



Technische Universität München
TUM School of Education
Professur für Fachdidaktik Life Sciences

Statische und dynamische Repräsentationen als Unterstützung bei mathematischen Modellierungsaufgaben in der Biologie

Dagmar Evelyn Frick

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät TUM School of Education der
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Philosophie (Dr. phil.)
genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Prof. Dr. Christina Seidel
Prüfende der Dissertation: 1. Prof. Dr. Claudia Nerdel
2. Prof. Dr. Philipp Schmiemann

Die Dissertation wurde am 26.09.2019 bei der Technischen Universität München
eingereicht und durch die Fakultät TUM School of Education am 09.12.2019
angenommen.



Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird im Text verallgemeinernd das generische Maskulinum verwendet. Diese Formulierungen umfassen gleichermaßen weibliche und männliche Personen. Alle sind damit gleichberechtigt angesprochen.

Zusammenfassung

In der Biologie finden sich zahlreiche Modelle (z.B. populationsdynamische Wachstumsmodelle), die mit Hilfe von Mathematik erklärt werden können. Um solche mathematischen Modelle im biologischen Kontext besser verstehen zu können, sind vertiefte Einsichten in den Prozess der mathematischen Modellierung hilfreich. Dieser Prozess beruht auf der wechselseitigen Übersetzung zwischen realen Phänomenen und ihrer Erklärung mit Hilfe mathematischer Werkzeuge. Dieser mathematische Modellierungsprozess wurde bereits in unterschiedlichen naturwissenschaftlichen Kontexten zumeist aus Chemie oder Physik betrachtet. Studien, die explizit die mathematische Modellierung in biologischen Kontexten untersuchen, sind bis jetzt nicht zu finden. Diese Verknüpfung ist jedoch von besonderem Interesse, da Mathematik in der Biologie zwar eine bedeutende Rolle spielt, jedoch überwiegend auf Missverständnis oder Ablehnung stößt. In dieser Arbeit wurde deshalb der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf entwickelt, um die mathematische Modellierung in der Biologie theoretisch konzeptualisieren zu können. Das Besondere an diesem Kreislauf ist die Möglichkeit der qualitativen mathematischen Modellierung über mathematische Relationen.

Um diesen aktiven Modellierungsprozess zu unterstützen, kann die Verwendung externer Repräsentationen hilfreich sein, da diese sowohl die reale Situation als auch abstrakte Inhalte abbilden können. In zwei empirischen Studien wurde daher untersucht, ob durch den Einsatz verschiedener externer Repräsentationskombinationen bei der Bearbeitung von mathematischen Modellierungsaufgaben in der Biologie, sowohl die mathematische als auch die biologische Modellierungskompetenz von Lernenden gefördert und damit das Verständnis über biologische Prozesse unterstützt werden kann. Als Repräsentationen wurden Abbildungen mit einem hohen Grad an Realität (Schemazeichnungen) mit abstrakten Abbildungen (Liniendiagramme) verglichen. Als weiteres Gestaltungsmerkmal wurde die Dynamik der Darstellungen (statisch vs. dyna-

misch) variiert. Aus der Multimediaforschung ist zudem bekannt, dass die Expertise der Lernenden die Informationsentnahme und Integration von externen Repräsentationen beeinflussen kann, daher wurde auch sie als Einflussvariable berücksichtigt. Die Frage war, ob sich Studierende mit unterschiedlichem themenspezifischen Vorwissen in den Fächern Biologie und Mathematik in ihrem Modellverständnis unterscheiden und ob sie aufgrund ihrer unterschiedlichen Vorbildung unterschiedliche Präferenzen bezüglich der zur Verfügung gestellten Repräsentationen haben.

In einer ersten qualitativen Studie wurden zunächst die mentalen Modelle der Studierenden ($N=13$) zu drei verschiedenen populationsbiologischen Wachstumsprozessen erhoben, wobei die Studierenden statische Schemazeichnungen und Liniendiagramme zur Unterstützung erhielten. Es zeigte sich, dass der Einsatz von Liniendiagrammen bei der Bearbeitung von populationsbiologischen Problemstellungen Lernende in ihrer mathematischen Modellbildung wirksam anleiten und unterstützen kann. Jedoch zeigte sich auch, dass unabhängig von der Expertise, alle Teilnehmer große Schwierigkeiten bei der Mathematisierung der biologischen Inhalte hatten.

An diese Ergebnisse anknüpfend, wurde in einer zweiten quantitativen Studie, neben der Abstraktion der Darstellungen, als zusätzlicher Aspekt untersucht, ob es für das Verständnis der Studierenden hilfreich ist, wenn dynamischen Wachstumsprozesse mit Hilfe dynamischer Visualisierungen dargestellt werden. Analog zu den Ergebnissen der ersten Studie zeigte sich, dass wiederum alle Teilnehmer ($N=80$) große Schwierigkeiten bei der Mathematisierung der biologischen Inhalte hatten. Bezogen auf die unterschiedlichen Repräsentationen konnte festgestellt werden, dass abstrakte Darstellungen in Form von Liniendiagrammen besser unterstützend bei der Aufgabenbearbeitung waren, als realistische Darstellungen in Form von Schemazeichnungen. Darüber hinaus konnte festgestellt werden, dass prinzipiell die statische Darstellung in Form von vier prototypischen Key States besser unterstützend bei der Bearbeitung der Aufgaben waren, als die entsprechenden dynamischen Darstellungen. Wichtig zu betonen ist jedoch, dass dies nicht für alle Expertisegruppen gilt. Studierende, die weder ein ausgeprägtes themenspezifisches Vorwissen aus der Biologie, noch aus der Mathematik besitzen, erzielten die besten Leistungen bei Verwendung von dynamischen Liniendiagrammen.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	iii
1 Einleitung	1
2 Theoretischer Hintergrund	5
2.1 Modelle und der Prozess der Modellierung in der Biologie	5
2.2 Mathematische Modellierung in der Biologie	8
2.2.1 Populationsbiologische Wachstumsmodelle als Beispiel mathematischer Modelle in der Biologie	9
2.2.2 Mathematische Modellierung als besonderer Modellierungsprozess	15
2.2.3 Der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf	19
2.2.4 Schwierigkeiten und Grenzen bei der mathematischen Modellierung	25
2.3 Bedeutung von Repräsentationen für das mathematische Modellieren . .	27
2.3.1 Externe und interne Repräsentationen	27
2.3.2 Dynamische externe Repräsentationen	31
2.3.3 Die kognitive Verarbeitung von Texten und Bildern	36
2.3.4 Der <i>structure mapping effect</i> als Wirkungsfaktor von externen auf interne Repräsentationen	40
2.4 Der Einfluss des domänenspezifischen Vorwissens auf den Umgang mit Repräsentationen	42
2.5 Repräsentationskombinationen im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf	45
3 Ziele und übergeordnete Fragestellung	49
4 Studie I	51
4.1 Forschungsfragen und Hypothesen Studie I	51

4.2	Material und Methoden Studie I	55
4.2.1	Stichprobe	55
4.2.2	Studiendesign und Durchführung der Studie	55
4.2.3	Gestaltung der Lernumgebung	57
4.2.4	Erhebungsinstrumente und -methoden	62
4.2.5	Auswertungsmethoden	66
4.2.6	Statistische Analysemethoden	67
4.3	Ergebnisse Studie I	70
4.3.1	Finales Kategoriensystem mit exemplarischen Belegen	70
4.3.2	Einfluss der Expertise auf die Bearbeitung der Lernumgebung	74
4.3.3	Einfluss der Repräsentation auf die Bearbeitung der Lernumgebung	78
4.3.4	Bedeutung der Ergebnisse für den biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf	88
4.3.5	Statistische Analyse des Einflusses von Repräsentation und Exper- tise auf die Bearbeitung der Lernumgebung	95
4.3.6	Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fä- higkeitsselbstkonzepts	97
4.4	Diskussion Studie I	102
4.4.1	Methodische Diskussion	102
4.4.2	Inhaltliche Diskussion	104
4.5	Zwischenfazit und Schlussfolgerungen für Studie II	115
5	Studie II	117
5.1	Forschungsfragen und Hypothesen Studie II	117
5.2	Material und Methoden Studie II	121
5.2.1	Stichprobe	121
5.2.2	Studiendesign und Durchführung der Studie	122
5.2.3	Gestaltung der Lernumgebung	124
5.2.4	Erhebungsinstrumente	128
5.2.5	Statistische Analysemethoden	130
5.3	Ergebnisse Studie II	133
5.3.1	Häufigkeiten der erfolgreichen und abgebrochenen Bearbeitungen	133

5.3.2	Testleistung innerhalb der drei Problemstellungen im Vergleich . .	135
5.3.3	Wirkung der Expertise auf die Testleistung	135
5.3.4	Wirkung der Abstraktion auf die Testleistung	138
5.3.5	Wirkung der Dynamik auf die Testleistung	139
5.3.6	Wechselwirkung von Expertise und Abstraktion auf die Testleistung	141
5.3.7	Wechselwirkung von Expertise und Dynamik auf die Testleistung	143
5.3.8	Wechselwirkung von Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung	145
5.3.9	Wechselwirkung von Expertise, Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung	147
5.3.10	Deskriptive Itemanalyse	151
5.3.11	Kriteriengeleitete Bildung von Item-Kategorien	160
5.3.12	Wirkung der Expertise auf die Bearbeitung ausgewählter Items . .	161
5.3.13	Wirkung der Abstraktion auf die Bearbeitung ausgewählter Items	164
5.3.14	Wirkung der Dynamik auf die Bearbeitung ausgewählter Items . .	164
5.3.15	Wechselwirkung von Abstraktion und Dynamik auf die Bearbei- tung ausgewählter Items	165
5.3.16	Wechselwirkung von Expertise, Abstraktion und Dynamik auf die Bearbeitung ausgewählter Items	166
5.3.17	Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fä- higkeitsselbstkonzepts	169
5.4	Diskussion Studie II	176
5.4.1	Methodische Diskussion	176
5.4.2	Inhaltliche Diskussion	179
6	Ausblick und Relevanz	199
6.1	Implikationen für die (fachdidaktische) Lehr-Lernforschung	199
6.2	Praxisrelevanz für Schule sowie Lehrerbildung und -fortbildung	202
Danksagung		205
Abbildungsverzeichnis		207
Tabellenverzeichnis		211

Literatur	215
A Anhang	235
A.1 Studie I	235
A.1.1 Material Studie I	235
A.1.2 Ergebnisse Studie I	236
A.2 Studie II	246
A.2.1 Material Studie II	246
A.2.2 Ergebnisse Studie II	246

1 Einleitung

„Wenn ich schon Gleichungen sehe, dann gehen meine Haare hoch.“
(Studierende des Lehramts Biologie)

Werden Schüler im naturwissenschaftlichen Unterricht mit Mathematik konfrontiert, zeigen sie oft kein Verständnis dafür, diese unterschiedlichen Fächer miteinander zu kombinieren (Schmidt, Bell & Wainwright, 1975). Dieses Phänomen ist auch bei Studierenden der Biologie zu beobachten. Ortiz (2006) konnte aus ihrer eigenen Erfahrung heraus feststellen, dass Biologiestudierende häufig große Schwierigkeiten damit haben, einfache mathematische Berechnungen durchzuführen und deswegen versuchen, jeglicher Mathematik in ihrem Studium aus dem Weg zu gehen.

Dass Biologie und Mathematik jedoch eng miteinander verbunden sind, zeigt sich darin, dass die Komplexität und die Vielfalt lebender Organismen häufig auf einfache Regeln zurückzuführen sind, die mit rechnerischen und mathematischen Mitteln erforscht werden können (Kauffman, 1993). Auch zeigt sich die Bedeutung der Mathematik für Naturwissenschaften darin, dass sie in jeder Phase der Wissenschaft anzutreffen ist: bei der Gestaltung eines Experiments, bei der Suche nach Reaktionsmustern, oder auch bei der Suche nach zugrundeliegenden Mechanismen (Karsai & Kampis, 2010). Generell gilt, dass Mathematik in den Naturwissenschaften eine bedeutende Rolle spielt (Cohen, 2004; Jungck, 2011). So wird Mathematik nicht nur in allen Aspekten der naturwissenschaftlichen Denk- und Arbeitsweisen (Scientific Inquiry) benötigt (So, 2013), auch werden Mathematik und Naturwissenschaften auf ähnliche Weise gelernt (Bossé, Lee, Tammy, D., Swinson & Faulconer, 2010). Beide Wissenschaften sind interessiert an der Entdeckung von Mustern und Beziehungen und verfügen über ähnliche Arbeitsweisen, wie dem Erkunden oder Problemlösen (Pang & Good, 2000).

Besonders interessant ist eine Gemeinsamkeit, die Pang und Good (2000) zwischen den beiden Fachdisziplinen herausgestellt haben: Mathematik und Naturwissenschaften

sollen mit realen Situationen verbunden werden, damit Schüler lernen und verstehen, wie verschiedene Fächer gemeinsam zur Lösung eines authentischen Problems eingesetzt werden können. In der Tat konnten einige Studien zeigen, dass die Integration von Mathematik, Bioinformatik oder Statistik in den Biologieunterricht zu einer Erhöhung der quantitativen und analytischen Fähigkeiten der Studierenden führen kann (Campbell et al., 2006; McEwen et al., 2009; Metz, 2008). Doch kann diese Verknüpfung der unterschiedlichen Fachdisziplinen nicht nur zu einer Förderung der mathematischen Denk- und Arbeitsweisen im naturwissenschaftlichen Unterricht führen. Madlung, Bremer, Himmelblau und Tullis (2011) konnten in ihrer Studie zeigen, dass die Integration von Mathematik in den Biologielehrplan vor allem leistungsstärkere Lernende dabei unterstützen kann, auch ein besseres Verständnis der zugrunde liegenden biologischen Prinzipien und Konzepte zu erlangen. Allerdings wurde vergleichsweise selten untersucht, wie sich die Integration von Mathematik in den Biologieunterricht auf das Verständnis der biologischen Konzepte auswirkt (Madlung et al., 2011).

Diese positiven Effekte, sowohl auf die mathematischen, als auch auf die biologischen Denk- und Arbeitsweisen, legen ein integriertes Konzept des Lernens von Mathematik und Naturwissenschaften nahe (Artigue & Blomhøj, 2013; Davison, Miller & Metheny, 1995). Eine Möglichkeit dieses integrierte Lernen bereits in der Schule umzusetzen, ist das Konzept der mathematischen Modellierung. Mathematische Modelle lassen sich in unserem alltäglichen Leben finden, wobei sie häufig in Verbindung mit leistungsfähigen technologischen Werkzeugen stehen (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Unter mathematischer Modellieren wird allgemein die wechselseitige Übersetzung zwischen der Realität und der Mathematik verstanden (Blum & Leiß, 2006). Der Prozess der mathematischen Modellierung und damit verbunden der Aufbau von Modellierungskompetenz, soll wiederum den Schülern dabei helfen, die Welt besser zu verstehen (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Durch den Aufbau einer individuellen Modellierungskompetenz werden Schüler befähigt, als mündige Bürger gesellschaftliche Entwicklungen kritisch beurteilen zu können (Blum & Borromeo Ferri, 2009).

In der Forschung gibt es mittlerweile einige Studien, die das mathematische Modellieren in naturwissenschaftlichen Fächern beleuchten (vgl. Goldhausen & Di Fuccia, 2015; Kimpel, 2018; Massolt, Nowak, Trump & Borowski, 2016; Uhden, 2012). Die meisten dieser Studien thematisieren jedoch die Verknüpfung von Mathematik mit Chemie oder

Physik. Studien, die konkret die mathematische Modellierung in biologischen Kontexten untersuchen, sind bis jetzt nicht zu finden. Doch vor allem diese Verknüpfung ist von besonderem Interesse, da Mathematik in biologischen Kontexten zwar eine bedeutende Rolle spielt, jedoch überwiegend auf Missverständnis oder Ablehnung stößt.

Ziel dieser Arbeit ist es daher, mathematische Modellierung in einem biologischen Umfeld näher zu untersuchen. Biologie gilt in weiten Bereichen als sehr anschaulich und realitätsnah, die mathematische Beschreibung der biologischen Inhalte jedoch als eher abstrakt. Um diese Lücke zwischen diesen deutlich unterschiedlichen Abstraktionsgraden schließen zu können, ist die Unterstützung durch geeignete Repräsentationen sinnvoll (vgl. Ainsworth, 1999; Eitel, Scheiter, Schüler, Nyström & Holmqvist, 2013; J. K. Gilbert, 2005). Je nach Form der Repräsentation ist es möglich unterschiedliche Aspekte zu visualisieren. So können zum Beispiel mit Liniendiagrammen abstrakte mathematische Inhalte, mit Schemazeichnungen dagegen reale Situation (z.B. das Wachstum einer Population in der Natur) abgebildet werden. Dynamische Visualisierungen besitzen wiederum ein größeres Potential zeitliche Veränderungen eines Prozesses darstellen zu können, als statische Visualisierungen. Mit Hilfe dieser Arbeit soll daher untersucht werden, ob der Einsatz verschiedener externer Repräsentationen hilfreich dabei sein kann, sowohl die mathematische als auch die biologische Modellierungskompetenz zu unterstützen und damit das Verständnis über biologische Prozesse fördern zu können.

2 Theoretischer Hintergrund

2.1 Modelle und der Prozess der Modellierung in der Biologie

Sollen im naturwissenschaftlichen Unterricht Eigenschaften von realen Objekten oder dynamischen Systemen vermittelt werden, werden meist Modelle verwendet, um relevante Aspekte und Zusammenhänge sichtbar zu machen (Schulte, 1978). Das besondere an Modellen ist, dass sie originale Realitäten abbilden können, unabhängig davon, ob diese materiell oder gedanklich sind (Nachtigall, 1978; Stachowiak, 1980; Upmeier zu Belzen, 2013). Hierbei ist jedoch zu betonen, dass Modelle nicht einfache Kopien der Originale sind. Es handelt sich bei Modellen um Abbildungen des Originals, die theoriegeleitet erstellt und auf wesentliche Eigenschaften konzentriert sind (Upmeier zu Belzen, 2013). Damit sind Modelle vereinfachte Repräsentationen von Originalen, mit denen naturwissenschaftliche Phänomene veranschaulicht werden können. Ihnen kommt jedoch auch im naturwissenschaftlichen Erkenntnisprozess eine besondere Bedeutung zu, da sie zum Erkunden von Naturwissenschaften dienen können (Nerdel, 2017; Upmeier zu Belzen, 2013).

Abhängig von den Zielen und Absichten, die verfolgt werden sollen, können Modelle aus unterschiedlichen Perspektiven betrachtet werden (Mahr, 2008): die Herstellungsperspektive (Modell *von* etwas) und die Anwendungsperspektive (Modell *für* etwas).

Bei Modellen *von* etwas steht die Verbindung zwischen dem realen Objekt und seiner entsprechenden Darstellungsform im Fokus (Gouvea & Passmore, 2017). Im Gegensatz dazu fokussieren Modelle *für* etwas das Wissen, das mit den Modellen vermittelt werden soll. Modelle können jedoch auch beide Perspektiven einnehmen. Modelle können dadurch *von* etwas, *für* einen bestimmten Zweck sein (Halloun, 2007).

Neben der Herstellungs- und Anwendungsperspektive können Modelle auch anhand weiterer Aspekte systematisiert und strukturiert werden (vgl. Boulter & Buckley, 2000;

Harrison & Treagust, 2000; Upmeier zu Belzen, 2013). Upmeier zu Belzen (2013) schlägt folgende Kategorisierung vor: Abhängig von ihrer Herstellung kann zwischen virtuellen (z.B. mathematische Abbildungen) und materiellen (z.B. zweidimensionale bildliche bzw. dreidimensionale körperliche) Modellen unterschieden werden. Bezogen auf ihren Abbildungsaspekt wird zwischen Strukturmodellen (möglichst originalgetreue Wiedergabe) und Funktionsmodellen (Abbildung von Prozessen) unterschieden. Wird der Konstruktionsprozess berücksichtigt, wird in Analogmodelle und Homologmodelle eingeteilt. Bei ersteren wird ein Original mit einem Gegenstand der Realität in Beziehung gesetzt, beim zweiten wird ein Original nachgebildet (Upmeier zu Belzen, 2013). Als letzte Kategorie kann die Art des Einsatzes gesehen werden. Es wird unterschieden zwischen Lehr-/Lernmodellen und Forschungsmodellen. Zu beachten ist, dass auch bei einem einzelnen Modell verschiedene Kriterien in Kombination vorliegen können (Nerdel, 2017).

Der Prozess der Modellierung

Im naturwissenschaftlichen Unterricht werden Modelle oft auf ihren gegenständlichen Charakter (aus was sie sind) reduziert und weniger Bezug auf ihre epistemische Funktion (wofür sie da sind) genommen (Gouvea & Passmore, 2017). Lernende neigen deshalb eher dazu, Modelle als Repräsentationen von bereits bekannten Dingen anzusehen und weniger als Werkzeuge zum Aufbau neuen Wissens (Gouvea & Passmore, 2017). Damit Modelle innerhalb des Erkenntnisprozesses als wichtige Werkzeuge zum Erkunden verstanden werden, muss dem Prozess der Modellierung im naturwissenschaftlichen Unterricht eine verstärkte Aufmerksamkeit zukommen, da er die Grundlage für wissenschaftliches Denken und Arbeiten ist (Gouvea & Passmore, 2017; Harrison & Treagust, 2000; Krüger, Kauertz & Upmeier zu Belzen, 2018; Passmore, Gouvea & Giere, 2014). Modellieren lässt sich auf die naturwissenschaftlichen Arbeitsweisen des Beobachten, Vergleichen, Ordnen und Experimentieren beziehen. Beim Modellieren werden Variablen auf theoretischer Ebene in der Modellwelt isoliert und manipuliert, beim Experimentieren hingegen findet diese Isolation und Manipulation in Form einer materiellen Umsetzung statt (Krüger et al., 2018; Mäki, 2005).

Modellierung ist eine komplexe Abfolge von Strategien (Svoboda & Passmore, 2013). Ziel ist es ausgehend von einem Original ein passendes Modell zu entwickeln. Aus

naturwissenschaftlicher Sicht kann Modellierung als eine zweckbezogene Konstruktion beschrieben werden, bei der (mentale) Modelle aus unterschiedlichen Perspektiven getestet und geändert werden (Fleige, Seegers, Upmeier zu Belzen & Krüger, 2016).

Nach Upmeier zu Belzen (2013) wird der Prozess der Modellierung folgendermaßen beschrieben: Der Ausgangspunkt von jedem Modellierungsprozess ist ein gegenständliches oder rein gedankliches *Original* mit unendlich vielen Eigenschaften. Aus diesem Original wird das *Denkmodell* abgeleitet. Dieses beinhaltet nur noch die für den Zweck des Modells als wesentlich erachteten Eigenschaften des Originals. Ausgewählt werden diese wesentlichen Eigenschaften durch den Modellierer selbst und beruhen auf Theorien und Hypothesen. Aus diesem Denkmodell wird wiederum das tatsächliche *Modell* konstruiert, wobei dieses wieder unendlich viele Eigenschaften besitzt. Modellierung ist damit die theoriebezogene Auswahl von wesentlichen Aspekten eines Originals (Upmeier zu Belzen, 2013).

Das im Rahmen des Modellierungsprozess externalisierte Modell kann zum einen als Medium ausgewählte Aspekte des Originals veranschaulichen (Modell *von* etwas), zum anderen kann das Modellieren als Methode zur naturwissenschaftlichen Erkenntnisgewinnung (Modell *für* etwas) dienen (Krüger et al., 2018). Das gebildete Modell ist jedoch nicht das final gültige Produkt des Modellierungsprozess. Modelle sind epistemische Werkzeuge, mit denen Erklärungen und Vorhersagen getroffen werden können (Knuuttila, 2011). Sie sind dynamische Einheiten, die je nach Bedarf konstruiert und verwendet werden, weshalb Modelle immer wieder geprüft und weiterentwickelt werden müssen (Krüger et al., 2018; Passmore et al., 2014). Bei dieser Weiterentwicklung kann das zugrundeliegende Denkmodell unverändert bleiben, während sich das Modell verändert. Jedoch kann sich auch das Denkmodell durch wissenschaftliche Erkenntnisse weiterentwickeln (Upmeier zu Belzen, 2013).

Modelle besitzen, entsprechend dem Zweck für den sie entwickelt wurden, nur einen eingegrenzten Anwendungsbereich und eine begrenzte Aussagekraft (Krüger et al., 2018). Nichtsdestotrotz ist die aktive Konstruktion von Modellen ein grundlegender Prozess für wissenschaftliche Kommunikation und das naturwissenschaftliche Denken im Unterricht. Dieses aktive Nutzen von Modellen im Rahmen des Erkenntnisprozesses wird auch als „Modellarbeit“ bezeichnet (Meisert, 2008). Sie umfasst nicht nur die prozedurale Kompetenz des Nutzens von Modellen, sondern vor allem die Fähigkeit zur eigenen

Entwicklung und Weiterentwicklung von Modellen (Meisert, 2008). Zusammen mit der grundlegenden Kenntnis über Modelle, dem so genannten „Modellwissen“, stellen sie die Basis für das übergeordnete „Modellverständnis“ dar, welches das Verstehen der Bedeutung von Modellen und der Modellarbeit umfasst (Meisert, 2008). Meisert (2008) konnte in ihrer Studie zeigen, dass durch eine konkrete Auseinandersetzung mit Modellen auf Basis einer aktiven Modellarbeit sowie das explizite Wissen über Modelle, Lernende erste Ansätze eines adäquaten Modellverständnisses selbstständig entwickeln können.

2.2 Mathematische Modellierung in der Biologie

Die mathematische Modellierung ist neben der Formalisierung und der Quantifizierung eine besondere Form der Mathematisierung im Biologieunterricht (Retzlaff-Fürst, 2013). Unter Mathematisierung wird die Beschreibung eines Phänomens aus der Natur mit Hilfe von mathematischen Systemen verstanden (Eck, Garcke & Knabner, 2017), wobei vor allem das Verständnis eines Sachverhalts erleichtert werden soll. Im Bezug auf den Biologieunterricht bedeutet das konkret, dass biologische Aussagen in mathematische Sprache übersetzt werden (Retzlaff-Fürst, 2013).

Mathematische Modelle

Wie in Kapitel 2.1 beschrieben, können Modelle zur Klassifizierung basierend auf ihrem Repräsentationsmodus und ihrer Repräsentationsform in unterschiedliche Kategorien zusammengefasst werden (vgl. Boulter & Buckley, 2000; Harrison & Treagust, 2000; Upmeier zu Belzen, 2013). Als eine besondere Form von Modellen sind hierbei mathematische Modelle hervorzuheben. Es handelt sich bei ihnen um virtuelle Modelle (Upmeier zu Belzen, 2013) bzw. Analogmodelle, die zum Aufbau von konzeptuellem Wissen dienen (Harrison & Treagust, 2000).

Mathematische Modelle bestehen aus bestimmten Objekten (Funktionen, Vektoren, Punktfolgen ...), die den grundlegenden Aspekten der realen Ausgangssituation gleichkommen, und entsprechenden Beziehungen zwischen diesen Objekten und den grundlegenden Aspekten (Blum, 1985). Sie sind also eine vereinfachende Darstellung der Realität, auf die mathematische Methoden angewandt werden können, um mathe-

matische Erklärungen zu erhalten (Greefrath, Kaiser, Blum & Borromeo Ferri, 2013). Mathematische Modelle dienen jedoch nicht nur zur Beschreibung der realen Welt, sie sind auch Funktionsmodelle in der theoretischen Welt, die der Erklärung, Berechnung und Vorhersage dienen (Kline, 1986; Malvern, 2000).

2.2.1 Populationsbiologische Wachstumsmodelle als Beispiel mathematischer Modelle in der Biologie

Zentraler Aspekt der mathematischen Modellierung ist die Verknüpfung realer Phänomene und ihrer Erklärung mit Hilfe mathematischer Werkzeuge. In der Biologie gibt es zahlreiche Zusammenhänge zwischen biologischen Phänomenen und ihrer mathematischen Erklärung. In fast allen Teildisziplinen der Biologie finden sich Modelle, die mit Hilfe von Mathematik erklärt werden können, zum Beispiel demographische Entwicklungen des Menschen, die Ausbreitung von Krankheiten im Bereich der Epidemiologie oder die Wahrscheinlichkeit für die Vererbung von bestimmten Merkmalen im Bereich der Populationsgenetik (Engel, 2010). Eines der bekanntesten mathematischen Modelle in der Biologie ist das Wachstum von Populationen. Es werden verschiedene mathematische Gleichungen eingesetzt, um Wachstums- und Zerfallsvorgänge zu beschreiben. Diese Gleichungen eignen sich wiederum zum Modellieren von Wechselwirkungen und dynamischen Prozessen (Engel, 2010). Alle Formen von populationsbiologischen Wachstumsmodellen können unter dem Oberbegriff der *Populationsdynamik* zusammengefasst werden. Populationsdynamik ist hierbei der Zweig der Biologie bzw. Ökologie, der sich mit dem Anwachsen und Schrumpfen von Populationen befasst (Engel, 2010). Im Rahmen der Populationsdynamik wird untersucht, wie sich eine Anzahl an Individuen in Bezug auf die gesamte Populationsgröße zeitlich verändert, wobei die Änderung auch negativ sein kann (Engel, 2010).

Aus mathematischer Sicht wird bezüglich dem Faktor Zeit zwischen diskreter und stetiger Modellierung unterschieden (Engel, 2010). Bei einer diskreten Modellierung finden die Änderungen nur zu fest vorgegebenen, diskreten Zeitpunkten statt. Bei einer stetigen Modellierung wird die Populationsgröße als differenzierbare Funktion $x(t), t \geq 0$ der stetig sich ändernden Variable „Zeit“ aufgefasst, mit $t \mapsto x(t)$ für die Anzahl der Individuen einer Population zum Zeitpunkt t (Engel, 2010).

Die diskrete Modellierung wird in Form von Differenzgleichungen ausgedrückt. Bei einer rekursiven Berechnung muss lediglich der Anfangsbestand X_0 bekannt sein, um aus einem Folgenglied seinen Nachfolger berechnen zu können (Engel, 2010). Um aus einem diskreten Modell ein stetiges Modell zu erhalten, werden die Zeittakte (Δt) zwischen den Vermehrungsschritten immer enger zusammen gelegt, bis die vorgegebenen Zeittakte so eng beieinander liegen, dass von einer kontinuierlichen Änderung ausgegangen werden kann (Engel, 2010). Für die stetige Modellierung von Wachstumsprozessen werden Differenzialgleichungen verwendet.

Der Vorteil einer diskreten Modellierung mit Hilfe von Differenzgleichungen ist die vergleichsweise einfache mathematische Behandlung, da weder Grenzwertbetrachtungen noch Differentiations- oder Integrationsmethoden benötigt werden, um Populationsentwicklungen berechnen zu können (Tietze, Klika & Wolpers, 2000). Mit Hilfe von Tabellenkalkulationsprogrammen können zum Beispiel einfach die jeweiligen Populationsgrößen entsprechend der vorgegebenen Zeittakte berechnet werden. Die Kritik an dieser Methode ist das aus biologischer Sicht relativ ungenaue Verfahren. Nur wenige Populationen vermehren sich zu fest vorgegebenen Zeitpunkten. Daher scheint die stetige Modellierung meist geeigneter. Hierbei ist allerdings zu berücksichtigen, dass Differenzialgleichungen schwieriger zu lösen sind und vertiefte mathematische Kenntnisse voraussetzen (Tietze et al., 2000).

Populationsbiologische Wachstumsmodelle

Zunächst soll die einfachste Form von Wachstumsmodellen, die zumeist schon aus dem schulischen Kontext bekannt sind (Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung, 2004a, 2004b, 2019b, 2019c), betrachtet werden: **Exponentielles Wachstum**. Das vereinfachte mathematische Modell basiert auf folgenden Annahmen: Eine einzige geschlossene, homogene Population bewohnt ein Habitat, ihr Wachstum ist dichteunabhängig und es stehen genügend Ressourcen zur Verfügung. Diese auf den ersten Blick einfache Situation führt zu verschiedenen Modellierungsansätzen (Müller & Kuttler, 2015). Es muss unterschieden werden, ob es sich aus mathematischer Sicht um einen diskreten oder um einen stetigen Wachstumsprozess handelt (vgl. 2.2.1).

Beim *diskreten* Wachstum wird angenommen, dass die Zunahme einer Population nur innerhalb von festen Zeitschritten erfolgt und diese Population jeweils in einem

einheitlichen Entwicklungsstadium betrachtet wird (Ableitinger, 2011; Engel, 2010; Müller & Kuttler, 2015; Tietze et al., 2000; Wilson, Bossert & Jacobs, 1973). Das diskrete Wachstumsmodell für exponentielles Wachstum lautet:

$$N_{n+1} = N_n \cdot a \quad (1)$$

mit der expliziten Lösung

$$N_n = N_0 \cdot a^n, \quad n \geq 1 \quad (2)$$

N_n steht für die Populationsgröße in der n -ten Generation. In der expliziten Lösung steht N_0 für die Startindividuenanzahl (Müller & Kuttler, 2015). Jedes Individuum hat durchschnittlich $a \in \mathbb{R}_+$ Nachkommen pro Generation, das der netto Reproduktionszahl entspricht, wobei das Element a eine positive reelle Zahl ist. Aufgrund des multiplikativen Zusammenhangs zwischen Ausgangspopulation N_0 und der durchschnittlichen Anzahl der Nachkommen a gilt: Ist a kleiner als 1, schrumpft die Population, ist a größer als 1, wächst sie.

In der Natur weisen nur wenige Arten eine solche Form der Vermehrung auf (u.a. monokarpe Pflanzen, semelpare Insekten/ Fische/ Säugetiere) (Kot, 2001). Überwiegend entspricht das Wachstum von Populationen einem über die Zeit kontinuierlichem Verlauf, weshalb eine *stetige* Modellierung meist passender erscheint. Das stetige exponentielle Wachstumsmodell kann folgendermaßen formuliert werden:

$$\frac{dN}{dt} = N \cdot r \quad (3)$$

unter Annahme der Anfangsbedingung von $N(0) = N_0$ mit der expliziten Lösung

$$N(t) = N_0 \cdot e^{r \cdot t} \quad (4)$$

Wenn $N(t)$ für die Anzahl an Individuen in einer Population steht, dann beschreibt $\frac{dN}{dt}$ die Änderungsrate der Population. Unter der Annahme, dass die Populationsgröße lediglich durch Geburten und Todesfälle beeinflusst wird und nicht durch Zu- bzw. Abwanderung, erhält man die intrinsische Wachstumsrate r . Sie entspricht der Differenz zwischen der Geburtenrate und Sterberate in einer Population und trägt die Einheit

t^{-1} . N_0 bezeichnet die Anzahl an Individuen, die zu Beginn vorhanden sind (Müller & Kuttler, 2015).

Da unbegrenztes Wachstum einer Population aufgrund von biotischen und abiotischen Einflussfaktoren unrealistisch ist und jedes natürliche Habitat nur eine begrenzte Kapazität aufweist, muss das Modell des exponentiellen Wachstums erweitert werden. Beim **logistischen Wachstum** wird angenommen, dass es sich um eine isoliert lebende Population ohne Zu- und Abwanderung handelt, die eine konstante Reproduktionsrate besitzt, und als zusätzlichen Aspekt einer festen Kapazitätsgrenze der Umwelt unterlegen ist (Ableitinger, 2011; Engel, 2010; Müller & Kuttler, 2015). Die Kapazitätsgrenze K beschreibt hierbei die maximale Anzahl an Individuen, die zeitgleich in einem Habitat angesiedelt sein können. Logistisches Wachstum folgt bei kleinen Populationen, bei denen noch viel Kapazität im Lebensraum frei ist, annähernd dem exponentiellen Wachstum. Sobald die Populationsgröße jedoch stark angestiegen ist, ist das Wachstum einem begrenzten Wachstumsmodell ähnlich (Engel, 2010). Auch für das logistische Wachstum kann wieder zwischen dem diskreten und stetigen Wachstumsmodell unterschieden werden.

Bei einem *diskreten* logistischen Wachstum einer Population wird wieder angenommen, dass die Zunahme einer Population nur innerhalb von festen Zeitschritten erfolgt und diese Population jeweils in einem einheitlichen Entwicklungsstadium betrachtet wird (Ableitinger, 2011; Engel, 2010; Müller & Kuttler, 2015; Tietze et al., 2000; Wilson et al., 1973). Die Glieder der Differenzenfolge Δ_n einer Zahlenfolge N_n , das heißt die einzelnen Zeitschritte, sind proportional zum Produkt aus dem gegenwärtigen Bestand N_n und dem Abstand des gegenwärtigen Bestandes N_n zur Kapazitätsgrenze K (Engel, 2010):

$$N_{n+1} = N_n + r \cdot N_n \cdot \left(1 - \frac{N_n}{K}\right) \quad (5)$$

Das Problem bei der diskreten logistischen Gleichung ist, dass unter Annahme der Anfangsbedingung von $N(0) = N_0$ keine exakte explizite Lösung der Gleichung gebildet werden kann, mit der man N_n direkt berechnen kann (Engel, 2010). Zum anderen zeigt sie chaotisches Verhalten für „große“ Werte von r . Für leicht veränderte Startwerte kann ein komplett anderer, unvorhersehbarer zeitlicher Verlauf erhalten werden (Müller & Kuttler, 2015). Deshalb ist es sinnvoll auch für das logistische Wachstum das *stetige* Zeitmodell zu betrachten. Unter der Annahme, dass

- ein Habitat eine Kapazitätsgrenze von $K(t)$ besitzt, wobei $K(t) > 0$ eine konstante Funktion ist;
- das Wachstum $\frac{dN}{dt}$ der Populationsdichte N direkt proportional zum verbleibenden Lebensraum $((K - N)$ bzw. $(1 - \frac{N}{K}))$ ist;

kann folgende stetige logistische Gleichung formuliert werden (Müller & Kuttler, 2015):

$$\frac{dN}{dt} = N \cdot r \cdot \left(1 - \frac{N}{K}\right) \quad (6)$$

Wird weiter angenommen, dass $r, K = \text{const.}$ erhält man folgende explizite Lösung:

$$N(t) = \frac{N_0 \cdot K}{e^{-r \cdot t} \cdot (K - N_0) + N_0} \quad (7)$$

Wird die stetige Gleichung des logistischen Wachstums mit der stetigen Gleichung des exponentiellen Wachstums verglichen, erkennt man, dass die Gleichung des exponentiellen Wachstums für die Beschreibung des logistischen Wachstums durch einen Term der Konkurrenz innerhalb einer Population erweitert wurde. Das logistische Wachstum baut dementsprechend direkt auf dem exponentiellen Wachstum auf. Wurde beim exponentiellen Wachstum zunächst von idealen Wachstumsbedingungen bei einer einzelnen Population ausgegangen, wurde diese Annahme, beruhend auf den biotischen und abiotischen Einflussfaktoren, beim logistischen Wachstum durch die Erweiterung, durch den Term der Konkurrenz innerhalb einer Population, bereits eingeschränkt. Aufbauend auf diesen beiden Wachstumsmodellen, wird nun im nächsten Wachstumsmodell, ebenfalls beruhend auf den biotischen und abiotischen Einflussfaktoren in der Natur, eine weitere Einschränkung des Wachstums mit berücksichtigt: die Konkurrenz zwischen verschiedenen Populationen.

Die letzte Form eines populationsbiologischen Wachstumsmodells, das vorgestellt werden soll, ist daher ein Zwei-Spezies-Modell, die **Konkurrenz zwischen zwei Arten**. Dieses Modell beschreibt die interspezifische Interaktion von Arten, wobei zwei grundlegende Eigenschaften angenommen werden (Müller & Kuttler, 2015):

- beide Arten konkurrieren um die selbe (begrenzte) Nahrung (z.B. innerhalb eines Habitats);

- jede Art wächst für sich alleine nach dem logistischen Wachstumsmodell und beeinflusst die Kapazität der anderen Art;

Generell gilt für dieses Modell, dass nur zwei Populationen betrachtet werden, ohne eine weitere explizite Berücksichtigung der Außenwelt. Unter der Bedingung, dass beide Arten exakt die selben Bedürfnisse haben, kommt es stets zu einer Verdrängung einer der beiden Populationen (Tietze et al., 2000).

Das Modell lässt sich diskret mit Hilfe zweier Differenzgleichungen beschrieben, wobei X für eine Art 1 und Y für eine Art 2 stehen (Ableitinger, 2011):

$$X_{t+1} = X_t + r_1 \cdot X_t \cdot \frac{K_1 - (X_t + \alpha_{12} \cdot Y_t)}{K_1} \quad (8)$$

$$Y_{t+1} = Y_t + r_2 \cdot Y_t \cdot \frac{K_2 - (Y_t + \alpha_{21} \cdot X_t)}{K_2} \quad (9)$$

Die Konstante α_i entspricht dem Konkurrenzkoeffizienten. Er beschreibt, wie stark der Konkurrenzeffekt einer Art auf eine weitere Art ist (Begon, Howarth & Townsend, 2017; Müller & Kuttler, 2015).

Für das stetige Konkurrenzmodell lauten die Gleichungen für zwei Arten N_1 und N_2 (Begon et al., 2017; Müller & Kuttler, 2015):

$$\frac{dN_1}{dt} = N_1 \cdot r_1 \cdot \frac{K_1 - (N_1 + \alpha_{12} \cdot N_2)}{K_1} \quad (10)$$

$$\frac{dN_2}{dt} = N_2 \cdot r_2 \cdot \frac{K_2 - (N_2 + \alpha_{21} \cdot N_1)}{K_2} \quad (11)$$

Sowohl für die diskrete als auch für die stetige Modellierung der Konkurrenz kann keine explizite Lösung mehr gebildet werden.

Wiederum kann man erkennen, dass für die mathematische Beschreibung der Konkurrenz die stetige Gleichung des exponentiellen Wachstums die Basis bildet. Neben der Erweiterung durch die Konkurrenz innerhalb der Art (vgl. logistisches Wachstum) kommt als zusätzlicher Aspekt die Konkurrenz zwischen den beiden Arten (Konkurrenzkoeffizient α_i) hinzu.

2.2.2 Mathematische Modellierung als besonderer Modellierungsprozess

In Kapitel 2.1 wurde bereits allgemein der Prozess der Modellierung, vor allem im naturwissenschaftlichen Kontext, beschrieben. Geht es darum, mathematische Modelle, wie die populationsbiologischen Wachstumsmodelle, zu konstruieren, kommt ein besonderer Modellierungsprozess zum Einsatz: der Prozess der mathematischen Modellierung (Greefrath et al., 2013).

Als eine der sechs allgemeinen Kompetenzen in den KMK Bildungsstandards Mathematik für den mittleren Schulabschluss ist das mathematische Modellieren verbindlich aufgenommen (Beschlüsse der Kultusministerkonferenz, 2004). Schülerinnen und Schüler sollen mathematische Begriffe, Strukturen und Relationen zwischen der Realität und der Mathematik übersetzen können sowie Ergebnisse interpretieren und prüfen können (Beschlüsse der Kultusministerkonferenz, 2004). Trotz dieser festen Verankerung in den Bildungsstandards spielt das mathematische Modellieren im Mathematikunterricht meist eine untergeordnete Rolle. Noch weniger Beachtung findet das mathematische Modellieren in anderen naturwissenschaftlichen Fächern. Grund hierfür kann sein, dass Modellieren nicht nur für Schüler, sondern auch für Lehrkräfte schwierig ist. Lehrkräfte benötigen Wissen aus der Praxis und müssen in ihrem Handeln flexibler sein, da der Unterricht durch das Modellieren offener und weniger vorhersehbar wird (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Oft werden deshalb die realen Problemsituationen soweit aus dem Kontext gelöst, dass lediglich die reine Anwendung der Mathematik ohne den konkreten Bezug zur Realität übrig bleibt (Blum & Borromeo Ferri, 2009).

Der Einsatz von mathematischen Modellierungsaufgaben im Unterricht verfolgt mehrere Ziele (vgl. Greefrath, 2010; Greefrath et al., 2013): (1) Schülerinnen und Schüler sollen in der Lage sein ihre Umwelt mit mathematischen Mitteln zu erschließen (*inhaltsorientierte Ziele*). (2) Modellierungsaufgaben stärken die Problemlösefähigkeiten bei Lernenden und tragen zu einer Förderung des Kommunizierens und des Argumentierens bei (*prozessbezogene Ziele*). (3) Mathematik soll als Wissenschaft wahrgenommen werden. Lernende sollen dazu befähigt werden, allgemeine mathematische Modelle kritisch beurteilen zu können (*allgemeine Ziele*). Generell soll den Lernenden aufgezeigt werden, dass Mathematik nicht nur um ihrer selbst Willen eingesetzt werden muss, sondern einen direkten Anwendungsbezug besitzt und dadurch zur Lösung außermathematischer Fragestellungen beitragen kann (Engel, 2010).

Mathematische Modellierungsprozesse werden häufig idealisiert als Kreislauf dargestellt (vgl. Borromeo Ferri, Greefrath & Kaiser, 2013; Galbraith, 2012). Nachfolgend werden unterschiedliche Beispiele solcher Modellierungszyklen präsentiert. Ausgehend von einem idealtypischen mathematischen Modellierungszyklus werden Kreisläufe vorgestellt, die, auf diesem aufbauend, mathematische Modellierungsprozesse in unterschiedlichen naturwissenschaftlichen Kontexten fokussieren.

Der mathematische Modellierungszyklus aus Sicht der Mathematik

Das erste Beispiel eines mathematischen Modellierungszyklus haben Blum und Leiß (2005) entwickelt. Der Modellierungsprozess besteht in der wechselseitigen Übersetzung zwischen der Realität und der Mathematik (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Unter Realität wird, in Anlehnung an Pollak (1979), der „Rest der Welt“ verstanden, wobei es sich um Natur, Gesellschaft, Alltag und andere wissenschaftliche Disziplinen handelt, die primär nichts mit Mathematik zu tun haben. Ziel dieses Modellierungszyklus ist es, dass Lernende die Fähigkeit erwerben, zwischen der Realität und der Mathematik in beiden Richtungen übersetzen zu können (Greefrath et al., 2013).

Als erster Schritt im Modellierungszyklus muss die *Realsituation* vom Lernenden verstanden werden. Lernende müssen ein passendes *Situationsmodell* konstruieren. Es handelt sich hierbei um die interne Repräsentation der Problemstellung im Arbeitsgedächtnis und entspricht dem, was der Lernende aus der Aufgabenstellung verstanden hat, beziehungsweise an bereits vorhandenes Vorwissen anknüpfen konnte. Das Situationsmodell muss nun vereinfacht, idealisiert und strukturiert werden. Aus dieser Präzisierung folgt das *Realmodell*. Der Lernende muss entscheiden, welche Aspekte für die Lösung der Fragestellung relevant sind und welche Aspekte der Ausgangssituation im Modell nicht weiter berücksichtigt werden müssen. Durch den Prozess des Mathematisierens wird das Realmodell in das *Mathematische Modell* überführt. Dieses entspricht einem vereinfachten mathematischen Abbild der Realität. Durch Anwendung mathematischer Werkzeuge (Gleichungen auflösen, Berechnungen durchführen, ...) werden *Mathematische Resultate* erhalten. Diese stellen das Ergebnis der mathematischen Bearbeitung des mathematischen Modells dar. Diese Ergebnisse müssen schließlich interpretiert werden. Diese Übersetzung der Mathematik zurück in die reale Welt führt zu *Realen Resultaten*. Die realen Resultate müssen auf Angemessenheit im Bezug auf das

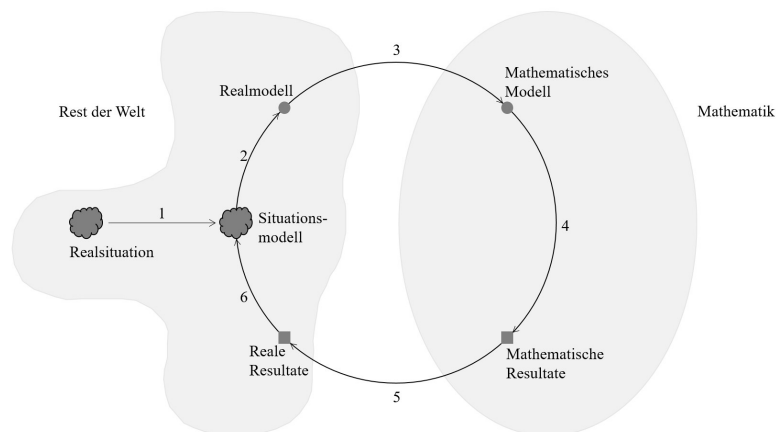


Abbildung 1: Mathematischer Modellierungszyklus nach Blum und Leiß, 2005, S. 19
 (1: Problemsituation verstehen, 2: Problem strukturieren/präzisieren, 3:
 Problem mathematisieren, 4: Mathematische Werkzeuge auswählen, erschaffen und anwenden, 5: Ergebnis interpretieren, 6: Ergebnis validieren)

Situationsmodell überprüft werden. Kommt der Lerner zum Schluss, dass sein Ergebnis des Modellierungsprozesses nicht passend zu seinem zuvor entwickelten mentalen Modell ist, muss der Modellierungszyklus erneut durchlaufen werden, oder das Situationsmodell den Ergebnissen angepasst werden (Blum & Leiß, 2006). In Abbildung 1 ist der gesamte Modellierungszyklus von Blum und Leiß (2005) mit den entsprechenden Teilprozessen des Modellierens dargestellt.

Der Vorteil dieses Modellierungszyklus, im Gegensatz zu anderen mathematischen Modellierungszyklen (vgl. Borromeo Ferri et al., 2013), liegt im ersten Modellierungsschritt, dem „Verstehen“ (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Es handelt sich um einen individuellen Konstruktionsprozess von der Ausgangssituation zur mentalen Repräsentation der Situation. Dieser detaillierte Verstehensprozess ist die erste kognitive Barriere für die Lernenden bei der Lösung von Modellierungsaufgaben und stammt ursprünglich aus der Forschung zum Textverständnis (vgl. Kintsch und Greeno (1985) und Kap. 2.3.1, Theoretical Approach von Johnson-Laird (1990)). Innerhalb dieses Modellierungszyklus kann somit gezielt zwischen internen Repräsentationen (=Situationsmodell) und externen Repräsentationen (=Realsituation, Realmodell, mathematisches Modell, mathematische Resultate, reale Resultate) unterschieden werden.

Der mathematische Modellierungszyklus aus Sicht der Physik

Wird der mathematische Modellierungszyklus auf die Physik adaptiert, ergibt sich eine neue Gestaltung des Ansatzes. Für die mathematische Modellierung in der Physik herrscht die Annahme, dass die Mathematik nicht losgelöst von der Physik stehen kann, sondern eine enge Verflechtung zwischen Physik und Mathematik besteht (Uhden, 2012). Darauf basierend hat Uhden (2012) das physikalische Mathematisierungsmodell zum Modellieren mathematischen Denkens in der Physik entwickelt, bei dem eine klare Verflechtung zwischen Physik und Mathematik besteht, jedoch darüber hinaus auch die reine mathematische Arbeit und das qualitative physikalische Verständnis mit berücksichtigt wird. Auf dem Modell von Uhden (2012) und dem Modellierungszyklus von Blum und Leiß (2005) aufbauend, haben Massolt et al. (2016) schließlich den physikalischen Modellierungskreislauf zum mathematischen Modellieren entwickelt. Sie unterscheiden in ihrem Modell zwischen drei verschiedenen Wissenswelten (problembereitstellende Welt, Welt des physikalischen Wissens und Welt der notwendigen Mathematik), wobei die „notwendige Mathematik“ in die Physik integriert ist.

Der mathematische Modellierungszyklus aus Sicht der Chemie

Ebenfalls basierend auf dem Modellierungskreislauf von Blum und Leiß (2005) wurde von Goldhausen und Di Fuccia (2015) ein eigener Modellierungszyklus für die Chemie entwickelt. Das besondere am mathematischen Modellieren innerhalb der Chemie ist, dass als Übergang zwischen der Realität und der Mathematik die Chemie steht (Kimpel, 2018). Beim mathematischen Modellieren in der Chemie ist die Chemie mit dem Rest der Welt verbunden, die Mathematik ist dagegen von diesen beiden Bereichen klar abgegrenzt. Um einen Wechsel zwischen der Realität und der Mathematik erreichen zu können, sind immer chemische Erklärungen auf submikroskopischer Ebene notwendig. Erst durch diesen Transfer in die Chemie ist es möglich, ein chemisches Modell der Situation erstellen zu können (Kimpel, 2018). Hat dieser erfolgreiche Transfer in die Chemie stattgefunden, können mathematische Werkzeuge benutzt werden, um das Problem zu lösen. Die Mathematik wird also nur als Werkzeug zur Quantifizierung betrachtet, während das Verständnis für das chemische Modell essentiell ist (Kimpel, 2018).

2.2.3 Der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf

Alle drei Modellierungszyklen, die im vorherigen Kapitel 2.2.2 vorgestellt wurden, setzen ihren Fokus auf unterschiedliche Aspekte. Sowohl bei der mathematischen Modellierung aus Sicht der Mathematik (Blum & Leiß, 2005), als auch bei der mathematischen Modellierung in der Physik (Massolt et al., 2016; Uhden, 2012) steht die tatsächliche Arbeit mit dem mathematischen Modell im Mittelpunkt. In der Physik wird die Mathematik als eng verflochten mit der Physik betrachtet und als Teil der physikalischen Wissenswelt erkannt. Dagegen wird beim mathematischen Modellieren in der Chemie (Goldhausen & Di Fuccia, 2015; Kimpel, 2018) die Mathematik nur als Werkzeug gesehen und der Schwerpunkt auf die Übersetzung des chemischen Modells in die submikroskopische Ebene gelegt.

Soll nun der mathematische Modellierungszyklus auf die Biologie adaptiert werden, können diese Erkenntnisse genutzt werden, wobei jedoch ein Transfer auf die spezifisch zwischen der Biologie und Mathematik ablaufenden qualitativen und quantitativen Modellierungsprozesse stattfinden muss. Um diesen Zusammenhang darzustellen, wurde der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf entwickelt, welcher in Abbildung 2 dargestellt ist und nachfolgend detailliert erläutert wird.

Das besondere am mathematischen Modellieren in der Biologie ist, dass bei den zu modellierenden biologischen Prozessen submikroskopische Strukturen aktiv sind, denen selbst Modellvorstellungen zugrunde liegen. Bei diesen biologischen Modellvorstellungen kann es sich um Funktionsprinzipien oder auch um je-desto-Beziehungen handeln. Die Funktion dieser biologischen Modelle kann zumeist mathematisch quantifiziert werden, wobei das qualitative Prinzip der Funktion meist auch ohne die quantitative mathematische Modellierung für das allgemeine Modellverständnis ausreichend ist. Soll zum Beispiel erklärt werden, wie schnell ein Enzym ein bestimmtes Substrat umsetzt, beruht dies auf der biologischen Modellvorstellung des „Schlüssel-Schloss-Prinzips“ bei Enzymreaktionen. Mit Hilfe des biologischen Modells kann die qualitative Aussage getroffen werden, dass zwischen zwei Zeitpunkten Substrat umgesetzt wird, es kann also das qualitative Prinzip von Enzymreaktionen erklärt werden. Jedoch erst durch die Beschreibung mit Hilfe des mathematischen Modells (vgl. Michaelis-Menten-Gleichung) können quantitative Aussagen darüber getroffen werden, wie hoch die Enzymaktivität ist und folglich in welcher Geschwindigkeit das Substrat umgesetzt wird.

Dass das qualitative Verständnis des Funktionsprinzips auch ohne die quantitative mathematische Modellierung für das allgemeine Modellverständnis ausreichend ist, wird häufig im schulischen Kontext beobachtet. Im Lehrplan findet sich eine solche Reduktion auf das qualitative Modell zum Beispiel zum Thema der „Beeinflussung von Enzymaktivität“ im Biologielehrplan der 10. Jahrgangsstufe an bayerischen Gymnasien. Hier wird im LehrplanPLUS explizit darauf hingewiesen, dass die Erarbeitung der Abhängigkeit der Reaktionsgeschwindigkeit von der Substratkonzentration ohne eine mathematische Herleitung stattfinden soll (Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung, 2019a). Mathematische Modellierung in der Biologie bedeutet also ein passendes quantitatives mathematisches Modell zu einem qualitativen biologischen Modell zu entwickeln.

Aufbau des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs

Die einzelnen Modellierungsschritte im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf wurden in Anlehnung an die Schritte des Modellierungszyklus von Blum und Leiß (2005) entwickelt. Innerhalb des Modellierungskreislaufs wird jedoch zwischen drei Ebenen unterschieden: (1) Die *biologische Phänomen-Ebene*, (2) die *biologische Modellebene* und (3) die *mathematische Modellebene*.

Ausgang der Modellierung ist auf biologischer Phänomen-Ebene ein in der Realität beobachtbares *biologisches Phänomen* und damit verbunden eine Fragestellung („*Der Goldlaufkäfer wandert neu in ein Waldgebiet ein und vermehrt sich dort. Wie viele Individuen sind im Jahr 2018 dort angesiedelt?*“; vgl. 4.2.3). Wird dieses biologische Phänomen vom Lernenden mental erfasst, bildet dieser ein *mentales Modell* der Situation. Dieses mentale Modell ist im Arbeitsgedächtnis angesiedelt und besteht zum einen aus den erfassten Informationen aus der Ausgangssituation, jedoch wird es auch mit bereits vorhandenem Vorwissen aus dem Langzeitgedächtnis ergänzt und erweitert (vgl. Kap. 2.3.3, Integriertes Modell des Text- und Bildverstehens von Schnotz, 2001). Das Vorwissen von Lernenden ist in biologischen Kontexten von besonderer Bedeutung, da diese bezüglich biologischer Themen aus ihrem Alltag bereits vielfältige, aber unterschiedlich wissenschaftlich elaborierte Vorkenntnisse mitbringen (vgl. Schrenk et al., 2018). Aufgrund dieser Überschneidung zwischen dem erfassten Phänomen und dem Abgleich

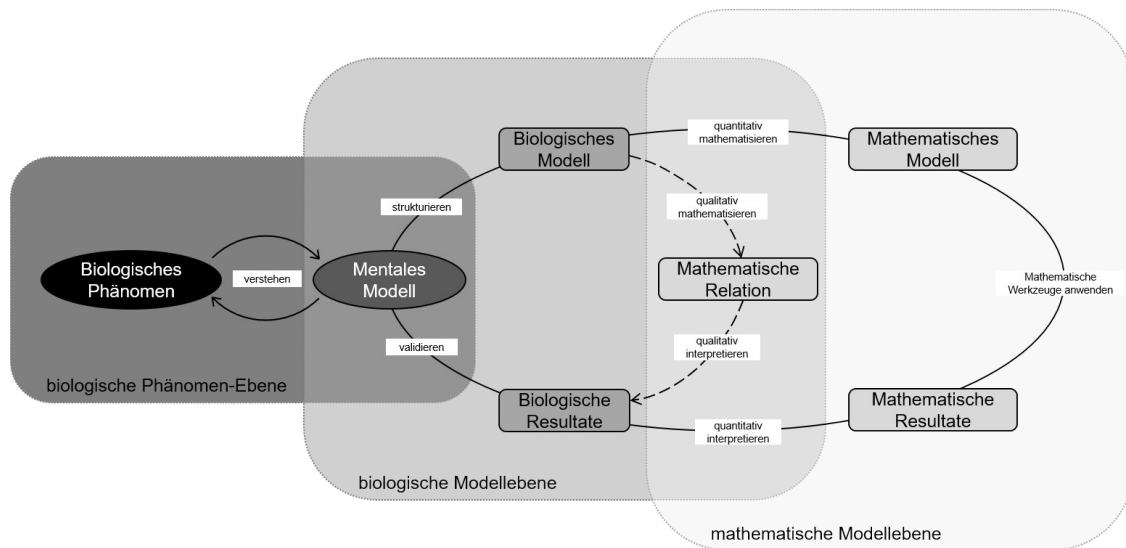


Abbildung 2: Biologisch-mathematischer Modellierungskreislauf

mit dem biologischen Vorwissen steht das mentale Modell als Bindeglied zwischen der biologischen Phänomen-Ebene und der biologischen Modellebene.

Die aus dem Text entnommenen Informationen und das bereits vorhandene Vorwissen werden nun genutzt, um im zweiten Modellierungsschritt durch Strukturierung und Vereinfachung ein *biologisches Modell* der Situation zu entwickeln. Aus biologischer Sicht existieren unzählige biotische und abiotische Einflussfaktoren in einem natürlichen System (z.B. dichteabhängige und -unabhängige Faktoren, intra- und interspezifische Konkurrenz, Klima, Mensch, Nahrung, Temperatur, ...), um die relevanten Zusammenhänge in ihrer realen Komplexität möglichst genau abzubilden. Aufgrund dieser unzähligen Faktoren müssen Vereinfachungen vorgenommen und idealisierte Bedingungen angenommen werden, um die Fragestellung beantworten zu können. Entsprechend dem allgemeinen Modellierungsprozess (vgl. Fleige et al., 2016; Upmeier zu Belzen, 2013) muss der Lernende in einem iterativen Verfahren gezielt die biologische Komplexität der Problemstellung drastisch reduzieren und nur ausgewählte relevante Hauptfaktoren, die auf die abhängige Variable wirksam sind, identifizieren und modellieren. Für das Beispiel des Wachstums der Goldlaufkäferpopulation in der Allacher Lohe (vgl. Kapitel 4.2.3) wird die idealisierte Situation angenommen, dass es sich um eine isoliert lebende Population ohne Zu- und Abwanderung handelt, die eine konstante Reproduktionsrate besitzt, und als zusätzlichen Aspekt einer festen Kapazitätsgrenze der Umwelt unterle-

gen ist (Ableitinger, 2011; Engel, 2010; Müller & Kuttler, 2015) (vgl. hierzu auch Kapitel 2.2.1).

Die hierauf folgenden Modellierungsschritte sind für den biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf entscheidend. Der Lernende kann zwischen zwei Modellierungswegen wählen. Bei beiden findet ein Wechsel zwischen der Modellebene der Biologie und der Modellebene der Mathematik statt, jedoch unterscheiden sie sich darin, ob ein qualitativer oder ein quantitativer mathematischer Modellierungsansatz zur Erklärung der Fragestellung herangezogen werden soll.

Bei einem qualitativen Modellierungsansatz werden durch Mathematisieren die im biologischen Modell für relevant erachteten und ausgewählten biologischen Faktoren in eine mathematische Form übersetzt, indem *mathematische Relationen* erstellt werden. Aus mathematischer Sicht sind sie eine Klassifizierung zur Beschreibung von Beziehungen zwischen Variablen (größer vs. kleiner, schneller vs. langsamer, ...) (Lehmann & Schulz, 2016), wobei nur qualitative Aussagen getroffen werden können, die noch sehr stark an das biologische Modell gebunden sind („Aufgrund der Kapazitätsgrenze können maximal 300 Goldlaufkäfer angesiedelt sein, woraus die mathematische Relation folgt $N(2018) \leq 300$.“). Mathematische Relationen befinden sich als Verbindungsglied sowohl in der Ebene der Mathematik, als auch in der Ebene der Biologie. Im darauffolgenden Modellierungsschritt werden diese qualitativen mathematischen Relationen qualitativ interpretiert, wodurch man *biologische Resultate* erhält („Populationen können aufgrund biotischer und abiotischer Umweltfaktoren nur bis zur Kapazitätsgrenze der Umwelt anwachsen. Die Größe der Goldlaufkäferpopulation kann somit einen Wert von minimal 0 und maximal 300 besitzen.“). Für das allgemeine Modellverständnis ist es im Prinzip ausreichend, dass der Lernende verstanden hat, dass die Kapazitätsgrenze der limitierende Faktor des Wachstums der Goldlaufkäferpopulation ist. Alleine über das biologische Modellverständnis der Kapazitätsgrenze und die Beschreibung ihrer Auswirkung über die mathematische Relation, kann damit schlussgefolgert werden, dass maximal 300 Käfer angesiedelt sein können. Für die Beantwortung der Frage und daraus folgend das allgemeine Modellverständnis ist der Weg der qualitativen Mathematisierung ausreichen. Die qualitative mathematische Modellierung stellt somit eine Art „Shortcut“ im Modellierungsprozess dar.

Wurde nach Bildung eines biologischen Modells ein quantitativer Modellierungsansatz gewählt, werden ebenfalls durch Mathematisieren die im biologischen Modell für relevant erachteten biologischen Faktoren in eine mathematische Form transferiert, wobei im Vergleich zu den mathematischen Relationen, ein komplexeres *mathematisches Modell* gebildet wird. Die biologischen Faktoren werden in ein mathematisches Symbolsystem übersetzt und in eine mathematische Gleichung gebracht, die der Beantwortung der Fragestellung dient. Für das Wachstum der Goldlaufkäferpopulation gilt, dass die Veränderung der Individuenzahl in einem Zeitabschnitt dem Produkt aus der vorhandenen Individuenzahl, der Wachstumsrate und einem Term für die Konkurrenz innerhalb einer Population gleichzusetzen ist. Die entsprechende Gleichung lautet demnach (vgl. Kapitel 2.2.1):

$$\frac{dN}{dt} = N \cdot r \cdot \left(1 - \frac{N}{K}\right) \quad (12)$$

Ein großer Vorteil des quantitativen Mathematisierens ist die Quantifizierung der Variablen. Hierdurch können zum Beispiel konkrete Werte in „messwertlosen“ Zwischenbereichen extrapoliert werden. Allerdings geht durch den Wechsel des Symbolsystems den Variablen die Anschaulichkeit verloren, weshalb die mathematischen Modelle vollständig auf der Ebene der Mathematik angesiedelt sind.

Ist das mathematische Modell formuliert, erhält man im nächsten Modellierungsschritt, durch Anwendung von Rechenverfahren *mathematische Resultate*. Die hierbei erhaltenen Ergebnisse sind in der Regel abstrakte Zahlen, die eine quantitative Antwort auf die Fragestellung liefern. Sowohl die mathematische Gleichung zur Veränderung des Systems als auch die daraus folgenden Ergebnisse stellen ein Modell unter Idealbedingungen dar, das es unter natürlichen Bedingungen nicht gibt. In weiteren Iterationen müssen deshalb zusätzlich Korrekturfaktoren ergänzt werden, um der biologischen Realität in der mathematischen Beschreibung wieder näher zu kommen („Was bedeutet ein Wert von 299,27 im Jahr 2018? Wofür steht diese Zahl aus biologischer Sicht?“). Durch diese quantitative Interpretation der Ergebnisse und den Transfer aus der mathematischen Modellebene zurück in die biologische Modellebene, werden *biologische Resultate* generiert.

Unabhängig davon, ob qualitativ oder quantitativ mathematisch modelliert wurde, muss im letzten Modellierungsschritt eine Validierung der biologischen Resultate stattfinden. Hierbei müssen alle zuvor ausgeschlossenen biotischen und abiotischen

Faktoren wieder eingebunden und bei der Interpretation berücksichtigt werden. Die Lernenden gleichen ihre biologischen Resultate mit ihrem zuvor entwickelten *mentalen Modell* ab und entscheiden darüber, ob ihr erhaltenes Ergebnis wahrscheinlich ist oder nicht. Wird das im Rahmen der biologisch-mathematischen Modellierung erhaltene Ergebnis als valide festgestellt, kann es schließlich zur Erklärung und zum Verstehen des biologischen Phänomens genutzt werden. Erscheint es nicht valide, muss der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf erneut durchlaufen werden.

Fazit

Die Besonderheit des biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf ist die Aufteilung des Kreislaufs in drei Ebenen (biologische Phänomen-Ebene, biologische Modellebene und mathematische Modellebene). Die Ausgangsebene des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs entspricht der biologischen Phänomen-Ebene. Der Lernende kann lediglich durch das makroskopisch beobachtete Phänomen und sein bereits vorhandenes Vorwissen ein mentales Modell der Situation entwickeln. Dieses mentale Modell kann abhängig vom Vorwissen, sowohl biologische als auch mathematische Aspekte beinhalten. Sobald das Phänomen aus biologischer Perspektive analysiert wird, wird der ersten Ebene die zweite Ebene des biologischen Modells hinzugefügt. Diese Ebene kann sowohl makroskopisch, mikroskopisch als auch submikroskopisch sein und entspricht einer nicht-quantifizierenden beziehungsweise klassifizierenden biologischen Modellebene. Als dritte Ebene kommt die Mathematik hinzu. Hierbei werden das zuvor aufgebaute mentale und biologische Modell um ein mathematisches Modell erweitert. Durch jedes Hinzufügen einer neuen Modellebene wird das gesamte Modell komplexer und durch weitere Erklärungsansätze insgesamt elaborierter. Durch die Unterscheidung zwischen qualitativer und quantitativer mathematischer Modellierung innerhalb der mathematischen Ebene, wird eine weitere Graduierung bezüglich der Komplexität des Modells erreicht. Wird der Weg der qualitativen Mathematisierung gewählt, bleibt ein biologisches Modell den gesamten Modellierungsprozess über konsequent im Mittelpunkt. Daraus folgend wird passend zum qualitativen biologischen Modell auch nur ein qualitatives mathematisches Modell entwickelt. Dies ist jedoch wiederum ausreichend, um qualitativ die Fragestellung beantworten zu können. Die Ebene der Mathematik

dient lediglich als Werkzeug im gesamten Modellierungsprozess (vgl. mathematische Modellierung in der Chemie Kap. 2.2.2, Goldhausen & Di Fuccia, 2015; Kimpel, 2018).

Untereinander können sich die drei Modellebenen wiederum beeinflussen. Ist ein fehlerhaftes bzw. wenig erklärungsmächtiges mentales Modell Ausgangspunkt für die weiteren Modellierungsschritte, kann dies negative Auswirkungen auf die Bildung des biologischen und mathematischen Modells haben. In umgekehrter Richtung kann auch ein fehlerhaft bzw. wenig erklärungsmächtiges entwickeltes mathematisches Modell Einfluss auf das mentale Modell des Lernenden haben.

2.2.4 Schwierigkeiten und Grenzen bei der mathematischen Modellierung

Viele Studien konnten zeigen, dass Schüler und Studierende bei der Bearbeitung und Lösung von mathematischen Modellierungsaufgaben Schwierigkeiten haben (vgl. Blum & Borromeo Ferri, 2009; Blum & Schukajlow, 2018; Borromeo Ferri, 2011; Galbraith & Stillman, 2006; Goldhausen & Di Fuccia, 2015; Kimpel, 2018; Schukajlow, 2006; Uhden, 2016).

Mathematikdidaktische Studien konnten zeigen, dass diese Schwierigkeiten zum einen auf die von Natur aus gegebene hohe kognitive Komplexität dieser Aufgaben und den damit verbundenen Anforderungen an die Kompetenzen der Lernenden zurückzuführen sind (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Die mathematische Modellierung einer realen Problemsituation unterliegt generellen Grenzen. Die komplexe Struktur der Realität kann nie vollständig in einem mathematischen Modell abgebildet werden. Es kann immer nur ein begrenzter Ausschnitt beziehungsweise Aspekt in eine mathematische Form gebracht werden (S. F. Gilbert, 2018; Henn, 2002). Zum anderen treten auch innerhalb des mathematischen Modellierungszyklus bei den einzelnen Teilprozessen empirisch belegbare kognitive Barrieren auf (Galbraith & Stillman, 2006; Schukajlow, 2006). Im ersten Schritt des mathematischen Modellierungsprozesses (vgl. Kap. 2.2.2) kann es aufgrund eines fehlerhaften Verständnis einer Problemstellung dazu kommen, dass Lernende den Kontext ignorieren und lediglich alle Zahlenwerte aus einem Text entnehmen und mit diesen Werten Berechnungen nach einem ihnen vertrauten Schema durchführen (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Auch bei der Vereinfachung und Strukturierung des Situationsmodells zum Realmodell können Hindernisse auftreten. Es ist möglich, dass Lernende zwar passende mentale Modelle der realen Situation konstruieren können,

jedoch nicht in der Lage sind, basierend auf dieser mentalen Repräsentation, passende Annahmen treffen zu können, die zur Beantwortung der Fragestellung beitragen können (Blum & Borromeo Ferri, 2009). Eine weitere Schwierigkeit liegt in der Bewertung der Aufgabenlösung. Sollen die Lernenden ihre Ergebnisse validieren, prüfen sie oft nicht, ob ihr Ergebnis vernünftig und angemessen ist, sondern nehmen es einfach als richtig an, beziehungsweise verlassen sich ausschließlich darauf, dass die Lehrkraft die Richtigkeit der Lösung vorgibt (Blum & Borromeo Ferri, 2009).

Interessant ist, dass die Verknüpfung der Mathematik mit realen Bezügen häufig mit einer gesteigerten Motivation seitens der Lernenden sowie einem leichteren Zugang zur Mathematik verbunden wird. Es konnte jedoch gezeigt werden, dass der Einbezug von Alltagswissen als zusätzliche Hürde beim Modellieren empfunden werden kann (Busse, 2013; Planinic, Ivanjek, Susac & Milin-Sipus, 2013; Woolnough, 2000).

Bei der inhaltlichen Verbindung von Mathematik und anderen Naturwissenschaften zeigen sich teilweise große Verständnisprobleme bei der Übersetzung zwischen den Wissenschaften. Uhden (2016) untersuchte die Übersetzungsfähigkeit zwischen Mathematik und Physik, wobei er feststellen konnte, dass Schüler hierbei teilweise gravierende Probleme besitzen. Sie verfügen nur über ein mangelndes Verständnis der elementaren Bedeutungen mathematischer Strukturen in der Physik, so dass ein sinnvoller Umgang mit Formeln nur schwer möglich war. Bei der Verknüpfung zwischen Mathematik und Chemie konnte Kimpel (2018) zeigen, dass Studierende zwar über das nötige mathematische Grundwissen verfügen, mathematische Modellierungsaufgaben bearbeiten zu können, jedoch Schwierigkeiten dabei haben, diese mathematischen Fähigkeiten in einem chemischen Kontext einzusetzen.

2.3 Bedeutung von Repräsentationen für das mathematische Modellieren

Modellieren (vgl. Kap. 2.1) kann genau wie Lernen aus konstruktivistischer Sicht als ein aktiver Prozess gesehen werden. Der Lernende muss selbstständig Wissen generieren, indem neues Wissen in bestehendes Wissen integriert wird (vgl. Mietzel, 2007). Für einen erfolgreichen Wissenserwerb müssen daher Prozesse der Auswahl, der Organisation und der Verarbeitung von Informationen stattfinden, wobei multimediale Lernumgebungen besonders geeignet sind, das Lernen aus dieser konstruktivistischen Sicht zu unterstützen (Schnotz, 2001). Um einen aktiven Modellierungsprozess zu fördern, kann daher der Einsatz verschiedener externer Repräsentationen hilfreich sein, da diese sowohl die reale Situation (z.B. das Wachstum der Population in der Natur) als auch abstrakte Inhalte (z.B. mathematische Inhalte) abbilden können.

2.3.1 Externe und interne Repräsentationen

Repräsentationen sind unterschiedliche Formen der Informationsdarbietung (Schnotz, 2002), wobei diese entweder extern (in der Welt) oder intern (im Kopf) sein können (Hegarty, 2014).

Innerhalb des biologisch-mathematischen Modellierungszyklus (siehe Kapitel 2.2.3) wird zwischen externen Repräsentationen (z.B. schriftliche Darstellungen mathematischer Gleichungen; grafische Darstellungen eines Entwicklungsverlaufes) und internen Repräsentationen (d.h. interne Vorstellungen des Lernenden) unterschieden.

Realistische und logische Bilder als externe Repräsentationen

Grafiken, Diagramme, Symbole, Formeln - in den Naturwissenschaften wird eine Vielzahl an Darstellungsformen eingesetzt, um Zusammenhänge und Sachverhalte darzustellen (Ainsworth, 2006; Nitz, Ainsworth, Nerdel & Prechtel, 2014; Yore & Hand, 2010). Alle Darstellungsformen haben gemeinsam, dass es sich bei ihnen um externe Repräsentationen handelt. Externe Repräsentationen sind physisch vorhandene, beobachtbare und direkt wahrnehmbare Zeichenkonfigurationen wie Wörter, Zahlen, Symbole, Fotos oder Bilder (Goldin & Kaput, 1996). Eine Klassifizierung dieser Darstellungsform kann

basierend auf dem Modus und dem Code der Repräsentation stattfinden (vgl. J. K. Gilbert, 2005; Nitz et al., 2014; Wu & Puntambekar, 2012): *verbal-textuelle Repräsentationen* fassen alle Formen von gesprochenen oder geschriebenen Texten sowie Begriffen zusammen, *visuell-grafische Repräsentationen* sind alle Formen von Bildern, *symbolische Repräsentationen* beinhalten unter anderem chemische Symbole und Gleichungen. Eine andere Systematik der Einteilung von Repräsentationen kann beruhend auf Schnotz (2001) gemacht werden: Zum einen *textbasierte (deskriptionale) Repräsentationen*, zu denen Texte, aber auch mathematische Gleichungen gehören (Schnotz & Bannert, 2003). Hierbei werden Sachverhalte mit Hilfe von Symbolzeichen beschrieben, die eine arbiträre Struktur besitzen. Diese sind mit dem Gegenstand nur durch eine Konvention verknüpft (Schnotz, 2001). Zum anderen *bildhafte (depiktionale) Repräsentationen*, die realistische Bilder und Diagramme umfassen. Sie stimmen mit dem darzustellenden Sachverhalt in inhärenten Struktureigenschaften überein. Tversky, Morrison und Bétrancourt (2002) unterscheiden wiederum bei den bildlichen Darstellungen zwischen solchen, die primär visuell-räumliche Inhalte darstellen (Karten, Moleküle oder Baupläne) und Darstellungen, die primär nicht visuell-räumlich sind (Organigramme, Flussdiagramme und Diagramme).

Werden externe Repräsentationen aus der Sicht von visuell-grafischen bzw. depiktionalen Repräsentationen betrachtet, können sie in realistische und logische Bilder unterschieden werden (Schnotz, 2002). Bei beiden Abbildungsformen handelt es sich um informierende Bilder. Sie transportieren Aussagen zu Inhalten und werden eingesetzt, wenn Wissen vermittelt werden soll (Weidenmann, 1988).

Zu den realistischen Bildern zählen Strich- und Umrisszeichnungen, aber auch realistische Gemälde und Fotos. Es handelt sich bei allen um grafische Darstellungen, die eine strukturelle Ähnlichkeit mit dem repräsentierten Gegenstand aufweisen (Schnotz, 2002). Logische Bilder sind grafische Darstellung abstrakter Sachverhalte. Sie umfassen verschiedene Arten von Diagrammen (z.B. Struktur-, Fluss-, Säulen-, oder Liniendiagramme), die basierend auf einer Analogierelation mit dem repräsentierten Gegenstand strukturell übereinstimmen (Schnotz, 2002).

Beide Abbildungsformen haben, vor allem im Vergleich zu Texten, den Vorteil, dass sie Informationen gleichzeitig darbieten. Sprache muss schrittweise aufgenommen und entschlüsselt werden, wohingegen bei Bildern zusammenhängende Inhalte im Überblick

erfasst werden können (Weidenmann, 1994). Des Weiteren besitzen Bilder im allgemeinen den Vorzug, dass sie Informationen über räumliche Beziehungen liefern (Weidenmann, 1994). Bei realistischen Bildern werden reale Raumbeziehungen präsentiert, bei logischen Bildern werden diese Raumbeziehungen symbolisch dargestellt. Diese Darstellung der Räumlichkeit ist besonders dann vorteilhaft, wenn räumliche Informationen vermittelt werden sollen, wie Bewegungsabläufe oder Entwicklungsprozesse.

Allerdings konnten Studien auch zeigen, dass Lernende Schwierigkeiten dabei haben, Informationen aus bildhaften Material zu entnehmen (vgl. Ainsworth, 1999; Beck, 2017; Lachmayer, Nerdel & Prechtel, 2007; Lewalter, 1997; von Kotzebue & Nerdel, 2012, 2015; Weidenmann, 1988). Damit es zu einer erfolgreichen Wissensvermittlung mit Bildern kommen kann, müssen Lernende in der Lage sein, zwischen unterschiedlichen Repräsentationen wechseln zu können, wobei sie hierfür die verbindenden Elemente identifizieren und verknüpfen müssen (Ainsworth, Bibby & Wood, 2002; Beck, 2017; Seufert, 2003). Besonders das Lesen von Diagrammen stellt eine große kognitive Herausforderung dar, da die Gestaltung von Diagrammen auf allgemeinen Konventionen beruhen, die dem Lernenden bekannt sein müssen, um sie richtig interpretieren zu können (Lachmayer et al., 2007; von Kotzebue & Nerdel, 2012, 2015).

Mentale Modelle als interne Repräsentationen

Beim Lernen mit externen Repräsentationen, wie Texten, realistischen Bildern oder Diagrammen, werden vom Lernenden unterschiedliche Formen von internen mentalen Repräsentationen des dargestellten Sachverhalts gebildet (Mayer, 2009; Schnotz, 2001). Diese internen Repräsentationen entsprechen den mentalen Modellen (Nitz & Fechner, 2018). Mentale Modelle sind analoge Repräsentationen der Außenwelt, die es den Menschen erlauben, mit Hilfe eines Prozesses der mentalen Modellierung domänenspezifische Probleme und Phänomene zu verstehen, vorherzusagen und zu lösen (Gentner & Stevens, 1983; Gentner & Whitley, 1997; Nitz & Fechner, 2018). Die internen Repräsentationen müssen jedoch nicht immer vollkommen richtig sein (Gentner & Whitley, 1997). Sie können individuellen Vorstellungen, Konzepten, aber auch Fehlkzepten entsprechen (Duval, 2006).

Das Konzept der mentalen Modelle kann aus unterschiedlichen Theorieperspektiven betrachtet werden. Die beiden wichtigsten sind der *Theoretical Approach* von Johnson-

Laird (1990) und der *Instructional Approach* von Gentner und Stevens (1983). In beiden Theorien handelt es sich bei mentalen Modellen um analoge Repräsentationen im Gedächtnis, wobei diese eine hohe strukturelle Übereinstimmung mit dem repräsentierten Gegenstand besitzen (Nitz & Fechner, 2018). Im Theoretical Approach sind die mentalen Repräsentationen in Form von ikonischen mentalen Modellen im Arbeitsgedächtnis angesiedelt und zeichnen sich dadurch aus, dass sie situativ, dynamisch und temporär sind (Nitz & Fechner, 2018). Im Instructional Approach sind die mentalen Repräsentationen dagegen im Langzeitgedächtnis in Form von propositionalen Netzen gespeichert. Mentale Modelle sind in diesem Ansatz langfristige Wissensstrukturen, die zur Erklärung komplexer Sachverhalte dienen (Nitz & Fechner, 2018). Vor allem im Instructional Approach können mentale Modelle den Lernprozess erleichtern, wenn die Struktur des neuen Sachverhalts mit dem bereits existierenden Modell übereinstimmt (Gentner & Whitley, 1997). Im engeren kognitionspsychologischen Sinne werden daher unter dem Begriff des mentalen Modells entweder subjektive Funktionsmodelle im Langzeitgedächtnis oder integrierte Repräsentationen im Arbeitsgedächtnis verstanden (Knauff, 2019). Werden Studien zu mentalen Modellen betrachtet, findet sich oft jedoch keine klare Trennung zwischen den beiden Theorien (vgl. Nitz & Fechner, 2018). In der vorliegenden Arbeit werden, in Anlehnung an die Definition von Schnotz (2002), der sich wiederum auf den Theoretical Approach von Johnson-Laird (1990) bezieht, unter dem Begriff des mentalen Modells analoge mentale Repräsentationen verstanden, die in einer Struktur- oder Funktionsanalogie zu dem dargestellten Gegenstand stehen. Diese mentalen Modelle sind im Arbeitsgedächtnis angesiedelt.

Das Problem mit mentalen Modellen ist, dass diese höchst personalisiert, dynamisch und schwierig zu erfassen sind (Harrison & Treagust, 2000). Es ist unmöglich einen direkten Zugriff auf die internen Repräsentationen einer Person zu erhalten. Zur Erfassung dieser internen Repräsentationen muss deshalb immer auf eine Externalisierung zurückgegriffen werden (Duval, 2006; Gentner & Whitley, 1997). Mögliche Methoden hierfür sind die direkte Befragung mittels Interviews oder Fragebögen, in denen die Lernenden direkt nach ihren Vorstellungen und Überzeugungen gefragt werden (vgl. Collins & Gentner, 1987; Gentner & Whitley, 1997). Eine indirektere Möglichkeit ist die Analyse von Protokollen des Lauten Denkens (Ericsson & Simon, 1993) (vgl. 4.2.4). Dabei müssen die erfassten mentalen Modelle nicht zwangsläufig den tatsächlich im

Gedächtnis der Lernenden existierenden mentalen Modellen entsprechen. Bereits durch die Externalisierung der internen Repräsentationen durch verbale Äußerung, kann sich das Modell so ändern, dass es nicht mehr dem ursprünglichen mentalen Modell entspricht (J. K. Gilbert, Boulter & Elmer, 2000). Dies könnte im extremsten Fall bedeuten, dass „die erfassten externen Modelle nur der Ausdruck einer komplexeren und auch andersartig konstruierten Denkstruktur sind“ (Nitz & Fechner, 2018, S. 78).

2.3.2 Dynamische externe Repräsentationen

Dynamische Repräsentationen umfassen alle Formen von Darstellungen, in denen Prozesse und Abläufe gezeigt sind, die sich in Abhängigkeit der Zeit verändern (Ainsworth & van Labeke, 2004). Die dargestellten zeitlichen Veränderungen laufen analog zu den Vorgängen in der Realität ab, wodurch sowohl natürliche als auch technische Prozesse dargestellt werden können (Niegemann, 2008). Die bekannteste und prototypische Form einer dynamischen Repräsentation ist die *Animation*. Animationen werden als eine Abfolge von Einzelbildern beschrieben, wobei jedes Einzelbild als eine Änderung zum vorhergehenden erscheint (Bétrancourt & Tversky, 2000). Schnotz und Lowe (2008) definieren Animationen in einer ähnlichen Weise, indem sie sagen, dass es sich bei ihnen um bildliche Darstellungen handelt, die ihre Struktur oder andere Eigenschaften in Abhängigkeit der Zeit ändern, wodurch der Eindruck einer kontinuierlichen Änderung entsteht. Im Gegensatz zur Simulation, die sich durch einen hohen Grad an Interaktivität auszeichnen, ist bei Animationen kein aktiver Eingriff, z.B. durch Veränderung von Parametern, in das Gezeigte möglich (Niegemann, 2008). Gleichwohl eine aktive Nutzersteuerung, z.B. durch Anhalten, Wiederholen, Vor- oder Rücklauf, oder die Veränderung der Geschwindigkeit, möglich sein kann.

Verglichen mit statischen Abbildungen, bieten Animationen den grundsätzlichen Vorteil, dass mit ihnen Phänomene und Prozesse dargestellt werden können, die so sonst nicht sichtbar wären (vgl. Ainsworth, 2008; Lowe, 2008; Lowe & Boucheix, 2017; Tversky et al., 2002). Schnotz (2002) sieht zwei Funktionen in diesen zusätzlich dargebotenen Informationen: (1) *Enabling Function*: Die zusätzlichen Informationen können aktivierend auf die kognitiven Prozesse der Lernenden wirken, wodurch wieder neue Prozesse zur Begründung des Gesehenen hervorgerufen werden können. Es muss jedoch berücksichtigt werden, dass dadurch die kognitive Auslastung erhöht wird, weshalb die

aktivierende Funktion von dynamischen Repräsentationen vor allem für leistungsstarke Lernende von Vorteil ist. Für die *Enabling Function* von Animationen ist es notwendig, alle Informationen, die in der Animation dargestellt werden, im Arbeitsgedächtnis präsent zu halten, auch wenn diese nicht mehr sichtbar sind. Besteht bei den Animationen keine Möglichkeit die Geschwindigkeit zu beeinflussen, die Animation anzuhalten oder rückwärts zu springen, erhöht sich die kognitive Anforderung (Ainsworth & van Labeke, 2004; Bétrancourt, 2005; Chandler & Sweller, 1991; Sweller, van Merriënboer & Paas, 1998, vgl. Cognitive Load Theory). (2) *Facilitating Function*: Die zusätzlich dargebotenen Informationen können kognitive Prozesse erleichtern, wodurch dynamische Darstellungsformen für leistungsschwächere Lernende oder bei sehr komplexen Sachverhalten unterstützend sein können. Schnotz (2002) sagt damit im Prinzip, dass Animationen, unabhängig vom Vorwissen und dem individuellen Leistungsstand, lernwirksam sein können. Allerdings schränkt er diese, an sich eher widersprüchliche Aussage wiederum ein, indem er darauf hinweist, dass durch die *Facilitating Function* bei dynamischen Darstellungen auch kognitive Prozesse wegfallen, die zum eigentlichen Verständnis beitragen würden (Schnotz, 2002). Lernende können passiv die dynamischen Abläufe aufnehmen, ohne die zwischen geordneten Schritte selbst kognitiv prozessieren zu müssen. Schnotz (2002) bezeichnet dies als *hemmende Funktion* von dynamischen Repräsentationen.

Ein weiterer Vorteil von dynamischen Repräsentationen ist die unmittelbare Veranschaulichung von zeitlichen Abläufen (Berger, 2012). Werden dynamische Abläufe dynamisch dargestellt, kann das zur Bildung von dynamischen mentalen Modellen führen, wodurch dynamische Prozesse schneller verarbeitet werden können (vgl. Kap. 2.3.3). Animationen können somit gegenüber statischen Abbildungen vor allem dann lernwirksamer sein, wenn zeitliche Veränderungen und Bewegungen wichtige Aspekte des Lerninhalts sind (Lewalter, 1997; Tversky et al., 2002). Auch bieten Animationen die Möglichkeit der Aufmerksamkeitssteuerung (Lewalter, 1997). Lernende können durch visuelle Reize in ihrer Beobachtung gelenkt werden, wodurch eine bewusste Wahrnehmung aktiviert wird. Als weiteren Vorteil kann es zu einer gesteigerten Lernmotivation kommen, da durch eine unterhaltsame und abwechslungsreiche Darstellungsform im Rahmen von Animationen die Aufmerksamkeit der Lernenden positiv beeinflusst werden kann (Tversky et al., 2002).

Darstellung dynamischer Sachverhalte mit Hilfe von statischen Bildern

Die Visualisierung von sich zeitlich verändernden Abläufen ist auch mit Hilfe von statischen Repräsentationen möglich. Neben dem Einsatz von Pfeilen in Abbildungen ist auch eine Verwendung von Punkten, die sich bewegende Objekte auf ihrem Weg hinterlassen, möglich, um Dynamik darzustellen (Schnotz & Lowe, 2008). Eine weitere Form der Visualisierung ist die Darstellung von Bewegung mit Hilfe von mehreren statischen Bildern, die sich aus einer regelmäßigen Abfolge von Momentaufnahmen aus dem dynamischen Prozess zusammensetzen (Schnotz & Lowe, 2008). Diese Momentaufnahmen sind so genannte prototypische *Key States* des Prozesses. Diese einzelnen *Key States* können sowohl seriell als auch parallel dargestellt werden. Werden sie seriell präsentiert, erscheinen die Bilder unabhängig voneinander. Lernende müssen jedes Einzelbild im Gedächtnis behalten, während das nachfolgende Bild verarbeitet wird, wodurch Informationen zwischen den einzelnen Frames schlechter integriert werden können (I. Wagner, 2013). Bei der parallelen Präsentation sind alle Bilder gleichzeitig zu sehen. Vorteil hierbei ist, dass jeder Schritt zwischen den einzelnen Frames immer sichtbar und zugänglich ist, wodurch Lernende den Prozess kontinuierlich wahrnehmen können (I. Wagner, 2013). Mit dieser Form von statischen Abbildungen können indirekt dynamische Informationen dargestellt werden (I. Wagner, 2013). Vor allem wenn Bewegungen in diskreten Schritten und nicht kontinuierlich erfasst werden, stellt dies die natürlich Art dar, sie in diskreten Schritten und nicht in einer kontinuierlichen Animation zu vermitteln (Tversky et al., 2002).

Studien zum Vergleich von statischen und dynamischen Repräsentationen bezüglich der Lernwirksamkeit

Die Forschung beschäftigt sich seit vielen Jahren mit der Frage, ob dynamische Darstellungen im Bezug auf ihre Lernwirksamkeit effektiver sind, als vergleichbare statische Visualisierungen (Ayres & Paas, 2007; Berney & Bétrancourt, 2016; Bétrancourt & Tversky, 2000; Bogacz & Trafton, 2002; Hegarty, Kriz & Cate, 2003; Höffler, 2007, 2010; Höffler & Leutner, 2007; Renkl & Scheiter, 2017; Stebner, Köhl, Höffler, Wirth & Ayres, 2017; Tversky et al., 2002; I. Wagner & Schnotz, 2017).

Es konnte in Studien immer wieder gezeigt werden, dass Animationen gegenüber vergleichbaren statischen Abbildungen, einen Vorteil besitzen. In einer Meta-Analyse von Höffler und Leutner (2007), in welcher sie die Wirksamkeit von statischen gegenüber dynamischen Visualisierungen verglichen haben, zeigt sich ein mittlerer Gesamtvorteil von instruktionalen Animationen gegenüber statischen Bildern. Die Überlegenheit war sogar noch deutlicher, wenn die Animationen nicht dekorativ, sondern realistisch waren und mit ihnen prozesshaftes Wissen erworben werden sollte. Auch Berney und Bétrancourt (2016) konnten in ihrer Meta-Analyse aufzeigen, dass Animationen, sollen dynamische Phänomene erlernt werden, im Vergleich zu statischen Abbildungen lernförderlicher sind. Ihre Analysen zeigten jedoch vor allem Unterschiede zwischen einzelnen dynamischen Visualisierungen auf. So wurden bei Animationen, bei denen kein Eingriff in die Darstellungsgeschwindigkeit möglich war, bessere Lernleistungen erzielt, als bei Animationen, bei denen ein Eingriff in die Wiedergabegeschwindigkeit (langsamer, schneller) möglich war. Auch konnten sie zeigen, dass das Lernen mit Animationen, die ikonische Darstellungen verwenden (z.B. realistische, fotorealistische oder schematische Bilder), effektiver war, als das Lernen mit abstrakten animierten Darstellungen (z.B. analytische Bilder oder formale Darstellungen).

Ein weiterer Grund, warum dynamische Abbildungen effektiver als statische Abbildungen sind, liegt darin, dass in statischen Abbildungen lediglich visuell-räumliche Aspekte dargestellt werden können, wohingegen bei Animationen zusätzlich zeitliche Informationen transportiert werden können (Schnotz & Lowe, 2008). Animationen gelten dadurch als informativer und authentischer als die entsprechenden statischen Abbildungen. Dieser Aspekt muss jedoch kritisch hinterfragt werden. So weisen Tversky et al. (2002) explizit drauf hin, dass nur informationsgleiche dynamische und statische Abbildungen miteinander verglichen werden dürfen. Wurde in Studien ein Vorteil der dynamischen Visualisierungen gefunden, bestand aus inhaltlicher Sicht oft keine direkte Vergleichbarkeit zwischen den beiden Visualisierungsformen (vgl. Bétrancourt, 2005; Hegarty et al., 2003; Tversky et al., 2002).

In Kontrast zu den zuvor vorgestellten Ergebnissen, konnten Tversky et al. (2002) in ihrem Literatur-Review zeigen, dass statische Abbildungen bezüglich ihrer Lernwirksamkeit genau so effektiv, wenn nicht sogar effektiver waren, als entsprechende dynamische Visualisierungen. Sie sehen den Grund für den Vorteil von Animationen

lediglich darin, dass diese zusätzliche Informationen und weiterführende Prozesse darstellen können und nicht in der Animation der Information an sich. Auch Hegarty et al. (2003) zeigten in ihrer Studie, dass es beim Lernen von mechanischen Systemen, kein Anzeichen dafür gab, dass animierte Darstellungen zu einem besseren Verständnis dynamischer Prozesse führten als statische Darstellungen. Sie erklärten den Befund damit, dass die Vorhersage von Bewegungen aus statischen Bildern die mentalen Animationsprozesse sowie die räumliche Vorstellungskraft von Lernenden aktivieren. Lernende können damit leichter reflektieren, was sie über den Prozess verstehen, beziehungsweise nicht verstehen, wodurch eine tiefere Verarbeitung des Inhalts stattfindet (Hegarty et al., 2003). Sie betonen in ihrer Arbeit weiterhin, dass die Kenntnis über die mentalen Animationsfähigkeiten von Lernenden ein ausschlaggebender Anhaltspunkt darüber ist, wie und ob das Lernen mit externen Repräsentationen gelingt (Hegarty et al., 2003). Auch Mayer, Hegarty, Mayer und Campbell (2005) zeigten in ihrer Studie den Vorteil von statischen gegenüber dynamischen Visualisierungen. Als Erklärung führen sie die *Static Media Hypothesis* an (Mayer et al., 2005). Bezugnehmend auf die *Cognitive Load Theory* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998), besagt sie, dass statische Abbildungen die extrinsische (extraneous) kognitive Verarbeitung reduzieren, und gleichzeitig die lernbezogene (germane) Verarbeitung unterstützen (Mayer et al., 2005). Auch Renkl und Scheiter (2017) weisen darauf hin, dass durch Dynamik den Abbildungen zusätzliche Komplexität hinzugefügt wird, weshalb eine Sequenzen von mehreren, gleichzeitig oder nacheinander präsentierten statischen Bildern, oft effektiver für den Lernprozess ist (vgl. Kap. 2.3.2 Darstellung dynamischer Sachverhalte mit Hilfe von statischen Bildern). Da dynamische Vorgänge durch die Lernenden schwieriger kognitiv zu verarbeiten sind, sollen sie nur dann eingesetzt werden, wenn Prozessaspekte für das Verständnis entscheidend sind (z.B. Bewegung) (Kühl, Scheiter, Gerjets & Gemballa, 2011).

Zusammenfassend muss festgestellt werden, dass die Frage, ob Animationen bzw. dynamische Visualisierungen einen Vorteil gegenüber statischen Abbildungen besitzen, nicht abschließend geklärt werden kann (Leutner, Opfermann & Schmeck, 2014). Es ist immer abhängig davon, in welchen Bereichen und unter welchen Umständen die Abbildungen eingesetzt werden (Höffler & Leutner, 2007).

2.3.3 Die kognitive Verarbeitung von Texten und Bildern

Für Lernende ist es grundlegend, Fähigkeiten zu besitzen, unterschiedliche wissenschaftliche Repräsentationsformen interpretieren, konstruieren, verändern, aber auch evaluieren zu können, um darüber ein konzeptionelles Verständnis von Naturwissenschaften aufzubauen (Nitz et al., 2014; Yore & Hand, 2010). Diese Fähigkeiten werden unter dem Begriff der *Representational Competence* zusammengefasst (Kozma & Russel, 1997; Nitz et al., 2014). Werden unterschiedliche technische Ressourcen zur Präsentation von Informationen, die in unterschiedlichen Formaten (*Multicodierung*) dargestellt sind und verschiedene sensorische Modalitäten (*Multimodalität*) aufweisen, miteinander kombiniert, wird dies allgemein unter dem Überbegriff *Multimedia* zusammengefasst (Schnotz & Lowe, 2003). Der Wissenserwerb mit Multimedia setzt voraus, dass Lernende Darstellungen eines Sachverhalts in Form von geschriebenen oder gesprochenen Texten sowie Darstellung auf Basis von Bildern und Diagrammen adäquat ineinander überführen können, um damit kohärente Wissensstrukturen aufbauen zu können (Schnotz, 2001). Im Rahmen dieses Wissenserwerbs spielt somit nicht nur die Integrationsfähigkeit zwischen einzelnen externen Repräsentationen, d.h. die *Representational Competence*, eine wichtige Rolle. Vor allem die aktive Verarbeitung von externen und internen Repräsentationen über mehrere Stufen hinweg, ist von besonderer Bedeutung, da diese aktive Verarbeitung zwischen den externen Informationen und internen Vorstellungen des Gegenstandes schließlich zum Wissenserwerb mit Multimedia führt (Schnotz, 2001).

In der Vergangenheit wurden unterschiedliche Theorien zum multimedialen Lernen entwickelt (vgl. *Cognitive Load Theory* von Chandler und Sweller (1991), *Information Processing Model* von Hegarty (2014)). Die beiden bekanntesten Theorien sind von Mayer (2014) die *Kognitive Theorie des multimedialen Lernens* und von Schnotz (2001) das *Integrierte Modell des Text- und Bildverstehens*.

Die Kognitive Theorie des multimedialen Lernens

Mayer (2014) geht in seiner Kognitiven Theorie des multimedialen Lernens (*Cognitive Theory of Multimedia Learning*) von drei Annahmen aus: (1) *active processing assumption*: Lernen ist ein aktiver Informationsverarbeitungsprozess; (2) *dual-channel assumption*: Informationen werden in zwei Sinneskanälen (visueller und auditiver Kanal (Baddeley,

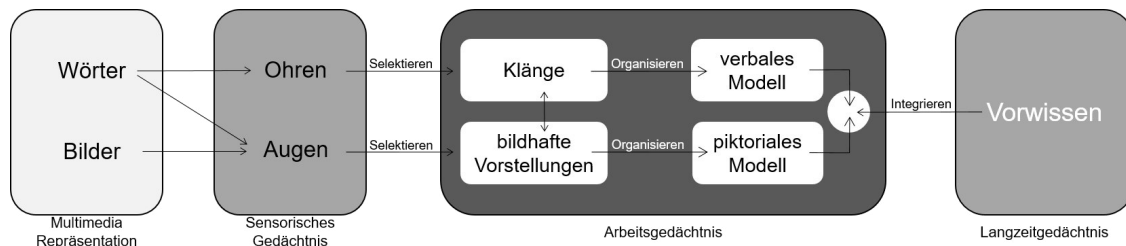


Abbildung 3: Prinzip der Kognitiven Theorie des multimedialen Lernens (Verändert nach Mayer (2014))

1990) und zwei Repräsentationsmodi (verbal und piktoral (Paivio, 1990)) verarbeitet; (3) *limited capacity assumption*: innerhalb beider Kanäle ist die Kapazität der Informationsverarbeitung jeweils begrenzt.

Bei seiner Theorie beschreibt Mayer (2014), dass sprachliche Informationen (Wörter oder Bilder) entweder über die Augen, oder die Ohren aufgenommen werden. Hierbei ist zu betonen, dass Wörter sowohl über die Ohren (auditiv) als auch über die Augen (visuell), Bilder dagegen nur über die Augen (visuell) ins sensorische Gedächtnis transportiert werden. Die dort ankommenden Informationen werden gefiltert. Wird ihnen Aufmerksamkeit zuteil, werden sie ausgewählt (*Selektion*) und im Arbeitsgedächtnis aktiv weiterverarbeitet. Die Informationen in Form von Klängen und bildhaften Vorstellungen werden zu verbalen beziehungsweise piktorialen Modellen *organisiert*. Diese werden wiederum mit bereits im Langzeitgedächtnis vorhandenem Vorwissen verglichen und zu neuen *Schemata*, d.h. zu neuen mentalen Wissensstrukturen, integriert. Findet ein erfolgreicher Lernprozess statt, werden diese neu gebildeten Schemata ins Langzeitgedächtnis übertragen und von dort aus bei Bedarf wieder abgerufen. Dieser Verarbeitungsprozess ist in Abbildung 3 dargestellt.

Aus der Kognitiven Theorie des multimedialen Lernens hat Mayer (2014) mehrere Design-Effekte (*design principles*) abgeleitet, wie multimediale Lernumgebungen gestaltet sein sollten, damit sie lernförderlich sind. Nach Mayer (2014) wird anhand von Texten und Bildern besser gelernt als anhand von Texten alleine (*Multimediaeffekt*). Diese Annahme beruht darauf, dass beim Lernen von Texten mit erläuternden Bildern sowohl verbale als auch piktoriale mentale Modelle konstruiert werden, die wiederum integriert und in ein kohärentes Schema überführt werden. Basierend auf dem *Kohärenzeffekt* wird davon

ausgegangen, dass besser gelernt wird, wenn auf die Darbietung sachfremden Materials (z.B. nicht lernrelevante Fakten, Bilder oder Musik) verzichtet wird (Mayer, 2014). Als weiteren Effekt führt Mayer (2014) den *Kontiguitätseffekt* bzw. *Split-Attention-Effekt* an. Lernen wird demnach erleichtert, wenn Texte und Bilder zeitlich und räumlich nahe beieinander präsentiert werden.

Das Integrierte Modell des Text- und Bildverstehens

Auch im integrierten Modell des Text- und Bildverstehens von Schnotz (2001) wird die Verarbeitung multimedialer Informationen beschrieben. Die Aufnahme von Informationen findet über zwei Zweige statt. (1) Der *deskriptionale Zweig*: Texte werden als externe Repräsentationen zunächst subsemantisch verarbeitet, wobei durch Prozesse der Worterkennung im Arbeitsgedächtnis eine mentale Repräsentation der Textoberfläche gebildet wird, die sogenannte Textbasis. Durch anschließende semantische Verarbeitungsprozesse wird eine kohärente propositionale Repräsentation des Textinhaltes aufgebaut. (2) Der *depiktionale Zweig*: In diesem Zweig findet die kognitive Verarbeitung von bildbasierten Darstellungen statt. Dieser Prozess basiert auf einer analogen Strukturbildung und wird in einen subsemantischen präattentiven Prozess, das heißt die Wahrnehmung der Bilder und Diagramme, und einem semantischen attentiven Prozess, das heißt die aktive Interpretation der Abbildungen, untergliedert. Ziel des semantischen Prozesses ist der Aufbau eines mentalen Modells im Arbeitsgedächtnis. Dieses mentale Modell wird anhand von wahrgenommenen grafischen Konfigurationen des im Bild oder Diagramm dargestellten Gegenstandes aufgebaut, wobei meist nur ziel- bzw. anforderungsabhängige Teile einbezogen werden (Schnotz, 2001).

Das besondere bei dieser Theorie ist, dass zwischen der propositionalen Repräsentation und dem mentalen Modell eine ständige Interaktion in Form einer Modellkonstruktion und Modellinspektion stattfindet. Auch zwischen der Textoberfläche und dem mentalen Modell bzw. zwischen der visuellen Repräsentation des Bildes und der propositionalen Repräsentation können Interaktionen stattfinden. Damit kann das Verstehen eines Textes als externe deskriptionale Repräsentationen intern sowohl zu einer propositionalen Repräsentation als auch zu einem mentalen Modell führen. Umgekehrt kann das Verstehen eines realistischen Bildes oder Diagramms als externe depiktionale Repräsentationen intern zu einem mentalen Modell sowie einer propositionalen Reprä-

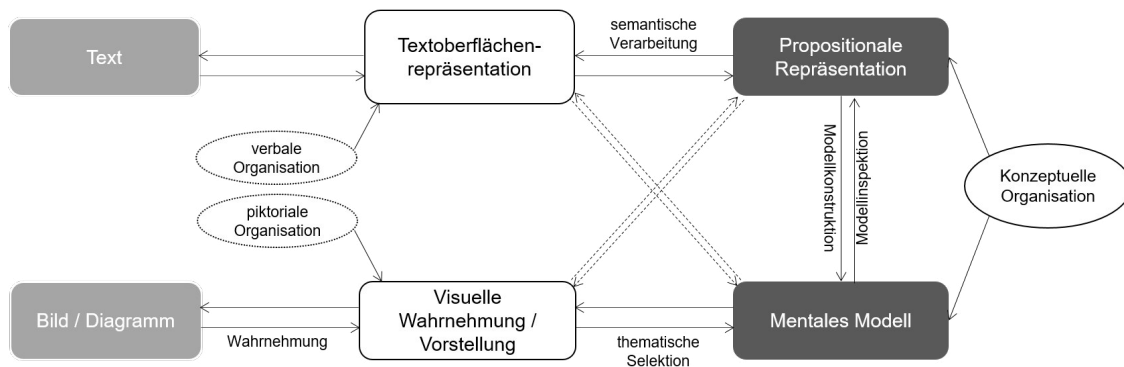


Abbildung 4: Das Integrierte Modell des Text- und Bildverstehens (Verändert nach Schnotz (2001))

sensation führen (Schnotz, 2001). Das gesamte Modell des Text- und Bildverstehens von Schnotz (2001) ist in Abbildung 4 dargestellt.

Die kognitive Verarbeitung von dynamischen Bildern

Weder Schnotz (2001) noch Mayer (2014) unterscheiden in ihren Theorien zum Bildverstehen zwischen statischen und dynamischen Abbildungsformen. Es besteht jedoch die Annahme, dass dynamische Darstellungsformen für die Visualisierung von dynamischen Sachverhalten besser geeignet sind (Lewalter, 1997; Mayer, 1997; Schnotz, Böckheler, Grzondziel, Gärtner & Wächter, 1998). Diese zugrunde liegende Annahme zur Wirksamkeit von Animationen leitet sich aus der *Supplantationstheorie* von Salomon (1979, 1994) ab. Danach kann ein externes Darstellungsmittel diesen fehlenden mentalen Prozess ersetzen, wenn Lernende nicht in der Lage sind, mentale Operationen selbst auszuführen. Bei den Lernenden wird dann durch die Rezeption von dynamischen Abläufen die Konstruktion eines dynamischen mentalen Modells, induziert.

Wenn angenommen wird, dass die Verwendung von statischen Bildern zur Visualisierung von statischen Inhalten verwendet werden soll, da aus ihnen statische mentale Modelle gebildet werden, muss im Umkehrschluss gelten, dass dynamische Abbildungen eingesetzt werden sollen, um dynamische Inhalte zu vermitteln, da aus ihnen dynamische mentale Modelle gebildet werden (Schnotz & Lowe, 2008). Sowohl animierte als auch statische Bilder werden jedoch vom gleichen perzeptuellen und kognitiven System verarbeitet, wodurch ihre Wahrnehmung und Verarbeitung nicht bedeutend

unterschiedlich ist (Mayer & Moreno, 2002; Schnotz & Lowe, 2008). Wird ein mentales Modell aus einer Animation heraus gebildet, wird auf dieses nicht nur die räumliche Struktur, sondern auch deren zeitliche Verlauf abgebildet (Schnotz et al., 1998). Das bedeutet, dass Animationen durch ihre Darstellung von Prozessinformationen den Aufbau von dynamischen mentalen Modellen unterstützen. Doch auch statische Abbildungen können die Bildung dieser dynamischen mentalen Modelle fördern. Durch den Einsatz von prototypischen Key States kann ein Prozess „kognitiv ökonomischer“ dargestellt werden, wodurch dynamische Zusammenhänge auch auf ein dynamisches mentales Modell abgebildet werden können (Schnotz & Lowe, 2008).

Insgesamt gilt, dass sowohl das Lernen mit dynamischen als auch mit statischen Abbildungen zur Bildung dynamischer mentaler Modelle führen kann (Hegarty, 1992). Bei jedem Verstehen des zeitlichen Verlaufes eines Prozesses, wird ein dynamisches mentales Modell konstruiert. Es handelt sich hierbei um einen schemageleiteten Prozess, bei dem räumliche und zeitliche Muster auf das mentale Modell übertragen werden (Schnotz & Lowe, 2008).

2.3.4 Der *structure mapping effect* als Wirkungsfaktor von externen auf interne Repräsentationen

Wie in den beiden zuvor dargestellten Theorien zur kognitiven Verarbeitung von Texten und Bildern von Mayer (2014) und Schnotz (2001) gezeigt, handelt es sich beim Verstehen von Texten und Bildern um einen zielorientierten Prozess. Lernende müssen aktiv verbale und piktoriale Informationen auswählen und verarbeiten, um daraus mentale Repräsentationen zu bilden, die für die erwarteten Anforderungen am passendsten erscheinen. Diese Verarbeitung findet bei Bildern über den so genannten Prozess des *structure mapping* zwischen einer Bildoberflächenrepräsentation und einer mentalen Repräsentation statt (Schnotz & Bannert, 2003; Schnotz, Zink & Pfeiffer, 1996). Die Schwierigkeit hierbei ist jedoch, dass mit Hilfe von Bildern ein und der selben Gegenstand auf unterschiedliche Weisen darstellen werden kann, wobei diese Abbildungen immer noch die gleichen Informationen vermitteln können (Schnotz & Bannert, 2003). Zwei Abbildungen sind informationsgleich, wenn alle Informationen, die aus einer Darstellung entnommen werden können, auch aus der anderen Darstellung entnommen werden können (Larkin & Simon, 1987). Trotz der Tatsache, dass zwei Abbildungen die

selben Informationen enthalten, kann es dennoch sein, dass manche Visualisierungsformen besser geeignet sein können, um bestimmte Aufgaben zu lösen, als andere, da sie zur Bildung unterschiedlicher mentaler Modelle führen, die wiederum Einfluss auf die Bearbeitung der Aufgaben haben. So kann die Erfassung von Informationen aus einer Abbildungsform leichter sein als aus einer anderen, weshalb beide Abbildungen trotz ihrer Informationsgleichheit sich in ihrer Bearbeitungseffizienz unterscheiden (Larkin & Simon, 1987; Schnotz & Bannert, 2003).

Der *structure mapping effect* (Gentner & Markman, 1997) beschreibt genau diesen Zusammenhang. Strukturelle Eigenschaften von externen piktorialen Repräsentationen werden auf ein mentales Modell abgebildet, wobei unterschiedliche Formen von informationsgleichen Abbildungen zu unterschiedlichen mentalen Modellen führen können. Diese mentalen Modelle können sich in ihrer Struktur und Qualität unterscheiden, wodurch bei der Bearbeitung und Lösung von Aufgaben unterschiedliche Ergebnisse resultieren (Lowe & Boucheix, 2008; Schnotz & Bannert, 2003). Es besteht also eine spezifische Interaktion zwischen der Art der bildlichen Darstellung und der Art der Aufgabe. Für die Auswahl von Abbildungen, muss daher nicht nur überlegt werden, welche Informationen vermittelt werden sollen, es muss auch berücksichtigt werden, ob die ausgewählte Darstellungsform die Konstruktion eines zur Aufgabe passenden mentalen Modells fördert (Schnotz & Bannert, 2003).

Sowohl Schnotz et al. (1996) als auch Schnotz und Bannert (2003) konnten in ihren Studie zeigen, dass es, abhängig von der eingesetzten Abbildung, zu signifikant unterschiedlichen Ergebnissen bei der Bearbeitung von Aufgaben kam. Sie verwendeten zwei Formen von Abbildungen zur Visualisierung von Zeitzonen (Kreisdiagramm und Teppichdiagramm). Die Gruppe mit den Teppichdiagrammen erzielte signifikant bessere Leistungen bei Aufgaben zum Zeitunterschied, bei Umrundungsaufgaben allerdings signifikant schlechtere. Die Autoren erklärten dieses Ergebnis dadurch, dass die Abbildungsform die Struktur des mentalen Modells beeinflusst, das während des Verstehens der Abbildung konstruiert wird. Die Oberflächenrepräsentation des Bildes wird zumindest teilweise auf die Struktur des mentalen Modells abgebildet, wodurch die Bearbeitungseffizienz bestimmter Aufgaben beeinflusst wird (Schnotz & Bannert, 2003).

2.4 Der Einfluss des domänenspezifischen Vorwissens auf den Umgang mit Repräsentationen

Soll das Verständnis über populationsbiologische Wachstumsmodelle sowie der unterschiedliche Umgang mit Repräsentationen untersucht werden, darf der Lernende selbst mit seinen persönlichen Stärken und sonstigen Voraussetzungen nicht außer Acht gelassen werden. Lernende können bezüglich eines bestimmten sachlichen Inhalts oder einer bestimmten Arbeitstechnik anhand ihrer Expertise eingeteilt werden (Chi, 2006; Rothe & Schindler, 1996). Expertise basiert wiederum auf domänenspezifischen Vorwissen, welches im Langzeitgedächtnis der Lernenden gespeichert ist (Tricot & Sweller, 2014). Jeder Lernende hat seine individuellen Stärken und Schwächen und ist nicht grundsätzlich in jedem Gebiet besonders gut beziehungsweise schlecht.

Verfügt ein Lernender über ein großes domänenspezifisches Vorwissen, kann er als *Experte* in diesem Gebiet angesehen werden, ist das domänenspezifische Vorwissen jedoch eher gering, wird von einem *Novizen* gesprochen (Chi, 2006). Bei diesem relativen Ansatz wird davon ausgegangen, dass Expertise ein Kompetenzniveau ist, das auch von Novizen erreicht werden kann (Chi, 2006). Experten zeichnen sich durch ein umfangreiches, gut strukturiertes Wissen und hervorragende Problemlösekompetenz aus (Lind & Sandmann, 2003). Zum erfolgreichen Problemlösen müssen sie allerdings nicht nur das domänenspezifische Wissen besitzen, sie müssen auch fähig sein, dieses Wissen in unterschiedlichen Situationen und Kontexten anwenden zu können (Tricot & Sweller, 2014). Auch hat das domänenspezifische Wissen wiederum einen Einfluss darauf, ob ein Lerninhalt als leicht oder schwierig empfunden wird. Ein Lerninhalt ist umso leichter, je mehr lernrelevante Schemata zur Enkodierung des Inhalts verfügbar sind, weshalb Experten schneller und leichter neue Informationen aus ihrem Fachgebiet erlernen können (Leutner et al., 2014; Lind & Sandmann, 2003).

Unterschiedliche Studien (Jenkinson, 2017; Lewalter, 1997; Schnotz & Bannert, 2003; Schnotz et al., 1996) konnten zeigen, dass das Vorwissen einen Einfluss auf die Nutzungseffizienz von bildhaften Darstellungen in Verbindung mit Texten hat. Damit die Informationsentnahme aus unterschiedlichen Repräsentationen gelingt, müssen Lernende generell die Fähigkeit besitzen verschiedene Formen der Informationsdarbietung aufeinander beziehen und ineinander übersetzen zu können. Neben der allgemeinen

verbalen Lesefähigkeit ist vor allem die piktoriale Lesefähigkeit, das heißt der adäquate Umgang mit Bildern und Diagrammen, grundlegend (Lewalter, 1997; Schnotz, 2002).

Beziehen Novizen unterschiedliche Repräsentationen (z.B. Text und Bild) lediglich über ihre Oberflächenmerkmale aufeinander, können Experten hingegen zugrundeliegende Konzepte identifizieren und diese miteinander in Beziehung setzen (Kozma & Russel, 1997). Allerdings können vor allem Novizen mit einem geringen inhaltspezifischen Vorwissen durch die kombinierte Verwendung von Texten, Bildern und Diagrammen in multimedialen Lernumgebungen profitieren, da sie durch die multiplen Repräsentationen in der Konstruktion einer multiplen mentalen Repräsentation unterstützt werden, das durch die alleinige Verwendung eines Textes zum Beispiel nur schwer möglich wäre (Lachmayer et al., 2007; Schnotz, 2002; Schnotz et al., 1996).

Die positiven Effekte durch die kombinierte Präsentation von verbaler und piktorialer Information bei Novizen kann bei Experten meist jedoch nicht gefunden werden (Mayer, 1997; Schnotz, 2001). Lernende mit hohem Vorwissen sind in der Lage auch ohne die Unterstützung von Bildern ein entsprechendes mentales Modells des Lerninhalts zu konstruieren, da offenbar die fehlende Darbietung von piktorialer Information bei Experten durch ausreichendes Vorwissen kompensiert werden kann (Schnotz, 2001). Dies zeigt sich auch darin, dass ein hohes Vorwissen des Lernenden eine lernhinderliche Gestaltung multimedialen Lernmaterials kompensieren kann (Leutner et al., 2014). Dieser negative Effekt der Kombinierten Darstellung von verbalen und piktorialen Informationen bei Experten, kann mit dem *Expertise Reversal Effect* (Kalyuga, Ayres, Chandler & Sweller, 2003) erklärt werden. Hierbei handelt es sich um ein Phänomen, bei welchem Instruktionsmethoden, die bei Lernenden mit geringem Vorwissen sehr effektiv sind, ihre Effektivität jedoch verlieren und sogar negative Folgen haben, wenn sie bei Lernenden mit hohem Vorwissen angewendet werden (Kalyuga et al., 2003). Experten bringen bereits aktivierte Schemata in den Prozess der Konstruktion mentaler Repräsentationen der Situation mit ein (Kalyuga et al., 2003). Werden diesen Experten durch die Gestaltung der Lernumgebung zusätzliche redundante Informationen geboten, können diese mit den individuellen Schemata der Lernenden überlappen, wobei die Lernenden versuchen Querverweise und Beziehungen zwischen den überlappenden Komponenten zu suchen. Dies benötigt wiederum zusätzlichen Arbeitsspeicher, wodurch es zu einem *Cognitive Overload* bei den Lernenden kommen kann (Kalyuga et al., 2003).

Besonders herausfordernd ist das Verstehen und Verarbeiten von dynamischen Darstellungen für Lernende. Besitzt ein Lernender ein höheres inhaltsspezifisches Vorwissen, muss nur eine geringere mentale Anstrengung in das Lernen des fachlichen Inhalts investiert werden, wodurch eine höhere kognitive Kapazität für das Verstehen der dargestellten dynamischen Bewegung frei ist (ChanLin, 2001; Nerdel, 2002; Szabo & Poohkay, 1996). Besitzt ein Lernender jedoch kein oder nur ein geringes inhaltliches Vorwissen, wird die Animation überwiegend deskriptiv interpretiert und inadäquates Alltagswissen zur Erklärung herangezogen (Lowe, 1999; Mayer, 1997).

Auch das Lesen und Verstehen von Diagrammen stellt an den Lernenden eine große Herausforderung dar, wobei das Vorwissen wieder ein bedeutender Einflussfaktor ist (Friel, Curcio & Bright, 2001; Lachmayer et al., 2007; von Kotzebue & Nerdel, 2012, 2015). Lernende können Diagramme umso besser verstehen, „je besser die vom Lernenden prä-attentiv wahrgenommene grafische Konfiguration mit der Struktur des darzustellenden Sachverhalts übereinstimmt und je besser der Lernende in der Lage ist, diese Übereinstimmung durch Aktivierung geeigneter kognitiver Schemata zu erkennen“ (Schnotz, 2001, S. 304). Experten sind daher meist besser in der Lage übergreifende Muster und Zusammenhänge aus Diagrammen ableiten zu können, wohingegen Novizen wiederum nur Oberflächenmerkmale und Einzelinformationen suchen und erkennen (Kozma & Russel, 1997; Schnotz, 2002).

2.5 Repräsentationskombinationen im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf

Für die theoretische Herleitung dieser Arbeit wurden zunächst unterschiedliche populationsbiologische Wachstumsmodelle vorgestellt (vgl. Kap. 2.2.1) und erörtert, wie diese mathematischen Modelle in der Biologie mit Hilfe des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs modelliert werden können (vgl. Kap. 2.2.3). Im Anschluss daran wurden unterschiedliche Formen von externen Repräsentationen präsentiert (vgl. Kap. 2.3.1). Diese sind für den Prozess der mathematischen Modellierung von besonderem Interesse, da mit ihnen sowohl abstrakte Inhalte (z.B. mathematische Gleichungen) als auch reale Situation (z.B. das Wachstum der Population in der Natur) abgebildet werden können. Um die theoretische Herleitung dieser Arbeit abzuschließen und auf die empirischen Untersuchungen überzuleiten, werden diese einzelnen Aspekte nun zusammengeführt.

Den einzelnen Modellierungsschritten innerhalb des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs (vgl. Kap. 2.2.3) können, mit Blick auf ihre Lernwirksamkeiten anhand der berichteten Befunde zur Multimediaforschung (vgl. Kap. 2.3.1 und Kap. 2.3.2), unterschiedliche externe Repräsentationskombinationen zugeordnet werden. Die Zuordnung der Repräsentationen zum biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf geschieht abhängig davon, welche Repräsentationskombination den jeweiligen Modellierungsschritt voraussichtlich am besten visualisiert und folglich die höchste Lernwirksamkeit bei ansonsten konstanten Bedingungen in einer Lernumgebung zu erwarten ist. Als Variablen zur Repräsentationskombination werden statischen und dynamische Abbildungen sowie realistische Bilder (Schemazeichnungen) und logische Bilder (Liniendiagramme) miteinander kombiniert. Als Modellierungsbeispiel wird das exponentielle Wachstum einer Bakterienpopulation betrachtet (vgl. Kap. 2.2.1 und 4.2.3). Die Zuordnung der Repräsentationskombinationen zu den Modellierungsschritten ist in Abbildung 5 im Überblick dargestellt.

Nach dem Erfassen des biologischen Phänomens und der damit verbundenen Konstruktion eines passenden mentalen Modells, ist der nächste Schritt im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (vgl. Kap 2.2.3) die Bildung des *biologischen Modells*. Hierfür müssen Vereinfachungen vorgenommen und idealisierte Bedingungen

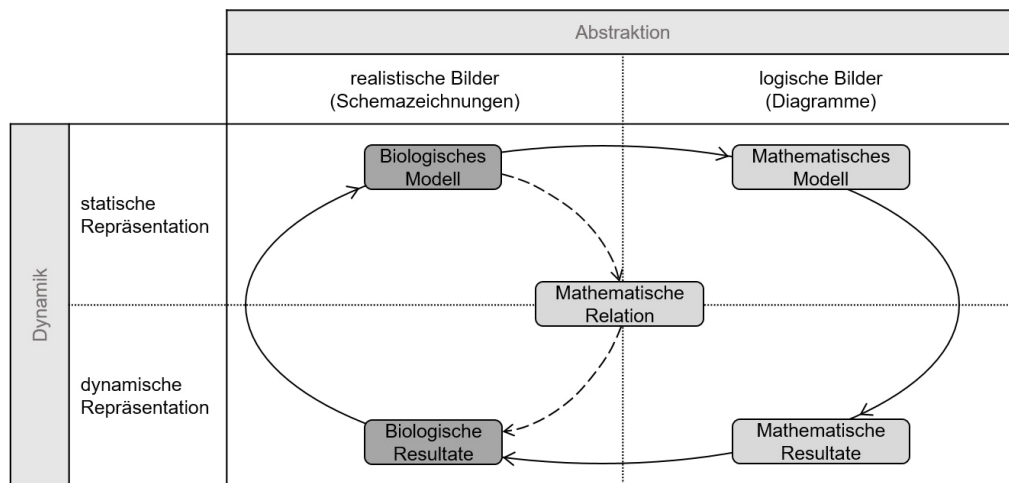


Abbildung 5: Zuordnung von unterschiedlichen Repräsentationskombinationen zu den einzelnen Modellierungsschritten des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs

(z.B. ausgewählte Parameter/ reduzierte Parameterzahl gegenüber der Realität) angenommen werden, um die Fragestellung beantworten zu können. Entsprechend dem allgemeinen Modellierungsprozess (vgl. Fleige et al., 2016; Upmeier zu Belzen, 2013) muss der Lernende in einem iterativen Verfahren gezielt die biologische Komplexität der Problemstellung drastisch reduzieren und nur die Hauptfaktoren, die auf die abhängige Variable wirksam sind, identifizieren und modellieren. Im Fall des exponentiellen Wachstums der Bakterien, entspricht das der Vorstellung darüber, dass sich auf einer Petrischale unter idealen Bedingungen Bakterien vermehren. Dieses biologische Modell wird am besten über *statische Schemazeichnungen* verdeutlicht, da Schemazeichnungen strukturelle Ähnlichkeiten mit dem repräsentierten Gegenstand aufweisen (Schnotz, 2002). In diesem ersten Modellierungsschritt geht es zunächst lediglich um das grundsätzliche Verständnis darüber, welche Faktoren zur Lösung der Fragestellung relevant sind. Hierbei spielt es noch keine Rolle, wie die tatsächliche zeitliche Veränderung abläuft, weshalb eine Visualisierung mit dynamischen Bildern an diesem Punkt nicht sinnvoll ist (Lewalter, 1997; Tversky et al., 2002).

Im nächsten Modellierungsschritt werden durch Mathematisieren die im biologischen Modell für relevant erachteten biologischen Faktoren in eine mathematische Form transferiert, wobei ein komplexeres *mathematisches Modell* gebildet wird. Die biologischen

Faktoren werden in ein mathematisches Symbolsystem übersetzt und in eine mathematische Gleichung gebracht, die der Beantwortung der Fragestellung dient. Für das Wachstum der Bakterien entspricht dies der Differenzialgleichung des exponentiellen Wachstums. Da es sich hierbei um Symbolzeichen handelt, die eine arbiträre Struktur besitzen (Schnotz, 2001), entspricht die Darstellung dieser mathematischen Gleichungen am ehesten der Visualisierung in Form von *statischen Liniendiagrammen*, da diese Diagramme auf einer Analogierelation mit dem repräsentierten Gegenstand übereinstimmen (Schnotz, 2002). Im konkreten Fall der Bakterien wird also die Veränderung der Populationsgröße in Abhängigkeit der Zeit als abstrakte Relation dargestellt. Auch in diesem Modellierungsschritt spielt die zeitliche Veränderung noch keine zentrale Rolle. Es geht hierbei zunächst um die Erfassung einzelner diskreter Schritte, weshalb die Visualisierung über die statischen Abbildungen passend ist (Lewalter, 1997; Tversky et al., 2002).

Findet im nächsten Modellierungsschritt die Anwendung von Rechenverfahren statt, erhält man *mathematische Resultate*. Diese Ergebnisse sind in der Regel abstrakte Zahlen, die als deskriptionale Repräsentationen wiederum arbiträre Strukturen besitzen und daher am besten über die Liniendiagramme visualisiert werden (Schnotz, 2001, 2002). Die ermittelten Zahlenwerte liefern schließlich eine quantitative Antwort auf die Fragestellung. An diesem Punkt des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs kommt nun die Dynamik in Spiel. Für die Beantwortung der Fragestellung ist die zeitliche Veränderung der Bakterienpopulation ein wichtiger Aspekt. Damit genau diese zeitliche Änderung auch visuell verdeutlicht werden kann (Schnotz & Lowe, 2008), entspricht die Visualisierung der mathematischen Resultate am ehesten der Darstellung in Form von *dynamischen Liniendiagrammen*, bei denen der Graph sukzessive aufgebaut wird.

Da sowohl die mathematische Gleichung zur Veränderung des Systems als auch die daraus folgenden mathematischen Ergebnisse ein Modell unter Idealbedingungen darstellt, das es unter natürlichen Bedingungen nicht gibt, müssen in weiteren Iterationen zusätzlich Korrekturfaktoren ergänzt werden, um der biologischen Realität in der mathematischen Beschreibung wieder näher zu kommen. Durch diese quantitative Interpretation der Ergebnisse und den Transfer aus der mathematischen Modellebene zurück in die biologische Modellebene, werden *biologische Resultate* generiert. Die Vi-

sualisierung erfolgt am ehesten durch *dynamische Schemazeichnungen*. Wie bereits beim biologischen Modell weisen die Schemazeichnungen bei den biologischen Resultaten wiederum strukturelle Ähnlichkeiten mit dem repräsentierten Gegenstand, z.B. den Bakterien in der Petrischale, auf (Schnotz, 2002). Durch den Rückbezug zur Realität müssen wieder die real zugrundeliegenden Phänomene in der Natur stärker in den Fokus gerückt werden. Auch ist die zeitliche Änderung des Wachstums ein wichtiger Aspekt für die Beantwortung der Fragestellung, weshalb die dynamische Darstellung durch den Transport der zusätzlichen zeitlichen Information authentischer und informativer ist (Schnotz & Lowe, 2008). Über die Schemazeichnungen können wiederum reale Raumbeziehungen dargestellt werden (Weidenmann, 1994). Eine solche Visualisierung kann zum Beispiel eine dynamisch wachsende Bakterienpopulation in einer Petrischale darstellen.

Es kann nun angenommen werden, dass sich genau in der Schnittstelle zwischen allen Repräsentationskombinationen die *mathematischen Relationen* befinden. Hierbei werden die im biologischen Modell für relevant erachteten und ausgewählten biologischen Faktoren in eine mathematische Form übersetzt, wobei es sich aus mathematischer Sicht um eine Klassifizierung zur Beschreibung von Beziehungen zwischen Variablen (größer vs. kleiner, schneller vs. langsamer, ...) (Lehmann & Schulz, 2016) handelt. Mathematische Relationen befinden sich als Verbindungsglied sowohl in der Ebene der Mathematik, als auch in der Ebene der Biologie. Genau durch diese Besonderheit der mathematischen Relationen, werden in ihnen die vier Repräsentationskombinationen vereint. Werden die mathematischen Relationen aus Sicht der biologischen Ebene betrachtet, entsprechen sie, aufgrund der Analogierelation, eher der Darstellung über Schemazeichnungen („Nach 24 Stunden sind mehr Bakterien auf dem Nährboden.“). Wird dagegen der Fokus stärker auf die mathematischen Zusammenhänge gelegt („ $N_2 > N_1$ “), entspricht das eher der Darstellung über die Liniendiagramme. Ähnlich verhält es sich mit der Dynamik. Wird lediglich die Veränderung zwischen zwei Zeitschritten betrachtet, entspricht das der Erfassung einzelner diskreter Schritte, weshalb die Visualisierung über die statischen Abbildungen passend ist (Lewalter, 1997; Tversky et al., 2002). Werden jedoch viele einzelne zeitliche Relationen herausgearbeitet, können daraus wiederum stetige Veränderungen geschlossen werden, weshalb eine dynamische Visualisierung geeigneter erscheint.

3 Ziele und übergeordnete Fragestellung

Das Konzept der mathematischen Modellierung ist in den letzten Jahren aus unterschiedlichen naturwissenschaftlichen Perspektiven betrachtet worden (vgl. Blum & Leiß, 2005; Borromeo Ferri et al., 2013; Goldhausen & Di Fuccia, 2015; Kimpel, 2018; Massolt et al., 2016; Uhden, 2012). Eine explizite Betrachtung im biologischen Kontext fehlt in diesem Zusammenhang jedoch bis jetzt. Dass mathematische Modellierung auch im Bereich der Biologie nicht nur aus methodischer Sicht zur Förderung von allgemeiner Problemlösekompetenz, sondern auch aufgrund der engen Verknüpfung zwischen den Fachdisziplinen der Biologie und Mathematik sinnvoll ist, wurde in der theoretischen Herleitung dieser Arbeit ausführlich dargestellt (siehe Kapitel 2.2). In diesem Zusammenhang wurden nichtsdestotrotz auch die Schwierigkeiten von Lernenden mit mathematischen Modellierungsaufgaben aufgezeigt. Um diesen Herausforderungen beim Modellieren zu begegnen, kann der Einsatz von externen Repräsentationen sinnvoll sein, um Lernenden diese abstrakten mathematischen Inhalte in visueller Form darzustellen.

Mit Hilfe dieser Arbeit soll untersucht werden, ob der Einsatz verschiedener externer Repräsentationen hilfreich dabei sein kann, sowohl die mathematische als auch die biologische Modellierungskompetenz von Lernenden zu unterstützen und damit das Verständnis über biologische Prozesse fördern zu können. In diesem Zusammenhang soll auch die Expertise der Lernenden als Einflussvariable berücksichtigt werden. Es wird untersucht, inwiefern sich Studierende mit unterschiedlichem themenspezifischen Vorwissen in den Fächern Biologie und Mathematik in ihrem Modellverständnis unterscheiden und ob sie aufgrund ihrer unterschiedlichen Vorbildung unterschiedliche Präferenzen bezüglich der zur Verfügung gestellten Repräsentationen haben.

Im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit wurden zwei Studien entwickelt und durchgeführt. Übergeordnete Fragestellung beider Studien ist:

Welche externen Repräsentationen können in Abhängigkeit von der Expertise der Lernenden das mathematische und biologische Modellverständnis zu populationsbiologischen Wachstumsmodellen wirksam unterstützen?

4 Studie I

4.1 Forschungsfragen und Hypothesen Studie I

In Studie I soll untersucht werden, inwiefern die Expertise der Studienteilnehmer einen Einfluss auf das biologische und mathematische Modellverständnis und damit auf das insgesamt gebildete mentale Modell der Studienteilnehmer hat. Dabei werden Biologie- und Mathematikexperten miteinander verglichen. Es besteht die Annahme, dass Mathematikexperten leichter die mathematischen Fragestellungen bearbeiten und lösen können und damit ein stärker auf die mathematischen Inhalte fokussiertes mentales Modell entwickeln. Biologieexperten besitzen dagegen ein breiteres biologisches Vorwissen, weshalb davon ausgegangen wird, dass sie bei der Bearbeitung der Aufgaben eher anhand der biologischen Aspekte argumentieren und dadurch ein stärker mit der Realität und Biologie verbundenes mentales Modell entwickeln. Als Forschungsfrage F1_(I) wird mit den beiden Hypothesen H1.1_(I) und H1.2_(I) untersucht:

F1_(I) Beeinflusst die **Expertise** die Bildung von mentalen Modellen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

H1.1_(I) Es wird angenommen, dass Mathematikstudierende ein abstrakteres mentales Modell mit stärkeren Bezügen zu den mathematischen Inhalten entwickeln.

H1.2_(I) Es wird angenommen, dass Biologiestudierende ein reales mentales Modell mit stärkeren Bezügen zu den biologischen Inhalten entwickeln.

Als weiterer Aspekt soll in Studie I der Einfluss des Abstraktionsgrades von externen statischen Repräsentationen auf das biologische und mathematische Modellverständnis

überprüft werden. Es werden Abbildungen mit einem hohen Grad an Realität (Schemazeichnungen) mit abstrakten Abbildungen (Liniendiagramme) verglichen (vgl. Kapitel 2.3.1). Es wird überprüft, inwieweit es Unterschiede in der Nutzung und der Effektivität bezüglich der Unterstützung bei der Bearbeitung von populationsbiologischen Aufgaben gibt. Die Liniendiagramme stimmen basierend auf einer Analogierelation mit dem repräsentierten Gegenstand strukturell überein (Schnotz, 2002). Es wird angenommen, dass sie durch den engeren Bezug zur Quantifizierung von Inhalten, bei der Bildung eines mathematischen Modellverständnisses besser unterstützend wirken können. Des Weiteren wird angenommen, dass aufgrund der strukturellen Ähnlichkeit mit dem repräsentierten Gegenstand, Schemazeichnungen einen stärkeren Bezug zum biologischen Inhalt aufweisen und dadurch das biologische Modellverständnis besser unterstützen können. Auch wird angenommen, dass bei realistischen Bildern durch die Präsentation von realen Raumbeziehungen, das biologische Modellverständnis bezüglich Populationen besser gefördert werden kann. Hieraus ergibt sich Forschungsfrage F2_(I) mit den beiden entsprechenden Hypothesen H2.1_(I) und H2.2_(I):

- F2_(I)** Beeinflusst der **Abstraktionsgrad** von externen statischen Repräsentationen das Modellverständnis zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?
- H2.1_(I)** Es wird angenommen, dass Liniendiagramme die mathematische Modellbildung in der Biologie wirksam unterstützen können.
- H2.2_(I)** Es wird angenommen, dass Schemazeichnungen das biologische Modellverständnis fördern können.

Im Theorieteil der Arbeit wurde der biologisch-mathematische Modellierungskreislauf aus den empirischen Befunden der anderen Naturwissenschaften und Mathematik entwickelt (siehe Kapitel 2.2.3). Es wird angenommen, dass sich das Verständnis des Modellierungszyklus aus drei Ebenen des Modellverstehens zusammensetzt: dem mentalen Modell, dem biologischen Modell und dem mathematischen Modell. Des Weiteren wird angenommen, dass innerhalb des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs ein Shortcut in Form einer qualitativen Mathematisierung stattfinden kann. Ziel ist es, diesen theoretisch entwickelten biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf im Rahmen von Studie I empirisch zu untersuchen. Hierzu wurde Forschungsfrage F3_(I) mit den beiden Hypothesen H3.1_(I) und H3.2_(I) formuliert:

F3_(I) Lassen sich für den theoretisch hergeleiteten **biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf** bei der Bearbeitung der populationsbiologischen Modellierungsaufgaben empirische Evidenzen finden?

H3.1_(I) Bei der Bearbeitung der populationsbiologischen Problemstellungen können drei unterschiedliche Ebenen des Modellverstehens bei den Studierenden beobachtet werden.

H3.2_(I) Innerhalb des Modellierungskreislauf kann ein Shortcut in Form qualitativer Mathematisierung beobachtet werden.

Als letzter Aspekt soll in Studie I analysiert werden, ob sich die Einteilung der Expertiseschwerpunkte, basierend auf den Studiengängen, im individuellen Fähigkeitsselbstkonzept widerspiegelt. Es wird angenommen, dass die Lernenden bezüglich ihres persönlichen Studienfaches ein größeres Vertrauen in ihre eigenen Fähigkeiten mitbringen. Forschungsfrage F4_(I) befasst sich mit den beiden Hypothesen H4.1_(I) und H4.2_(I) genau mit dieser Fragestellung:

F4_(I) Besteht ein Zusammenhang zwischen der Expertise und dem **akademischen Fähigkeitsselbstkonzept**?

H4.1_(I) Studierende mit Hauptfach Mathematik besitzen ein höheres mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept als biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept und sind damit als Mathematikexperten einzustufen.

H4.2_(I) Studierende mit Hauptfach Biologie besitzen ein höheres biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept als mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept und sind damit als Biologieexperten einzustufen.

Zusätzlich soll analysiert werden, ob sich das individuelle mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden abhängig von der bearbeiteten Lernumgebung ändert. Da das akademische Fähigkeitsselbstkonzept als relativ stabil gilt (Shavelson, Hubner & Stanton, 1976), besteht die Annahme, dass die unterschiedlichen Gestaltungsmerkmale der Lernumgebungen nicht auf das mathematischen und biolo-

gischen Fähigkeitsselbstkonzepts auswirken. In Forschungsfrage F5₍₁₎ mit den beiden Hypothesen H5.1₍₁₎ und H5.2₍₁₎ ist diese Annahme zusammengefasst:

F5₍₁₎ Verändert sich das **mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept** der Studierenden in Abhängigkeit der bearbeiteten Lernumgebung?

H5.1₍₁₎ Es wird angenommen, dass das mathematische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden stabil ist und sich bei der Bearbeitung von Lernumgebungen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen nicht verändert.

H5.2₍₁₎ Es wird angenommen, dass das biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden stabil ist und sich bei der Bearbeitung von Lernumgebungen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen nicht verändert.

4.2 Material und Methoden Studie I

4.2.1 Stichprobe

Die Datenerhebung fand von April bis Mai 2018 an der Technischen Universität München statt. Insgesamt nahmen 13 Studierende des gymnasialen Lehramtes mit dem Hauptfach Biologie ($N=7$) oder Mathematik ($N=6$) teil (61,5 % Frauen, Alter: 23 Jahre, $SD=1,7$ Jahre, Bachelorstudierende $N=5$, Masterstudierende $N=8$). Als Zweitfach studierten alle Teilnehmer Chemie.

Die Studierenden zeigten, gemessen an ihren jeweils letzten Zeugnisnoten (1 „sehr gut“ bis 6 „ungenügend“) in den Fächern Biologie und Mathematik insgesamt gute Leistungen (Zeugnisnote Biologie $M=1,58$, $SD=,793$; Zeugnisnote Mathematik $M=2,15$, $SD=,987$).

4.2.2 Studiendesign und Durchführung der Studie

Zur Untersuchung der Forschungsfragen wurde ein zweifaktorielles experimentelles Design verwendet. Zum einen wurde die Expertise der Studienteilnehmer (UV1) als unabhängige Variable eingesetzt. Um den Einfluss des domänenspezifischen Fachwissens auf die Bearbeitung der Problemstellungen und damit auf die Bildung der mentalen Modelle untersuchen zu können, wurden Studierende des gymnasialen Lehramtes mit dem Hauptfach Biologie (Biologieexperten) oder dem Hauptfach Mathematik (Mathematikexperte) zur Datenerhebung eingeladen. An bayerischen Universitäten ist es im gymnasialen Lehramt nicht möglich, die Fächer Biologie und Mathematik miteinander zu kombinieren, wodurch ausgeschlossen werden konnte, dass ein Studienteilnehmer als Experte für beide Fachgebiete einzustufen war. Zum anderen wurde der Abstraktionsgrad der externen Repräsentation (UV2) als zweite unabhängige Variable verändert. Als externe Repräsentationen mit einem hohen Abstraktionsgrad kamen Liniendiagramme zum Einsatz. Als externe Repräsentationen mit einem niedrigeren Abstraktionsgrad wurden reale Schemazeichnungen verwendet.

Als abhängige Variable (AV) wurden das biologische und mathematische Modellverständnis und daraus folgend die mentalen Modelle der Studienteilnehmer mit Hilfe von Reproduktions- und Transferfragen sowie Aufgaben zur mathematischen Modellierungskompetenz ($n=12$) erhoben.

Neben der Erfassung personenbezogener Begleitdaten (Alter, Studiengang, Semester, Abiturnoten in Biologie und Mathematik) wurde als Kontrollvariable das akademische Fähigkeitsselbstkonzept für Biologie und Mathematik erhoben. Hiermit sollte die Einteilung in die Expertisegruppen, basierend auf dem Studiengang, durch die persönlichen Einschätzung der Fähigkeiten in den beiden Fachgebieten überprüft werden. Das akademische Fähigkeitsselbstkonzept wird allgemein als die Beschreibung und Einschätzung der eigenen Fähigkeiten einer Person definiert und schließt die Vorstellungen über Höhe, Struktur und Stabilität dieser Fähigkeiten mit ein (Stiensmeier-Pelster & Schöne, 2008). Werden diese individuellen Beschreibungen und Einschätzungen auf ein bestimmtes Fach bezogen, handelt es sich um das fachspezifische Selbstkonzept (z.B. mathematisches oder biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept) (Stiensmeier-Pelster & Schöne, 2008). Dieses gilt, besonders mit zunehmenden Alter, als relativ stabil (Shavelson et al., 1976).

Entsprechend dem experimentellen zweifaktoriellen Versuchsdesign wurden die Teilnehmer zufällig einer der beiden Lernumgebungen zugeteilt. Insgesamt nahmen $N=13$ Studierende an der Datenerhebung teil. Es haben somit $N=4$ Biologieexperten die Schemazeichnungen und $N=3$ Biologieexperten die Diagramme zur Unterstützung erhalten. Bei den Mathematikexperten erhielten jeweils $N=3$ Studierende die Schemazeichnungen und $N=3$ Studierende die Diagramme. Eine daraus resultierende Zellenbesetzung von 3 beziehungsweise 4 Probanden ist gemäß eines qualitativen Stichprobenplans ausreichend (Döring & Bortz, 2016). Die Stichprobe wurde gezielt nach den zu untersuchenden Merkmalen (=Studiengang) zusammengestellt, um darüber eine größtmögliche Aussagekraft bezüglich der Fragestellung gewinnen zu können (Döring & Bortz, 2016).

Durchführung der Studie

Die Datenerhebung verlief, wie in Abbildung 6 gezeigt, in vier Abschnitten. Nach Erhebung der personenbezogenen Begleitdaten und des mathematischen und biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts, wurde zunächst eine Aufwärmübung zum Lauten Denken durchgeführt, um die Teilnehmer mit der Methode vertraut zu machen. Anschließend wurde eine Lernumgebung mit drei unterschiedlichen populationsbiologischen Problemstellungen bearbeitet. Zum Schluss wurde erneut das akademische Fähigkeitsselbstkonzept für Mathematik und Biologie erhoben. Die Zuordnung der Stu-

dienteilnehmer zu den beiden Lernumgebungen fand zufällig statt. Die Bearbeitungszeit der Lernumgebung wurde zeitlich nicht beschränkt. Sie betrug zwischen 45 und 110 Minuten, die durchschnittliche Bearbeitungszeit lag bei 62 Minuten.

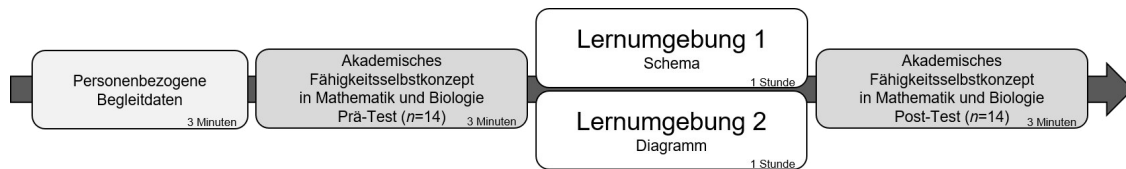


Abbildung 6: Durchführung und Ablauf von Studie I: Erfassung personenbezogener Begleitdaten, Erfassung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Mathematik und Biologie (prä und post) sowie Bearbeitung einer der beiden Lernumgebungen

4.2.3 Gestaltung der Lernumgebung

Um den Einfluss von externen Repräsentationen und der domänenspezifischen Expertise auf das biologische und mathematische Modellverständnis und damit die Bildung mentaler Modelle über populationsbiologische Wachstumsprozesse in der Biologie zu untersuchen, wurde eine spezielle Lernumgebung entwickelt.

Im Rahmen der Lernumgebung werden drei unterschiedliche populationsbiologische Problemstellungen präsentiert. Jeder der drei Problemstellungen liegt ein anderes mathematisches Wachstumsmodell zugrunde - exponentielles Wachstum, logistisches Wachstum und Konkurrenz zwischen zwei Arten (vgl. Kapitel 2.2.1). Zu den drei Problemstellungen gibt es jeweils einen allgemeinen Informationstext, in welchem zunächst eine reale Situation aus der Natur beschrieben und anschließend aus mathematischer Sicht betrachtet wird. Hierzu gehört unter anderem eine wörtliche Paraphrasierung der dem Wachstumsmodell zugrundeliegenden mathematischen Gleichung. Abschließend wird jeweils ein konkretes Szenario mit spezifischen Aufgabenstellungen formuliert, welche im Laufe der Bearbeitung der übergeordneten Problemstellung zum Wachstumsprozess gelöst werden soll (siehe hierzu die Beispielseite aus der Lernumgebung in Abbildung 7). Für die Beantwortung jeder Problemstellung werden die Studienteilnehmer mit Hilfe von je 12 Aufgaben durch die Bearbeitung geleitet. Die Aufgaben umfassen Aspekte der

Ausbreitung von MRSA in deutschen Krankenhäusern

MRSA ist die Abkürzung für „Methicillin resistenter *Staphylococcus aureus*“. Es handelt sich um Bakterien, die durch das Antibiotikum Methicillin nicht abgetötet werden können. Vor allem in Krankenhäusern kommt dieses Bakterium häufig vor und kann insbesondere bei Patienten mit schwachem Immunsystem schwere Infektionen verursachen. Innerhalb eines Krankenhauses kann sich bei mangelnder Hygiene eine Bakterienpopulation von MRSA sehr schnell ausbreiten.

Wie ist diese schnelle Ausbreitung einer MRSA Population zu erklären?

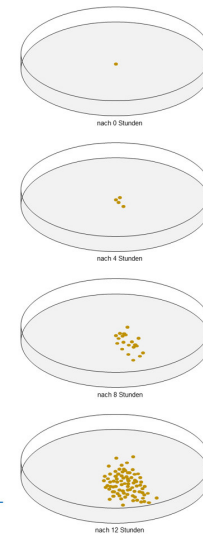
Bakterien sind Einzeller, die sich nicht-geschlechtlich durch Teilung vermehren, das heißt aus einem Bakterium gehen zwei neue Bakterien hervor. Um sich maximal vermehren zu können, benötigen Bakterien eine warme und feuchte Umgebung. Unter diesen Idealbedingungen können sich MRSA Bakterien häufig teilen. Da in der Bakterienpopulation nicht nur neue Bakterien entstehen, sondern auch Bakterien absterben, muss für ihre Entwicklung die Wachstumsrate (r) berücksichtigt werden. Unter der Wachstumsrate r versteht man die Differenz zwischen der Geburten- und Sterberate in einer Population.

Das Wachstum einer Bakterienpopulation kann allgemein als die Veränderung der Individuenzahl (dN) in einem Zeitabschnitt (dt) beschrieben werden; dies entspricht dem mathematischen Produkt aus Wachstumsrate (r) und der jeweils vorhandenen Individuenzahl (N).

Um zu sehen, wie schnell die Vermehrung von MRSA unter Idealbedingung tatsächlich ablaufen kann, wird folgende theoretische Überlegung durchgeführt:

Im Labor wird ein Nährboden mit nur einem einzigen MRSA Bakterium infiziert und anschließend für 12 Stunden bei 30 °C im Wärmeschrank bebrütet. Die Wachstumsrate beträgt $r=0,2$.

Wie viele Bakterien sind nach 12 Stunden auf dem Nährboden zu finden?



Aufgabe 6

Formulieren Sie mit Hilfe des Textes eine mathematische Gleichung, mit der Sie das Wachstum der Bakterienpopulation berechnen können.

Abbildung 7: Beispielseite aus der Lernumgebung aus Studie I: Entnommen aus Lernumgebung 1 (Schemazeichnungen), Problemstellung 1 (exponentielles Wachstum von Bakterien), Aufgabe 6 (Mathematisieren).

Reproduktion, des Transfers und der mathematischen Modellierungskompetenz. Unter Kapitel 4.2.4 wird die Gestaltung dieser Testaufgaben vorgestellt.

Die Bearbeitung der drei Problemstellungen findet immer in gleicher Abfolge statt (exponentielles Wachstum → logistisches Wachstum → Konkurrenz zwischen zwei Arten). Die grundlegenden Informationen, die zur Lösung der Fragestellungen benötigt werden, sind im Informationstext gegeben (vgl. Abbildung 7), wodurch die Aufgaben möglichst vorwissensunabhängig sein sollten und damit von beiden Expertengruppen bearbeitet werden können. Um die sachfremde kognitive Belastung (extraneous cognitive load) (Chandler & Sweller, 1991) so gering wie möglich zu halten, wurde bei der Seitengestaltung innerhalb der Lernumgebung darauf geachtet, dass der Informationstext und die dazugehörigen Abbildungen, das heißt die Informationen, die miteinander verknüpft werden sollen, räumlich nahe beieinander liegen (Leutner et al., 2014). Dieses Gestaltungsmerkmal basiert auf dem spatial contiguity principle (auch split-attention principle genannt) von Mayer (2014).

Die Lernumgebung wird in digitaler Form am Computer präsentiert und soll mündlich bearbeitet werden. Jede Teilaufgabe wird auf einer eigenen Seite präsentiert, sodass der Studienteilnehmer für die Beantwortung jeweils zur nächsten Seite weiterklicken muss. Die Teilnehmer wurden im Vorfeld darauf hingewiesen, dass sie innerhalb der Lernumgebung nicht zurückklicken dürfen. Bei Verstößen gegen diese Auflage wurden die Teilnehmer vom Versuchsleiter darauf hingewiesen und aufgefordert, wieder vorzuklicken. Während der Bearbeitung der Lernumgebung stehen den Teilnehmern ein Tablet-PC mit Stift zur Verfügung, um sich jederzeit handschriftliche Notizen machen zu können. Des Weiteren konnte während der gesamten Bearbeitung ein nicht programmierbarer Taschenrechner verwendet werden.

Inhaltliche Gestaltung der Lernumgebung

In der Lernumgebung werden drei unterschiedliche Wachstumsprozesse aus der Populationsbiologie thematisch behandelt. Bei der Auswahl der Themen wurde darauf geachtet, einen lebensnahen und regionalen Bezug für die Studienteilnehmer zu schaffen. Die Aufgaben können durch diese Authentizität für Lernende glaubwürdig und bezogen auf die Umwelt realistisch sein und dazu beitragen, dass sie die Aufgabenstellung ernst nehmen (Borromeo Ferri et al., 2013). Es handelt es sich um idealisierte Modelle, bei denen keine oder nur wenige externe Einflussfaktoren das Wachstum der unterschiedlichen Arten beeinflussen. Die Komplexität der Problemstellungen nimmt im Bezug auf die mathematischen Modelle von Problemstellung 1 bis 3 zu. Aus mathematischer Sicht bauen die drei Wachstumsmodelle aufeinander auf (siehe Kapitel 2.2.1).

- **Problemstellung 1:** In der ersten Problemstellung wird exponentielles Wachstum behandelt. Am Beispiel der Ausbreitung von MRSA-Bakterien in deutschen Krankenhäusern wird die Fragestellung aufgeworfen, wie schnell sich Bakterien unter idealen Bedingungen vermehren können. Die zentrale Frage der Problemstellung ist, wie viele MRSA Bakterien in einem Laborversuch nach 12 Stunde in einer Petrischale gewachsen sind.

- **Problemstellung 2:** In der zweiten Problemstellung wird logistisches Wachstum thematisiert. Inhaltlich geht es um den Goldlaufkäfer, der neu in ein Waldgebiet in München einwandert. Es soll berechnet werden, wie sich die Goldlaufkäferpopulation zwischen den Jahren 1997 bis 2018 in diesem Gebiet verändert hat.
- **Problemstellung 3:** Die dritte Problemstellung thematisiert die Konkurrenz zwischen zwei Tierarten. Es wird das theoretische Szenario vorgestellt, in welchem nordamerikanische Grauhörnchen in die Stadt München einwandern. Da diese Grauhörnchen mit den in München beheimateten Eichhörnchen in Konkurrenz um Lebensraum und Nahrung stehen, soll mathematisch untersucht werden, wie die Grauhörnchen die einheimische Eichhörnchenpopulation innerhalb eines Zeitraums von 60 Jahren beeinflussen werden.

Die inhaltliche Gestaltung und Abfolge der Aufgaben der drei Problemstellungen folgt dem biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (siehe Kapitel 2.2.3). Im einleitenden Informationstext wird zunächst eine reale Ausgangssituation (= biologisches Phänomen) beschrieben. Diese reale Ausgangssituation wird durch die Präzisierung und Idealisierung im Rahmen der konkret zu lösenden Fragestellung soweit vereinfacht, dass sie dem biologischen Modell entspricht. Die wörtliche Paraphrasierung der mathematischen Gleichungen steht für das mathematische Modell des biologischen Phänomens. Durch die Arbeit mit dem mathematischen Modell, das heißt den konkreten Berechnungen im Rahmen der Fragestellung, werden die mathematischen Resultate erhalten. Werden die dort erhaltenen Ergebnisse wiederum mit der Realität, das heißt der Biologie, in Verbindung gesetzt, werden biologische Resultate generiert. Während der gesamten Bearbeitung der Lernumgebung wird das mentale Modell der Teilnehmer fortlaufend angesprochen und gegebenenfalls angepasst.

Gestaltungsmerkmale der externen Repräsentationen

Dem Studiendesign entsprechend werden zwei unterschiedliche Formen externer Repräsentationen in den Lernumgebungen eingesetzt, um die populationsbiologischen Wachstumsprozesse zu visualisieren: Realistische Bilder und logische Bilder. Bei den realistischen Bildern handelt es sich um Schemazeichnungen mit deren Hilfe die Wachstumsprozesse veranschaulicht werden. Als logische Repräsentationen wurden für die

Studie Liniendiagramme erstellt, um die Wachstumsprozesse zu visualisieren. Diese Form der Darstellung ist besonders gut geeignet, um Entwicklungsverläufe zu veranschaulichen, da die Funktionslinien als grafische Einheit wahrgenommen werden (Schnotz, 2002).

Die in der Studie eingesetzten realistischen und logischen Bilder repräsentieren den selben Gegenstand, die drei populationsbiologischen Wachstumsprozesse. Im Fall der Schemazeichnungen werden jedoch vor allem die strukturellen Ähnlichkeiten mit dem Gegenstand dargestellt (realistische Darstellung der Petrischale, räumliche Verteilung der Goldlaufkäfer im Waldgebiet, ... vgl. Abbildung 8). Im Fall der Liniendiagramme wird der Zusammenhang durch eine konventionalisierte Darstellungsform visualisiert (vgl. Abbildung 8).

Beide Darstellungsformen haben gemeinsam, dass sie vom Lernenden visuell wahrgenommen, selektiert, organisiert und integriert werden müssen (vgl. Kognitive Theorie des multimedialen Lernens von Mayer (2014), Kapitel 2.3.3). Um diesen Wahrnehmungsprozess zu erleichtern, sollen die Abbildungen möglichst eindeutig visualisiert werden (Schnotz, 2002). Im Fall der realistischen Bilder ist bei der Gestaltung auf eine deutliche Figur-Grund-Trennung zu achten. Der dargestellte Gegenstand soll eindeutig erkennbar sein und sich vom Hintergrund unterscheiden (Niegemann, 2008). Auch ist eine passende Kontextualisierung der Informationen wichtig, damit die realistischen Bilder richtig interpretiert werden können (der Goldlaufkäfer wandert in die Allacher Lohe ein → in der Abbildung ist vermutlich dieses Waldgebiet dargestellt). Da es sich bei den logischen Bildern um konventionalisierte Darstellungen handelt, muss bei der Erstellung der Liniendiagramme darauf geachtet werden, die darstellerischen Konventionen einzuhalten (Achsenbelegung, Achsenbeschriftung, Skalierung, Legende, ...) (Lachmayer et al., 2007; Niegemann, 2008).

Da es bei den populationsbiologischen Wachstumsprozessen um einen zeitlichen Verlauf geht, wurden die Abbildungen in jeweils vier prototypische Key States untergliedert (Schnotz & Lowe, 2008, siehe hierzu auch Kapitel 2.3.2). Durch diese Sequenzierung sollte erreicht werden, die realistischen Bilder möglichst informationsgleich zu den logischen Bildern zu gestalten. Die zeitlichen Abstände zwischen den einzelnen Key States sind immer gleich.

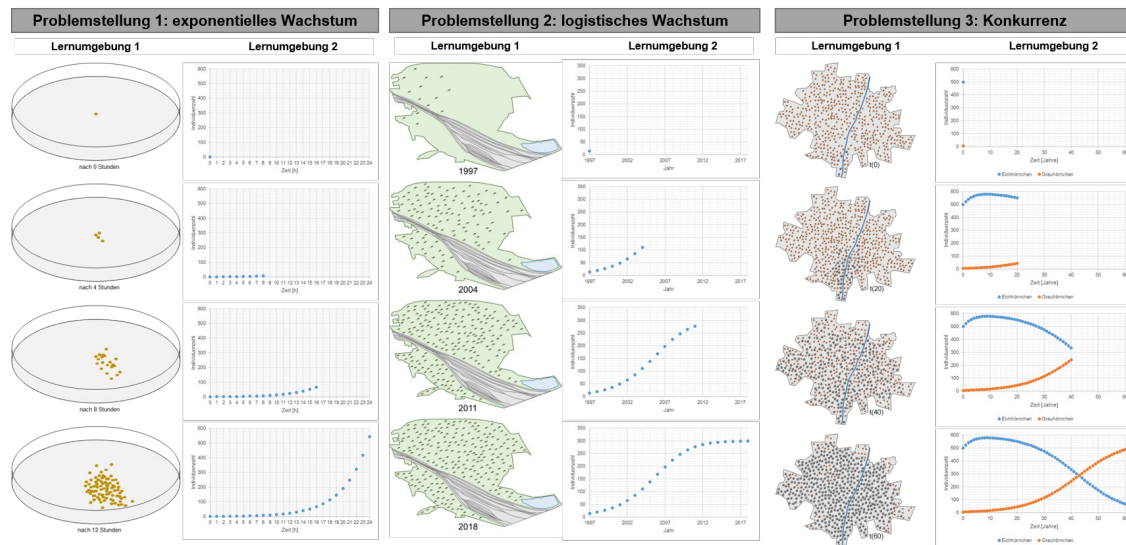


Abbildung 8: Im Rahmen von Studie I verwendete Abbildungen gegliedert nach Problemstellung und Lernumgebung

4.2.4 Erhebungsinstrumente und -methoden

Skala zur Erfassung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Die Erfassung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts fand mit Hilfe einer aus PISA 2006 adaptierten Skala zur Erhebung des naturwissenschaftsbezogenen Fähigkeitsselbstkonzepts statt (Frey et al., 2009). Die sechs ursprünglichen Items wurden für die hier vorgestellte Studie in die Fachgebiete Biologie und Mathematik aufgetrennt und dahingehend neu formuliert. So wurden zum Beispiel aus dem Item „Ich glaube, dass ich anspruchsvollen Stoff im naturwissenschaftlichen Unterricht leicht lernen kann.“ die zwei neuen Items „Anspruchsvolle Inhalte aus der Biologie lernen ich leicht.“ und „Anspruchsvolle Inhalte aus der Mathematik lerne ich leicht.“. Zusätzlich wurde der ursprünglichen Skala das Item „Ich schätze mich selbst als Experte für Biologie/Mathematik ein.“ hinzugefügt. Somit wurden zwei Skalen mit jeweils sieben Items für das biologische und mathematische akademische Fähigkeitsselbstkonzept erhalten. Die Bewertung der Items fand mit einer vierstufigen Likert-Skala statt (1: „trifft gar nicht zu“ bis 4: „trifft voll zu“). Die finalen Items der beiden Skalen sind in Tabelle A.2 zusammengefasst.

Entwicklung der Testaufgaben von Studie I

Zur Erhebung des biologischen und mathematischen Modellverständnisses und daraus folgend der mentalen Modelle über populationsbiologische Wachstumsprozesse, wurden pro Problemstellung je 12 Aufgaben konstruiert, die unterschiedliche Aspekte der kognitiven Verarbeitung im Rahmen der Aufgabenbearbeitung bei den Lernenden erfassen sollen. Ziel war es, entsprechend der Taxonomie von Kintsch (1993, siehe Kategoriensystem unter Punkt 4.2.5), Aufgaben zu entwickeln, die sowohl den Abruf von vorhandenem Wissen, als auch den Aufbau neuen Wissens mittels Inferenz abprüfen können. Dieser Taxonomie folgt auch die Einteilung von Mayer (2009), der „remembering“ und „understanding“ als zwei generelle Ziele von Lernen ansieht.

Nach Mayer (2009) zählt zum „Erinnern“ die Fähigkeit zuvor gesehene Material wiedererkennen und reproduzieren zu können. Für die Untersuchung wurden vier Aufgaben erstellt, in denen der Lernende dazu aufgefordert wird, die gegebenen Informationen und Abbildungen zu paraphrasieren (Aufgaben 1 bis 4 in Tabelle A.1). Durch das eigene Zusammenfassen der Inhalte kann der erfolgreiche Aufbau einer Textbasis überprüft werden.

Zu einem erfolgreichen Wissensaufbau gehört auch, dass Lernende in der Lage sein sollen, das im Rahmen der Problemstellung Gelernte, in neuen Situationen anwenden zu können (Mayer, 2009), das heißt das Gelernte zu „verstehen“. Verstehen beinhaltet damit die Fähigkeit zum Transfer und folglich daraus auch die Fähigkeit, aus den gegebenen Lernmaterialien ein kohärentes mentales Modell zu formen (Mayer, 2009). Um das beim Lernprozess gebildete mentale Modell erfassen zu können, eignen sich nach Mayer (2009) vier Formen von Transferfragen: Umgestaltungs- (redesign), Vorhersage- (prediction), Konzept- (conceptual) und Fehlerbehebungsfragen (troubleshooting questions). Zweck dieser vier Transferfragen ist es, die Elaboriertheit des mentalen Modells der Lernenden überprüfen zu können. Im Rahmen von Umgestaltungsfragen werden die Lernenden aufgefordert ein bestehendes System so zu modifizieren, damit es eine neue Funktion erfüllt („Begründen Sie, wie sich das Wachstum der Bakterienpopulation ändert, wenn die Wachstumsrate $r=1$ ist.“). Bei Vorhersagefragen müssen die Lernenden in der Lage sein, eine Voraussage über einen bestimmten Bestandteil des Systems in der Zukunft treffen zu können („Leiten Sie aus den Darstellungen ab, wie sich die Bakterienpopulation nach 24 Stunden entwickelt haben wird, wenn das Wachstum weiterhin unter

Idealbedingungen stattfindet.“). Konzeptfragen zielen auf das Erkennen von zugrundeliegenden Prinzipien ab („Bestimmen Sie, welches mathematische Wachstumsmodell bei der Bakterienpopulation zu finden ist.“). Der letzte Fragentyp, die Fehlerbehebungsfragen, verlangt von den Lernenden einen Erklärungsansatz, warum ein bestimmtes System möglicherweise versagen könnte („Diskutieren Sie, ob das Ergebnis aus dem Versuch in der Petrischale auf das Bakterienwachstum bei einem infizierten Menschen übertragen werden kann.“) Für die Studie wurden, entsprechend der vier vorgestellten Typen von Transferfragen, vier Aufgaben entwickelt, die diese Inhalte abprüfen (Aufgaben 9 bis 12 in Tabelle A.1).

Als dritter Aspekt soll die mathematische Modellierungskompetenz der Lernenden erfasst werden. Es wurden vier Aufgaben entwickelt, die den Modellierungsschritten im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (vgl. Kapitel 2.2.3) folgen (Aufgaben 5 bis 8 in Tabelle A.1). Jede Aufgabe entspricht einem der Modellierungsschritte (siehe Punkt 2.2.3), wobei der letzte Schritt des „Validierens“ inhaltlich mit der „Fehlerbehebungsfrage“ zusammengeführt wird und im Rahmen der Transferfragen abgeprüft wird. Mit Hilfe der Aufgaben 5 bis 8 kann abgeprüft werden, welche kognitiven Aktivitäten bei den einzelnen Modellierungsschritten stattfinden. Durch das strukturierte und angeleitete Durchlaufen des Modellierungszyklus sollen die Lernenden in ihrer Modellbildung unterstützt werden.

Entsprechend der drei übergeordneten Aspekte - Reproduktion, Transfer und mathematische Modellierung - wurden pro Problemstellung somit 12 Aufgaben formuliert, die genau diese Fähigkeiten erfassen sollen. Zwischen den drei Problemstellungen wurden die Aufgaben inhaltlich gleich formuliert, um eine möglichst große Vergleichbarkeit zwischen den Wachstumsmodellen zu erhalten. Für die Beantwortung der Aufgaben 1-3 standen weder der Informationstext noch die Abbildungen zur Verfügung. Bei Aufgabe 4 waren die Abbildungen als Unterstützung gegeben. Ab Aufgabe 5 standen der Informationstext und die dazugehörigen Abbildungen für die Bearbeitung der Fragen zur Verfügung. Eine allgemeine Übersicht der 12 Aufgaben ist in Tabelle A.1 zu finden.

Lautes Denken

Um den Einfluss des Abstraktionsgrades externer statischer Repräsentationen sowie der Expertise auf das biologische und mathematische Modellverständnis und damit verbunden der Bildung mentaler Modelle über populationsbiologische Wachstumsprozesse analysieren zu können, wurde die Methode des Lauten Denkens angewandt (Ericsson & Simon, 1993). Es handelt sich hierbei um eine Forschungsmethode der Kognitionspsychologie, die einen Zugang zu den kognitiven Prozessen ermöglicht, die während eines Denk- und Problemlöseprozesses ablaufen (Sandmann, 2014). Das besondere an dieser Methode ist, dass der Verarbeitungsprozess, der zur Bildung mentaler Repräsentationen führt, untersucht werden kann (Konrad, 2010).

Versuchsteilnehmer werden aufgefordert simultan zur Bearbeitung von Aufgaben alle ihre Gedanken laut auszusprechen (Ericsson & Simon, 1993). Diese augenblickliche Verbalisierung (=Introspektion) bewirkt eine enge Verbindung zwischen dem Denken und den verbalen Berichten (Ericsson & Simon, 1993), wobei vor allem Inhalte des Kurzzeitgedächtnisses verbalisiert werden (Konrad, 2010). Durch die starke Prozessbezogenheit der Methode werden handlungsnah und inhaltsreiche Daten gewonnen. Informationen zu zeitlichen Veränderungen sowie zu strategischen Aktivitäten können erfasst werden, die vor allem im Rahmen von Experten-Novizen-Vergleichen oder Problemlöseaufgaben von Interesse sind (Konrad, 2010).

Neben diesen Vorteilen ist die Methode des Lauten Denkens jedoch auch einigen Einschränkungen und Grenzen unterworfen: Zum einen muss eine ausreichende Validität der Gedankenprotokollierung gewährleistet sein. Das bedeutet, dass nicht ausgeschlossen werden kann, dass auf Grund einer mangelnden Artikulationsfähigkeit der Teilnehmer die Gedankenprozesse nicht vollständig und adäquat formuliert werden können (Konrad, 2010). Auch kann nicht garantiert werden, dass alle kognitiven Prozesse vollständig erhoben werden. Vor allem automatisierte oder unbewusste geistige Operationen werden oft nicht explizit verbalisiert (Konrad, 2010).

Um möglichst umfassende Äußerungen erfassen zu können, sollten die Teilnehmer vor der Bearbeitung der Aufgaben zunächst eine allgemeine Instruktion zum Lauten Denken und eine kurze Übungsaufgabe erhalten. Auch sollte, um einen Ermüdungseffekt zu vermeiden, die Dauer der Datenerhebung nicht mehr als 60 bis 90 Minuten betragen (Sandmann, 2014). Die verbalen Daten, auch Protokolle des Lauten Denkens genannt,

werden in Form von Video- und Audiodaten erhoben, in schriftliche Form transkribiert und anschließend kategoriengeleitet analysiert (Sandmann, 2014). Das im Rahmen dieser Studie verwendete Kategoriensystem wird unter Punkt 4.2.5 vorgestellt.

4.2.5 Auswertungsmethoden

Entwicklung eines Kategoriensystem zur Analyse der Mentalen Modelle

Die Protokolle des Lauten Denkens wurden zunächst deduktiv mit einem Kategoriensystem in Anlehnung an Kroß und Lind (2001) analysiert. Im Laufe der Auswertung wurden induktive Erweiterungen am Datenmaterial mit Hilfe der Methode der Qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring (2010) hinzugefügt. Das resultierende Kategoriensystem wird in Kapitel 4.3.1 ausführlich beschrieben.

Kroß und Lind (2001), die in ihrer Studie den Einfluss des Vorwissens auf die Intensität und Qualität des Selbsterklärens beim Lernen mit biologischen Beispielaufgaben untersucht haben, unterscheiden zwischen verschiedenen Kategorien von Inferenzen beim Textverstehen. Diese Kategorien basierend wiederum auf einer von Kintsch (1993) entwickelten Taxonomie:

Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens: Diese Kategorie umfasst den erfolgreichen Abruf von Wissen aus dem Gedächtnis, das heißt dem vorhandenen Vorwissen. Kann kein passendes Vorwissen gefunden werden, wird explizit auf externe Wissensquellen zurückgegriffen, um Wissensrekonstruktion erreichen zu können. Hierzu zählt das erneute Lesen von Textpassagen oder das Nachschlagen in den eigenen Notizen. Auch das Erkennen von Beziehungen zwischen den einzelnen Problemstellungen wird dieser Kategorie zugeordnet. In Anlehnung an Schmalhofer (1996) kann sie als „suchorientiertes Lernen“ bezeichnet werden.

Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz: Hierbei handelt es sich um das „verstehensorientierte Lernen“ (Schmalhofer, 1996). Diese Kategorie basiert auf dem Construction-Integration-Modell des Textverstehens von Kintsch (1988) und wird in den Aufbau einer Textbasis und den Aufbau eines Situationsmodells unterschieden. Nach Kintsch (1988) beinhaltet die Textbasis die direkt gegebene Aussage des Textes und kann somit als „oberflächliches“ Verstehen angesehen werden (Lind, Friege, Kleinschmidt & Sandmann, 2004). Zum Aufbau der Textbasis dienen innerhalb

dieser Kategorie Paraphrasierungen des Textes und der Abbildungen. Aber auch die Herstellung von Beziehungen zwischen unterschiedlich repräsentierter Information wird hierzu gezählt. Das Situationsmodell steht wiederum für eine mit Vorwissen angeereicherte, reichhaltige Repräsentation des Textes und gilt damit als ein „tiefes“ Verstehen (van Dijk & Kintsch, 1983). Es handelt sich um Inferenzen, die unter Verwendung der im Text oder Abbildung gegebenen Informationen gebildet werden.

Kategorie 3 - Monitoring: In dieser Kategorie werden alle Äußerungen von Verständnis, Missverständnis, Zweifel aber auch Erstaunen und Freude zusammengefasst.

Ausgewertet wurden die Protokolle des Lauten Denkens mit Hilfe der Software MAXQDA (VERBI Software, 2018). Als Analyseeinheit wurden alle in sich abgeschlossenen, nachvollziehbaren Gedankenschritte gewertet. Hierbei werden auch einzelne Worte wie „Genau.“ oder „Passt.“ als Monitoringstatements am Ende von Schlussfolgerungen als eigener Sinnabschnitt gewertet. Jede Einzelaussage wurde jeweils nur einer Kategorie zugeordnet. Zur Auswertung der Transkripte wurde 30 % des Datenmaterials doppelt codiert. Der Cohen's κ für die Intercoder Reliabilität beträgt $\kappa=,65$.

4.2.6 Statistische Analysemethoden

Interraterreliabilität

Die Protokolle Lauten Denkens werden kategoriengeleitet qualitativ analysiert. Hierfür werden die Aussagen von den Teilnehmern anhand eines definierten Kategoriensystems durch einen Rater beurteilt und im Kategoriensystem eingeordnet. Um die Eignung der Beurteilung einschätzen zu können, werden 10-20 % des Datenmaterials durch zwei unabhängige Rater doppelt codiert (Döring & Bortz, 2016). Grund für diese Überprüfung der Güte der Beurteilung, ist die Annahme, dass die Beurteilung eines Merkmals unabhängig vom Rater sein sollte (Wirtz & Caspar, 2002). Unterschiedliche Rater sollen anhand des Kategoriensystems ähnliche Urteile fällen. Für die Überprüfung der Güte der Beurteilung wird der Cohens κ der Interraterreliabilität bestimmt (Wirtz & Caspar, 2002). Er entspricht der Korrelation zwischen den Urteilen zweier unabhängiger Rater, wobei er auf der Berechnung der prozentualen Übereinstimmung zwischen diesen beiden Raten basiert. Ein Wert von $\kappa > 0,75$ gilt hierbei als sehr gute und ein Wert von $\kappa > 0,6$ als gute Übereinstimmung (Wirtz & Caspar, 2002).

Deskriptive Statistik

Um einen Überblick über die erhobenen Daten zu bekommen, werden deskriptive Statistiken durchgeführt. Zunächst werden Häufigkeiten einzelner Merkmalsausprägungen ermittelt (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012). Aus diesen können wiederum Aussagen über das Minimum (den kleinsten Wert), das Maximum (den größten Wert) sowie die Summe aller Werte getroffen werden. Wichtige Aussagen über die Daten können des Weiteren über den Mittelwert (M), den Median (Mdn) und die Standardabweichung (SD) getroffen werden. Der Mittelwert ist das arithmetische Mittel der Messwerte, wohingegen der Median derjenige Punkt der Messskala ist, von dem unterhalb und oberhalb jeweils die Hälfte der Messwerte liegen (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012). Die Standardabweichung ist ein Maß für die Streuung der Messwerte (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012).

Für die Auswertung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts werden die einzelnen Items zu Skalen zusammengefasst. Über eine Reliabilitätsanalyse kann anschließend die Zusammenstellung dieser Items geprüft werden. Als Maß hierfür wird der Cronbach's α berechnet, wobei es sich um eine Schätzung der Reliabilität handelt, die auf der Korrelation aller Items untereinander beruht (Janssen & Laatz, 2013). Er kann einen Wert zwischen 0 (unreliable) und 1 (perfekte Reliabilität) annehmen. Werte ab 0,7 gelten als brauchbar, ab 0,8 als gut und ab 0,9 als sehr gut (Kuckartz, Rädiker, Ebert & Schehl, 2013).

Bei allen nachfolgend durchgeführten statistischen Verfahren wurde ein Signifikanzniveau von 5 % ($p < ,05$) festgelegt.

Analyse von Häufigkeiten

Mit Hilfe des χ^2 -Unabhängigkeitstest soll ermittelt werden, ob zwei Merkmale unabhängig voneinander sind, oder ob ein Zusammenhang zwischen ihnen besteht (Bortz & Schuster, 2016). Der Test beruht auf dem Vergleich zwischen den beobachteten Häufigkeiten und den unter der Nullhypothese erwarteten Häufigkeiten (Sedlmeier & Renkewitz, 2013). Wird ein signifikantes Ergebnis erhalten, kann das Stichprobenergebnis nicht als zufällige Abweichung von der Nullhypothese erklärt werden, weshalb die Nullhypothese

se zurückgewiesen werden muss (Sedlmeier & Renkewitz, 2013). Daraus kann gefolgert werden, dass zwischen den beiden Merkmalen ein Zusammenhang besteht.

Es wird analysiert, ob bezüglich der aus den Protokollen Lauten Denkens ermittelten Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien, ein Zusammenhang zwischen den Merkmalen der Expertise und der Abstraktion vorliegt.

Nicht parametrische Tests

Um zu analysieren, ob zwischen dem Abstraktionsgrad beziehungsweise der Expertise und der Bearbeitung der Lernumgebungen sowie zwischen dem akademischen Fähigkeitsselbstkonzept und der Expertise eine wechselseitige Beziehung besteht, werden nicht-parametrische Tests angewendet. Es handelt sich hierbei um verteilungsfreie Verfahren, das heißt es ist keine Normalverteilung der Daten notwendig (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012). Da bei ihnen eine Verarbeitung der Rangplätze und nicht der Messwerte selbst stattfindet, sind sie unempfindlich gegenüber Ausreißern und können angewendet werden, wenn die Daten nur ordinal- und nicht intervallskaliert sind (Bühl, 2019). Für den Vergleich von zwei unabhängigen Stichproben wird der U-Test nach Mann und Whitney verwendet, für den Vergleich zweier abhängiger Stichproben dient der Wilcoxon-Test (Bühl, 2019). Werden mehr als zwei unabhängige Stichproben untersucht, wird der H-Test nach Kruskal und Wallis genutzt (Bühl, 2019). Zur Beurteilung der Größe des Effekts wird bei allen Tests der Korrelationskoeffizient r von Pearson verwendet, wobei Werte $>,10$ einen kleinen Effekt, Werte $>,30$ einen mittleren Effekt und Werte $>,50$ einen starken Effekt bedeuten (Bortz & Schuster, 2016).

4.3 Ergebnisse Studie I

4.3.1 Finales Kategoriensystem mit exemplarischen Belegen

Insgesamt können drei übergeordnete Kategorien ermittelt werden, die sich wiederum in 16 Unterkategorien und 25 Subkategorien gliedern lassen. In den 13 Protokollen Lauten Denkens werden zusammen 2877 Statements gefunden, die jeweils einer dieser Kategorien zugeordnet werden können.

Nachfolgend werden die einzelnen Kategorien mit Ankerbeispielen vorgestellt, die im Rahmen der Analyse der Protokolle des Lauten Denkens ermittelt wurden. Das finale Kategoriensystem ist als Überblick in Tabelle A.3 zusammengefasst.

Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens

Die erste Kategorie, das „Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens“, wurde aus dem Kategoriensystem von Kroß und Lind (2001) übernommen. Sie gliedert sich in drei Unterkategorien, die den erfolgreichen Abruf von Wissen (1.1), die Herstellung von Beziehungen (1.2) und den expliziten Rückgriff auf externe Wissensquellen (1.3) umfasst.

Zum erfolgreichen Abruf von Wissen zählen alle Äußerungen, bei denen eine Nennung von Wissens-elementen stattfindet, die nicht in der gerade bearbeiteten Problemstellung behandelt werden. Hierzu gehört nicht nur der Abruf von Wissen aus dem Informationstext, sondern auch aus der zuvor bearbeiteten Aufgabe und dem Gedächtnis. Zu dieser letzten Subkategorie fallen auch alle Statements, die auf Grund von bereits existierenden Vorwissen getätigt werden. Unterkategorie „1.1 Erfolgreicher Abruf von Wissen“ ist in Tabelle A.4 mit den entsprechenden Definitionen und Ankerbeispielen zusammengefasst.

Das Herstellen von Beziehungen zwischen Problemstellungen (Kategorie 1.2) bedeutet das Erkennen von Analogien und der Verweis auf diese bestehenden Beziehungen. Die Studierenden erkennen, dass entweder innerhalb einer Problemstellung zwischen den einzelnen Teilaufgaben Zusammenhänge existieren, oder aber auch, dass zwischen den drei Problemstellungen Zusammenhänge bestehen. Für das Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens ist auch ein expliziter Rückgriff auf externe Wissensquellen möglich (Kategorie 1.3). Die Teilnehmer schlagen gezielt in ihren Unterlagen

nach und lesen die Informationen wiederholt durch. Dieser Rückgriff auf externe Wissensquellen kann das erneute Lesen des Informationstextes sein, aber auch das erneute Betrachten der Abbildungen oder das Nachschlagen in den eigenen Aufzeichnungen. Die Zusammenfassung dieser beiden Unterkategorie ist in Tabelle A.5 zu finden.

Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz

Auch Kategorie 2 „Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz“ wurde aus dem Kategoriensystem von Kroß und Lind (2001) übernommen. In diesem Kategoriensystem wird jedoch nur zwischen dem Aufbau einer Textbasis und dem Aufbau eines Situationsmodells unterschieden. Da in der vorliegenden Untersuchung vor allem die Abbildungen von besonderem Interesse waren, wird diese Kategorie deshalb durch die beiden Unterkategorien der „Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen“ und der „Herstellung von Beziehungen zwischen unterschiedlich repräsentierter Information“ erweitert.

In Unterkategorie „2.1 Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen“ werden alle Aussagen einsortiert, die das eigene Paraphrasieren beinhalten. Es soll damit überprüft werden, welche inhaltlichen Informationen tatsächlich beim Lernenden selektiert wurden. Da der Umgang mit den Abbildungen von besonderem Interesse war, wurde die bei Kroß und Lind (2001) unter dieser Unterkategorie einsortierte „Herstellung von Beziehungen zwischen unterschiedlich repräsentierter Information“ als neue Unterkategorie ergänzend aufgenommen. Die entsprechenden Unterkategorien zum Paraphrasieren des Informationstextes, der Fragestellung sowie der mathematischen Paraphrasierung und der Beschreibung von Lösungswegen sind in Tabelle A.6 zusammengefasst.

Neu, im Vergleich zum Kategoriensystem von Kroß und Lind (2001), hinzugekommen sind die Unterkategorien „2.2 Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen“ und „2.3 Integration von unterschiedlich repräsentierter Information“. Bei der Erfassung von Oberflächenmerkmalen werden alle Aussagen erfasst, die eine Beschreibung und Paraphrasierung der Abbildungen beinhalten. Betonung von auffälligen oder charakteristischen Merkmalen innerhalb der Abbildungen sowie das explizite Betonen von überflüssigen Bestandteilen in den Abbildungen wird hierbei gesondert erfasst. Werden Aussagen von den Studierenden bezüglich der Verknüpfung von unterschiedlich repräsentierter Information getroffen, fallen diese in die Unterkategorie „2.3 Integration von

unterschiedlich repräsentierter Information“. Hierbei wird unterschieden, ob diese Integration zwischen Text, Formel und Abbildung geschieht. Auch wird in dieser Kategorie aufgenommen, wenn aus gegebenen Repräsentationen eine neue Repräsentation erstellt wird, oder Zweifel an der Integration zwischen den unterschiedlichen Repräsentationen besteht. Die entsprechenden Ankerbeispiele zu den Subkategorien von Unterkategorie 2.2 und 2.3 sind in den Tabellen A.7 und A.8 zu finden.

Unterkategorie „2.4 Inferenzen, die dem Aufbau eines integrierten Situationsmodelles dienen“ orientiert sich wieder am Kategoriensystem von Kroß und Lind (2001). Neben dem Schlussfolgern unter Verwendung der im Text gegebenen Information und dem mathematischen Schlussfolgern, wird diese Unterkategorie noch durch das Schlussfolgern unter Verwendung der in den Abbildungen gegebenen Information erweitert. Auch das allgemeine Modellverständnis wird als neue Subkategorie aufgenommen. Das besondere bei Unterkategorie „2.4 Inferenzen, die dem Aufbau eines integrierten Situationsmodelles dienen“ ist die direkte Verknüpfung mit dem biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (vgl. Kapitel 2.2.3). Jede der sechs Subkategorien kann einem Schritt im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf zugeordnet werden:

- **Schlussfolgerungen unter Verwendung der im Text gegebenen Information** --> **Biologisches Modell:** Relevante Informationen werden aus dem Text entnommen und als Grundlage zur Argumentation genutzt. Entsprechend des Modellierungsschritts der *Strukturierung* zählen diese Aussagen zur Bildung des *Biologischen Modells*.
- **Schlussfolgerungen unter Verwendung der in den Abbildungen gegebenen Information** --> **Biologisches Modell:** Auch hierbei werden die relevanten Informationen entsprechend der *Strukturierung* aus der Abbildung entnommen. Durch diese Vereinfachung und Konzentration auf die wesentlichen Aspekte, die zur Beantwortung der Fragestellung beitragen können, entspricht auch diese Kategorie dem *Biologischen Modell*.
- **mathematisches Schlussfolgern** --> **Mathematisches Modell/ Mathematische Relation:** Wird mit Hilfe mathematischer Grundlagen argumentiert, beziehungsweise werden mathematische Formeln hergeleitet, um die Fragestellung beantworten zu können, entspricht dies dem Modellierungsschritt der *Mathematisierung*.

runge und damit der Bildung des *Mathematischen Modells* beziehungsweise der *Mathematischen Relationen*, wenn Aussagen getätigt werden, bei denen qualitativ mathematisch argumentiert wird.

- **Berechnung gesuchter Größen** --> **Mathematische Resultate**: Die tatsächliche Berechnung der gesuchten Größe ist gleichzusetzen mit der *Verwendung mathematischer Werkzeuge* und damit den *Mathematischen Resultaten*.
- **Diagnose eigener Fehler** --> **Biologische Resultate**: Erkennen die Teilnehmer ihre eigenen Fehler und sind in der Lage diese auch zu verbessern, fällt dies in den Bereich der *Interpretation* und *Validierung* des Ergebnisses und damit zu den *Biologischen Resultaten*. Die Studierenden haben ein Verständnis dafür, dass das Ergebnis ihrer mathematischen Berechnung nicht passend ist, um die reale Fragestellung korrekt beantworten zu können.
- **Allgemeines Modellverständnis** --> **Biologische Resultate**: Auch das allgemeine Modellverständnis entspricht den Modellierungsschritten der *Interpretation* und *Validierung*. Die Studierenden besitzen ein Verständnis dafür, dass es sich bei den gezeigten Problemstellungen um Modelle handelt. Sie validieren ihre Ergebnisse und interpretieren sie in der realen Welt.

Die Ankerbeispiele der sechs Subkategorien zum Aufbau eines integrierten Situationsmodells sind in Tabelle A.9 zusammengefasst.

Kategorie 3 - Monitoring

Kategorie 3 „Monitoring“ ist ebenfalls im Kategoriensystem von Kroß und Lind (2001) zu finden. Sie wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit erweitert, wobei die bei Kroß und Lind (2001) weiterführenden Inferenzen des „methodischen Vorgehens“ und der „inhaltlichen Bemerkung“ auch hier eingepflegt wurden. Insgesamt werden im Rahmen des Monitorings alle Aussagen eingeordnet, die Statements bezüglich des eigenen Verständnisses, Missverständnisses oder Erstaunens umfassen. Aber auch Bemerkungen zum eigenen methodischen Handeln fallen in diese Kategorie. In Tabelle A.10 sind alle Unterkategorien mit ihren entsprechenden Ankerbeispielen aufgeführt.

4.3.2 Einfluss der Expertise auf die Bearbeitung der Lernumgebung

Abruf von Vorwissen aus dem Gedächtnis

Bei der Bearbeitung der Problemstellungen zeigten Biologiestudierende im Vergleich zu Mathematikstudierenden einen häufigeren Abruf von Wissens-elementen aus dem Gedächtnis (Anzahl Statements $n=99$ gegenüber $n=69$).

Obwohl beim Wissensabruf aus dem Gedächtnis nicht explizit zwischen biologischen oder mathematischen Aussagen unterschieden wird, können dennoch überwiegend biologische Aussagen beobachtet werden. Eine häufiger gefundene Vorstellung, die auf vorhandenes Vorwissen zurückgeführt werden kann, ist, dass das Bakterienwachstum in der Natur nicht exponentiell, sondern logistisch verläuft. Sowohl Biologie- als auch Mathematikexperten beschreiben korrekt, dass das Wachstum der Bakterien zunächst exponentiell verläuft, bevor es in eine stagnierende Phase übergeht.

„Und wenn [...] das Nährmedium, wenn das ausreichend vorhanden ist und wenn das Optimum quasi erreicht ist für das Bakterium, dann kann das wachsen. Und es ist so, [...] die Bakterien [...] wachsen erst exponentiell an und dann sterben die irgendwann ab, wenn zu wenig Ressourcen vorhanden sind, aber bis dahin wachsen die eben exponentiell“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 1, MAED25)

Obwohl diese Vorstellung aus fachlicher Sicht vollkommen korrekt ist, handelt es sich bei dem in der Problemstellung beschriebene Wachstum um exponentielles Wachstum, da von idealen Bedingungen ausgegangen wird. Die Studierenden assoziieren automatisch das in der Natur korrekte Wachstumsmodell mit der Problemstellung und argumentieren auch darüber, dass das theoretische Modell nicht auf das tatsächlich in der Natur gefundene Modell übertragen werden kann.

„Nein, kann man natürlich nicht so sagen, weil ein Bakterienwachstum ist ja ein logistisches Wachstum, es ist abhängig vom Nährboden, also von den Ressourcen, die wir den Bakterien anbieten.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 12, ANER02)

Die Statements zum Abruf von Vorwissen aus dem Gedächtnis werden nicht unterschieden in fachlich korrektes Vorwissen oder geäußerte Fehlkonzepte. Es kann jedoch

beobachtet werden, dass bei beiden Studienfächern Fehlvorstellungen im Zusammenhang mit den Problemstellungen geäußert werden. Eine solche Fehlvorstellung ist die Assoziation des Konzepts der Konkurrenz am Beispiel von zwei Eichhörnchenarten mit dem davon verschiedenen Räuber-Beute-Modell. Die Studierenden verbinden sofort das Wachstum von zwei Populationen mit dem aus der Schule bekannten Räuber-Beute-Modell und reflektieren nicht, dass Grauhörnchen und Eichhörnchen lediglich in Konkurrenz zueinander stehen und nicht eine Hörnchenart die andere Art bejagt.

„Dann ist vielleicht ohne Konkurrenz,[...] das ganz normale Wachstum und mit Konkurrenz ist das dann das Räuber Beute Modell. (Mathematik-Schema, Problemstellung 3, Aufgabe 11, GRUN11)

„Und das entspricht halt so ein bisschen so diesem Lotka-Volterra-System, also Räuber-Beute, ist damit ähnlich zu vergleichen, dass sich die beiden Wachstumsraten eben gegenseitig beeinflussen.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 3, nach Vorlesen des Informationstextes, ANER02)

Dieses Fehlkonzept findet man auch bei der Voraussage zur Entwicklung der beiden Populationen.

„Und ich würde behaupten, [...] dass sich der Verlauf umdreht. Also dass wir dann eine Populationsabnahme des Grauhörnchens haben und eine Zunahme des Eichhörnchens bis sie sich wieder schneiden und dann dreht es sich wieder um. So, schleifenartig. Weil wir gehen wieder von Konkurrenz aus.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 10, HADA11)

„Wird auch so ein bisschen so ein dynamisches Gleichgewicht sein. [...] Also es ist ja oft so in der Biologie [...] wenn die einen zu viel werden, dann sterben sie wieder und es wird dann wieder Platz für die anderen. Also kann auch sein, dass sich das so ein bisschen abwechselt.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 10, SIWA29)

Statements, die sich auf solch ein Räuber-Beute-System beziehen, werden bei einem Biologieexperten und bei drei Mathematikexperten gefunden.

Beschreibung von Lösungswegen

Unter „Beschreiben von Lösungswegen“ fallen alle Aussagen, die eine Verbalisierung von Lösungsansätzen beinhalten.

„Was einfach nur wichtig ist, ist der Term vorher mit der Wachstumsrate und der Individuenzahl kann nicht größer als 300 werden, fertig. Das heißt, ich würde einfach berechnen wann er 300 wird.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 7, SILI23)

Solche Äußerungen werden unabhängig von der dargebotenen Repräsentation in beiden Lernumgebungen gleich häufig getätigt. Insgesamt können so bei den sieben Transkripten mit Schemazeichnungen $n=14$ diesbezügliche Aussagen gefunden werden. Bei den sechs Transkripten mit Diagrammen werden ebenfalls $n=14$ solche Aussagen verzeichnet. Auffallend ist, dass zwischen den beiden Expertisegruppen ein deutlicher Unterschied zu finden ist. Bei den sieben Biologiestudierenden gab es insgesamt nur $n=9$ solche Textstellen, wohingegen bei den sechs Mathematikstudierenden insgesamt $n=19$ solche Äußerungen gefunden werden können.

Ziehen von Schlussfolgerungen

Für das Ziehen von Schlussfolgerungen unter Verwendung unterschiedlicher Informationsquellen, können zwischen den Biologiestudierenden und Mathematikstudierenden Unterschiede gefunden werden.

Werden Schlussfolgerungen unter Verwendung von Abbildungen gezogen, gibt es zwischen Schemazeichnungen und Liniendiagrammen keinen Unterschied in der Häufigkeit der Statements ($n=73$ gegenüber $n=72$). Bezogen auf die Expertiseschwerpunkte fällt hingegen auf, dass die Biologiestudierenden mit $n=87$ Statements häufiger mit Hilfe der Abbildungen argumentiert haben, als die Mathematikstudierenden mit $n=58$ Statements. Werden diese abbildungsbezogenen Schlussfolgerungen aus inhaltlicher Sicht betrachtet, kann festgestellt werden, dass bei Verwendung von Schemazeichnungen die Mathematikexperten zum Teil deutlich elaboriertere Aussagen getroffen haben, die stärkere Bezüge zur Mathematik aufwiesen. Die Biologieexperten argumentierten wiederum näher am biologischen Phänomen.

„Ich kann aus dieser Abbildung [...] einen funktionalen Zusammenhang entnehmen, dass [...] kein linearer Zusammenhang besteht. Das heißt, dass die Anzahl der Stunden nicht gleichzeitig mit der Anzahl der Bakterien mit dem gleichen Proportionalitätsfaktor steigt. Ich kann aber entnehmen, dass auf jeden Fall ein Wachstum stattgefunden hat, das heißt, dass eben dieser Vermehrungsprozess dazu geführt hat, dass am Schluss nach 12 Stunden sehr viel mehr da waren, wie nach null Stunden.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 4, BIKA14)

„Also auf dem Nährboden sieht man quasi wie die Bakterienpopulation steigt innerhalb der ersten 12 Stunden und genau, wie sich die Kolonien quasi ausbreiten und wachsen.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 8, TAMÜ19)

Umgekehrt verhält es sich bezüglich dem mathematischen Schlussfolgern. Bei Verwendung von Liniendiagrammen ($n=153$) werden deutlich häufiger Aussagen in dieser Kategorie getroffen als bei Schemazeichnungen ($n=81$). Bezogen auf die Expertise der Teilnehmer zeigt sich jedoch, dass sich beide Gruppen nur gering in ihren Häufigkeiten unterscheiden (Mathematikexperten $n=124$, Biologieexperten $n=110$). Aus inhaltlicher Sicht sind die Statements der Mathematikexperten jedoch teilweise elaborierter und zeigen ein besseres mathematisches Grundverständnis.

„Das sind dann jeweils die Ableitungen, also wir leiten ja dann die Individuenzahl über die Änderung, über die Zeit schauen wir uns an, und das erreichen wir über die Ableitung.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 5, ANER02)

„Ja und dann haben wir r , N und dt gegeben und können es nach dN umstellen. Also dN ist gleich r mal N mal dt .“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 6, HADA11)

4.3.3 Einfluss der Repräsentation auf die Bearbeitung der Lernumgebung

Um zu analysieren, ob der Abstraktionsgrad der Repräsentation einen Einfluss auf die Bearbeitung der Aufgaben hat, werden zunächst die Aussagen derjenigen Kategorien genauer betrachtet, die Rückschlüsse auf einen Zusammenhang der Abbildungsform auf das mentale Modell ziehen lassen. Hierbei handelt es sich um die vier Unterkategorien der Überkategorie 2 „Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz“.

Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen

In die Kategorie des Aufbaus einer Textbasis fallen alle Äußerungen, die das Verbalisieren und Zusammenfassen des Textes sowie das mathematische Paraphrasieren der Formeln umfassen. Die Studierenden hatten überwiegend keine Schwierigkeiten beim Paraphrasieren des Informationstextes, wobei jedoch unterschiedliche Tiefen der Elaboration festgestellt werden können. Manche Studierende geben lediglich die Kernaussagen des Textes wieder.

„In dem Informationstext ging es um ein Bakterium, dessen Namen ich jetzt gerade nicht ganz reproduzieren kann. Allgemein, was begünstigt Bakterienwachstum und dass dieses Bakterium sehr häufig im Krankenhaus angefounden werden kann. Bakteriumwachstum begünstigt Feuchtigkeit und Temperatur. Dann ging es noch so ein bisschen um die Berechnung und die Möglichkeit, das Ganze zu berechnen, die Veränderungen der Wachstumsrate, die Wachstumsrate, die Anzahl und der Zusammenhang zwischen Sterberate und neuen Rate. Und effektiv entsteht aus einem, zwei neuen Bakterien.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 1, ANMÜ04)

Manche Studierende können dagegen eine Vielzahl an Details wiedergeben, wobei auch bereits eigenes Vorwissen mit integriert wird.

„Also, es geht um ein Bakterium, was sich vor allen Dingen in Krankenhäusern vermehrt, wenn man nicht genug auf Hygiene achtet. Und jetzt soll geschaut werden, wie sich quasi das Bakterienwachstum beschreiben lässt. Dazu stellen wir eine Differentialgleichung auf, abhängig von der Zeit, und schauen uns die Populationsgröße an, die jetzt zum Beispiel im Labor eben wachsen würde. Und wir dürfen

dabei berücksichtigen, dass es sich um logistisches Wachstum handeln wird vermutlich, weil halt die Kapazitäten begrenzt sein werden. Genau, und wir haben eben diese Anzahl an Sterberate und Wachstumsrate. Genau, die müssen wir eben auch noch mit beachten, wenn wir jetzt gleich irgendwie das mathematisch eben für 30 Grad lösen wollen und zwölf Stunden, für R gleich 0,2. Genau.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 1, ANER02)

Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen

Dass es sich bei den vier prototypischen Key States um aufeinander aufbauende Abbildungen handelt, wurde sowohl bei den Schemazeichnungen als auch bei den Liniendiagrammen korrekt erkannt.

„Und ich glaube, dass das immer derselbe Plot ist, der zeitlich nur voranschreitet.“
(Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 4, SIWA29)

„Okay, das ist [...] im Prinzip alles das Gleiche, nur dass das letzte unten am längsten ist [...] vom Graphen her.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, nach Lesen des Informationstextes, MOAU23)

Bei der Beschreibung der Oberflächenmerkmale der präsentierten Abbildungen kann festgestellt werden, dass diese bei den Schemazeichnungen überwiegend die bildlichen Aspekte beinhaltete.

„Wir sehen auf der rechten Seite vom Bildschirm vier Petrischalen mit Nährmedium auf der jeweils Bakterienkulturen zu sehen sind und jeweils eine Zeitangabe.“
(Biologie-Schema; Problemstellung 1, Aufgabe 4, MAED25)

Bei Liniendiagrammen war die Beschreibung der Oberflächenmerkmale meist fachlicher. So wurden die X-Achse mit der Zeit und die Y-Achse mit der Individuenzahl meist korrekt identifiziert und beschrieben.

„Aus den Abbildungen haben wir einmal die Zeit auf der X-Achse aufgetragen und auf der Y-Achse die Individuenzahl.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 4, ANER02)

Geht es um die Entnahme von Informationen aus den Abbildungen, haben die Teilnehmer bei den Schemazeichnungen die Anzahl der Bakterien und Goldlaufkäfer in den Abbildungen abgezählt.

„Nach acht Stunden habe ich gezählt, es müssten 20 sein.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 10, BIK14)

Dies war meist jedoch nur bis zur zweiten oder dritten Abbildung möglich, weshalb anschließend die weitere Entwicklung qualitativ abgeschätzt wurde.

„Und nach zwölf Stunden sind es noch mehr.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 4, GRUN11)

„Und nach 12 Stunden wird es bisschen schwieriger mit dem Auszählen.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 4, TAMÜ19)

Die Anzahl der Eichhörnchen und Grauhörnchen wurde überwiegend nur qualitativ betrachtet. Bei den Liniendiagrammen konnten dagegen die exakten Werte zu den jeweiligen Zeitpunkten aus dem Diagramm selbst abgelesen werden.

„Und nach zwölf Stunden dann 80 Individuen.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 4, ANER02)

Die Veränderungen der Populationsgrößen wurden bei den Schemazeichnungen meist qualitativer beschrieben.

„Wenn man jetzt mal allein die Abbildung sieht, dann sieht man dass die Grauhörnchenpopulation auf jeden Fall sehr stark zunimmt, die Eichhörnchenpopulation sehr stark abnimmt.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 3, Aufgabe 8, BIK14)

Die Veränderung der Individuenzahlen wurde bei Verwendung der Liniendiagramme hingegen meist elaborierter verbalisiert.

„Ab ungefähr zehn Jahren kann entnommen werden, dass die Population der Eichhörnchen fällt und zwar nicht linear, während die Grauhörnchen Population anfängt exponentiell zu steigen.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 4, SILI23)

„Und wir sehen eben so einen typischen Kurvenverlauf von so einem exponentiellen Wachstum, dass es eben am Anfang asymptotisch sich an der X-Achse nähert und dann eben signifikant ansteigt mit der Zeit.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 4, ANER02)

Der Begriff des exponentiellen Wachstums bei der Beschreibung des Bakterienwachstums wird bei Verwendung der Liniendiagramme von 5 Teilnehmern gewählt, bei der Verwendung der Schemazeichnungen nur von einem Teilnehmer.

Räumliche Aspekte wurden nur bei Verwendung der Schemata diskutiert.

„Ich denke, dass kein Platz mehr auf der Petrischale ist und das Wachstum der Bakterien aufhört.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 10, MAED25)

„Man sieht die verschiedenen Jahre und den Käfern und das Gebiet wird immer voller mit dem Käfer.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 4, GRUN11)

Integration von unterschiedlich repräsentierter Information

Bei der Integration von unterschiedlich repräsentierter Information wird zwischen den unterschiedlichen Repräsentationsformen und damit den unterschiedlichen Integrationsweisen unterschieden.

Die erste Form der Integration ist die Integration zwischen Text und Abbildung. Wird ein Zusammenhang zwischen dem Text und der Abbildung hergestellt, findet dies überwiegend auf einer beschreibenden und verknüpfenden Ebene statt.

„Die Grauhörnchen nehmen noch weiter zu, Grund dafür sind eben die bessere Nahrungsaufnahme und Größe wahrscheinlich. Wie es im Text genannt war.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 4, MOAU23)

„Zunächst einmal wieder die Grafiken, um das einfach zu veranschaulichen, was in dem Text drin steht.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 5, MOAU23)

Auffallend war, dass sowohl bei der Verwendung von Schemazeichnungen, als auch bei den Liniendiagrammen von den Teilnehmern angezweifelt wurde, ob es sich bei

den Abbildungen tatsächlich um eine Visualisierung der konkreten Inhalte und Werte handelt, oder ob diese lediglich eine schmückende Funktion besitzen.

„Und ich weiß, um ehrlich zu sein, auch nicht richtig, [...] ob die Abbildung wirklich einen Wert als Diagramm hat. Das heißt, dass das die tatsächlichen Punkte sind, beziehungsweise die tatsächliche Zahl der Bakterien, oder ob das lediglich der Veranschaulichung dient.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 8, BIK14)

„Und die Frage ist halt [...], ob da wieder die Wachstumsrate berücksichtigt wurde oder nicht. Oder ob das eben einfach nur der theoretische Verlauf [...] ist ohne Mathe sozusagen.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 8, HADA11)

Besonders deutlich wird dies, wenn eine Integration mathematischer Symbole und Gleichungen mit einer Abbildung stattfinden soll. Sollen die berechneten Werte für die Populationsentwicklung mit der Abbildung in Beziehung gesetzt werden, wird bei beiden Abbildungstypen am eigenen falschen mathematischen Ergebnis festgehalten und argumentiert, dass das eigene Ergebnis richtig sei und lediglich die Abbildung nicht die korrekten Werte darstellt.

„Also ich weiß nicht, was stimmt. Ob es meine Rechnung ist, was ich eher glaube, oder ob es die Bildchen sind, die nicht zu dem passen.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 9, SIWA29)

„Wobei ich jetzt ehrlich gesagt nicht weiß, ob die Abbildung lediglich einen schmückenden Charakter hat oder ob die tatsächlich jetzt die entsprechenden Werte enthält.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 8, BIK14)

„Weil es hängt ja alles im Diagramm irgendwie zusammen. Somit könnte das vielleicht hinkommen oder das ist vielleicht das Integral von der Fläche unter dem Graphen von einem gewissen Zeitpunkt. Das müsste man dann mathematisch noch auswerten [...], aber die Abbildung zeigt ja nicht genau das an, was als Ergebnis herauskommen soll“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 8, MOAU23)

Auf der anderen Seite wird die Wichtigkeit der Abbildungen deutlich, indem sie als einzige Beantwortungsgrundlage genutzt werden.

„Ja, die Abbildung sagt mir halt schon alles, dass mir die Rechnung irgendwie dann gerade gar nichts sagt“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 8, VIMÜ13)

Dies wird besonders auffällig, wenn die mathematischen Berechnungen als unwichtig und überflüssig angesehen werden, da die Beantwortung der Fragestellung lediglich durch die Verwendung des Liniendiagramms möglich ist.

„Das kann ich hier ablesen, die Lösung, 80. 80 Individuen nach zwölf Stunden. Ja, finde ich voll unlogisch, dass also hier gar kein Hinweis auf die Bilder ist, dadurch hab ich mich voll ablenken lassen von unnötigen Fakten.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 1, nach Lesen des Informationstextes, VIMÜ13)

Im Bezug auf die Liniendiagramme zeigte sich, dass diese jedoch teilweise nur oberflächlich interpretiert wurden.

„Im Endeffekt steht das Ergebnis schon da.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 1, nach Vorlesen des Informationstextes, VIMÜ13)

Andererseits finden sich auch sehr elaborierte Lösungswege mit folgerichtigen Schlüssen.

„Man könnte eine Wachstumsrate rauslesen. Bildet man die Ableitung, die ist eine Gerade, dann müsste die Steigung konstant sein.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 4, SIWA29)

Waren schematische Zeichnungen zur Visualisierung der Problemstellung gegeben, wurden in beiden Expertisegruppen daraus selbstständig neue informationsgleiche Diagramme angefertigt beziehungsweise die Zahlenwerte in Form einer Tabelle dargestellt.

„Ich habe die Abbildungen als Diagramm begriffen.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 3, Aufgabe 8, BIK14)

Inferenzen, die dem Aufbau eines integrierten Situationsmodelles dienen

Die fünf Unterkategorien 2.4.1 bis 2.4.5 der Kategorie „Aufbau eines integrierten Situationsmodelles“ können den einzelnen Modellierungspunkten des biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (vgl. Kapitel 2.2.3) zugeordnet werden.

(1) Informationstext Schlussfolgern --> Biologisches Modell: In die erste Kategorie fallen alle Aussagen, bei denen mit Hilfe der im Text zur Verfügung gestellten Informationen Schlussfolgerungen gezogen werden. Diese Aussagen können sowohl auf inhaltlich qualitativer Ebene sein.

„Nachdem sich die Bakterien, wie es in dem Informationstext genannt wurde, durch Teilung vermehren, wird das Wachstum wahrscheinlich exponentiell sein.“
(Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 3, BIK14)

Als auch auf mathematisch quantitativer Ebene sein.

„Und was eben noch wichtig ist, dass man gelesen hat, dass in einem Gebiet maximal 300 Individuen des Goldlaufkäfers zugleich angesiedelt werden können. Denn dadurch kann man eben [...] feststellen, dass es ab 2017 kein Anstieg mehr geben wird auf zum Beispiel 400, 500 [...].“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 5, MOAU23)

Bezogen auf das biologische Modell des Modellierungskreislaufs bedeuten diese Aussagen, dass die Informationen aus dem Text richtig extrahiert wurden und strukturiert in Zusammenhang mit der Beantwortung der Fragestellung gebracht wurden.

Werden die Schemazeichnungen und Diagramme bezüglich dieser Kategorie miteinander verglichen, können bei den Schemazeichnungen häufiger Statements zum Schlussfolgern mit dem Infotext ($n=110$) gefunden werden, als bei den Diagrammen ($n=73$).

(2) Abbildung Schlussfolgern --> Biologisches Modell: Auch in dieser Kategorie geht es um das Extrahieren von Informationen, um daraus richtige Schlussfolgerungen ziehen zu können, wobei als Informationsgrundlage hierbei die dargebotenen Abbildungen dienen. Obwohl bei beiden Abbildungsformen etwa gleich häufig Statements zum Schlussfolgern mit der Abbildung (Schema $n=73$; Diagramm $n=72$) gefunden werden, wird vor allem bei den Schemazeichnungen häufig über die räumlichen Aspekte argumentiert.

„In den Abbildungen sieht man das auch ganz gut, dass nach 60 Jahren fast nur noch Grauhörnchen da sind und nur noch vereinzelt Eichhörnchen.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 3, Aufgabe 8, ANMÜ04)

Interessant ist die unterschiedliche Interpretation dieser räumlichen Aspekte. Auf der einen Seite werden lediglich die tatsächlich sichtbaren räumlichen Bedingungen in Betracht gezogen.

„Ja, also ich denke eben, dass dann [...] das Medium voll ist und einfach kein Platz mehr vorhanden ist auf dieser Platte und dann das Wachstum eingestellt wird, weil einfach keine Ressourcen mehr vorhanden sind.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 10, MAED25)

Auf der anderen Seite werden solche räumlichen Aussagen jedoch teilweise sofort selbst revidiert und wieder auf die theoretisch gegebenen Bedingungen zurück bezogen.

„Das wird immer mehr und mehr und wird vielleicht nicht mehr in der Petrischale Platz haben, aber dann sind die Bedingungen nicht mehr ideal, also wird es wohl noch weiterwachsen können danach.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 10, GRUN11)

(3) mathematisch Schlussfolgern --> Mathematisches Modell/ Mathematische Relationen: Bei Verwendung von Liniendiagrammen werden mit $n=153$ Textstellen, deutlich mehr mathematische Schlussfolgerungen gezogen, als bei Verwendung der Schemazeichnungen mit nur $n=81$ Statements in dieser Kategorie.

Unabhängig von der externen Repräsentationsform zeigten die Teilnehmer beider Expertisegruppen jedoch Schwierigkeiten bei der Unterscheidung zwischen dem Wachstum der Population und der Berechnung der Anzahl an Individuen. Oft wurde lediglich das Wachstum berechnet und anschließend als die gesuchte Anzahl fehlinterpretiert. Wurde erkannt, dass es sich bei der berechneten Größe um das Wachstum handelt, konnte dennoch mehrheitlich nicht aus dieser berechneten Größe auf die gesuchte Anzahl an Individuen geschlossen werden.

„Ich hab das Wachstum berechnet, das ist grade aber nicht die Anzahl der Individuen nach 60 Jahren, das müsste jetzt irgendwie [...]. Keine Ahnung mehr.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 7, VIMÜ13)

Eine häufig genanntes mathematisches Fehlkonzept ist die Vorstellung, dass das Wachstum einer Population nicht negativ sein kann, obwohl ein negativer Wert des Wachstums lediglich bedeutet, dass eine Population nicht anwächst, sondern schrumpft, wie es zum Beispiel bei den Eichhörnchen der Fall ist.

„Weil die Formel kann ja insofern nur für ein Wachstum gelten, also sprich, nicht fürs Eichhörnchen, weil dann würde ich ja voraussetzen, dass das Wachstum positiv ist. Sprich, es funktioniert super fürs Grauhörnchen, weil das Wachstum positiv ist, nicht aber für das Eichhörnchen, weil da die Wachstumsrate negativ ist und deswegen ist die Gesamtvermehrung einer Population der Form ja so nicht mehr berechenbar.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 7, SILI23)

(4) Berechnung gesuchter Größe --> Mathematische Resultate: Um ein mathematisches Ergebnis zu erhalten, müssen Zahlenrechnungen durchgeführt werden. Die Teilnehmer setzen einzelne Werte in die vorgegebenen beziehungsweise von ihnen umgestellten Gleichungen ein und führen anschließend Zahlenrechnungen durch.

„14 mal 0,4 mal 300 minus 14 durch 300 ich komme auf 5,34 Käfer (Biologie-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 6, MAED25)

Ein Studierender zeigte hierbei Schwierigkeiten in der Interpretation seines Ergebnisses. Er äußerte Erstaunen darüber, dass er am Ende seiner Berechnung keinen Zahlenwert aus der Menge der natürlichen beziehungsweise ganzen Zahlen, sondern eine Dezimalzahl erhält.

„Also sind das 3,4. Das ist ein komischer Wert, weil das ist eine ungerade Anzahl an Bakterien ist“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 7, ANMÜ04)

(5) Diagnose eigener Fehler --> Biologische Resultate: Bei der Diagnose eigener Fehler stellen die Studierenden selbst fest, dass das Ergebnis ihrer Rechnung nicht korrekt sein kann. Diese Vermutung kann sowohl auf einem Vergleich mit dem Wert in der Abbildung als auch auf einem Bezug zum Informationstext beruhen.

„Ja, mein Ergebnis ist 305,13. Kann aber nicht sein, weil ja maximal 300 Individuen sich ansiedeln können.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 6, ROAÖ20)

„Na ja, rein rechnerisch kommt irgendwas mit 16.000 raus, kann aber nicht sein, weil wir haben ja eine Kapazitätsgrenze von 300. Also wären es dann wahrscheinlich maximal 300.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 7, SIWA29)

In einem weiteren Schritt können manche dieser Studierenden nicht nur erkennen, dass ihr Ergebnis falsch sein muss, sie können sogar identifizieren, woran ihr Fehler liegen könnte, auch wenn sie keinen weiteren korrekten Lösungsansatz bereit haben.

„Und da fehlt schon wieder [...] diese zeitliche Limitierung. Ich habe keine Ahnung wo die hin muss, ich weiß die muss irgendwo in diesen Exponenten.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 6, MAED25)

4.3.4 Bedeutung der Ergebnisse für den biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf

Im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (Kapitel 2.2.3) werden drei Modellebenen unterschieden, die in Kombination betrachtet ein Gesamtmodell ergeben. Bei allen Teilnehmern können diese Ebenen bei ihren Ausführungen wieder gefunden werden. Markante Statements bezüglich der unterschiedlichen Modellebenen werden nachfolgend ausgeführt und bewertet.

Mentales Modell

Rückschlüsse auf das mentale Modell können am ehesten über Aussagen aus der Kategorie des Vorwissens getroffen werden. Es zeigt sich, dass ein Großteil der Teilnehmer bereits ein breites Vorwissen bezüglich der unterschiedlichen populationsbiologischen Wachstumsmodelle mitbringen. Zum Beispiel das Vorwissen darüber, dass sich Bakterien grundsätzlich exponentiell vermehren, wobei das tatsächliche Wachstum in der Natur einem logistischen Wachstum entspricht.

„Und wenn [...] das Nährmedium, wenn das ausreichend vorhanden ist und wenn das Optimum quasi erreicht ist für das Bakterium, dann kann das wachsen. Und es ist so, [...] die Bakterien [...] wachsen erst exponentiell an und dann sterben die irgendwann ab, wenn zu wenig Ressourcen vorhanden sind, aber bis dahin wachsen die eben exponentiell“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 1, MAED25)

Interessant ist hierbei, dass der deutliche Einfluss dieser mentalen Vorstellung bezüglich der Problemstellung auf das Gesamtmodell festgestellt werden kann. Unabhängig davon, welche Resultate die Studierenden auf biologischer und mathematischer Modellebene erhielten, argumentieren sie das Gesamtmodell derart, dass sie auf ihre bereits zu Beginn der Aufgabenstellung geäußerten mentalen Modellvorstellungen Bezug nehmen. Es scheint also, dass das mentale Modell bei der Argumentation gegenüber biologischen und mathematischen Modellen überwiegt.

„Nein, kann man natürlich nicht so sagen, weil ein Bakterienwachstum ist ja ein logistisches Wachstum, es ist abhängig vom Nährboden, also von den Ressourcen, die wir den Bakterien anbieten.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 12, ANER02)

Biologische Modellverständnis

Wird das biologische Modellverständnis der Studierenden genauer betrachtet, kann bei allen Teilnehmern ein grundlegendes Verständnis über die biologischen Zusammenhänge gefunden werden. Alle Teilnehmer können korrekt Faktoren benennen, die bei einer Populationsentwicklung in der Natur zusätzlich berücksichtigt werden müssten, die jedoch zur Vereinfachung in den bearbeiteten Problemstellungen außer Acht gelassen wurden. Interessant ist, dass sich auch auf der Ebene des biologischen Modells wieder der deutliche Einfluss des Vorwissens zeigt.

„Dadurch, dass der Mensch kein ideales Medium ist, ist es wahrscheinlich nicht ganz so zügig vorangegangen. Außerdem gibt es Abwehrkräfte, die das Ganze wahrscheinlich abtöten und verhindern können. Das heißt, es würde wahrscheinlich nicht so schnell und nicht so viel passieren und würde vielleicht irgendwann, irgendeine Grenze erreichen und wieder niedriger werden. Und wird somit wahrscheinlich nach einer gewissen Zeit wieder abklingen können.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 12, ANMÜ04)

Mathematisches Modellverständnis

Ein Biologieexperte (VIMÜ13), der die Liniendiagramme zur Bearbeitung bekommen hat, zeigte ein interessantes Verhalten bezüglich der mathematischen Modellbildung. Er soll im Rahmen der Aufgabenstellung berechnen, wie viele Goldlaufkäfer 2018 in der Allacher Lohe theoretisch angesiedelt sind (Problemstellung 2, Aufgabe 7). Zunächst liest der Teilnehmer nochmal den Textabschnitt über die Kapazitätsgrenze und führt anschließend aus:

„Dann ist doch K 300 oder nicht, was ist dann aber die vorhandene Individuenzahl, ist auch 300, wenn ich für das Jahr 2018 ausgehe. Oder halt 2017, ist ja alles 300, dann hätte ich 300 mal 0,4, meine Kapazitätsgrenze K ist auch 300, ne. Was

ist noch mal N? Individuenzahl. [...] Das war aber auch 300, das macht keinen Sinn. 300 minus 300 geteilt durch 300, null. [...] Ich müsste ja auf 300 kommen. Das ist hier halt alles Mal, das ist auch blöd, ne. Wenn hier irgendwie doch plus wär, dann würde 300 rauskommen. Produkt aus der vorhandenen Individuenzahl, 300, der Wachstumsrate 0,4 und einem Term für die Konkurrenz. Und der Term für die Konkurrenz ist eben die Differenz aus der Kapazitätsgrenze K minus der Individuenzahl N, geteilt alles durch die Kapazitätsgrenze K. Was kommt denn raus? 300 mal 0,4, jetzt mal ohne den letzten Term wäre 120, mal der letzte Term würde alles null ergeben, ne? Mal 0, geteilt durch 300 ist null, ne (seufzt).“

Der Teilnehmer hat aus dem Diagramm richtig entnommen, dass im Jahr 2018 ein Anzahl von 300 Goldlaufkäfer in der Allacher Lohe angesiedelt sein müssen. Er versucht nun in die vorgegebene Differenzialgleichung, die im Informationstext angegebenen Zahlenwerte einzusetzen, um so den gesuchten Zahlenwert für die Anzahl der Goldlaufkäfer im Jahr 2018 zu errechnen. Dem Teilnehmer ist bewusst, dass der Wert am Ende 300 betragen soll, jedoch sieht er nicht, dass er den gesuchten Zahlenwert für die Anzahl an Goldlaufkäfern bereits aus der Abbildung ermittelt hat und in der Gleichung verwendet. Auch ist ihm unklar, dass er mit der von ihm verwendeten Gleichung nicht die Anzahl berechnet, sondern das Wachstum. Da er bei der mathematischen Rechnung den Wert 0 erhält, resigniert der Teilnehmer schließlich:

„Theorie und Praxis passen halt irgendwie nie zusammen, ja, ich gebe es auf. Ich weiß nicht wie man es berechnet, ich komm nicht drauf, ich hätte es so gemacht, aber irgendwie passt das überhaupt nicht mit der Zahl, mit der ich das rechnen will zusammen.“

Sofort im Anschluss daran bemerkt der Teilnehmer jedoch seinen Fehler und stellt korrekt fest:

„Ach so, doch, wenn ich dafür auch 300 einsetze, Wachstum ist ja null, das stimmt ja, es wächst ja nicht mehr, es bleibt ja konstant. Das Wachstum ist null, das heißt, wenn ich 300 hatte, ist immer noch 300. 300 Käfer in 2018, weil Wachstum ist null, klingt plausibel.“

Der Teilnehmer erkennt schließlich richtig, dass es sich bei dem berechneten Wert von 0 nicht um die gesuchte Individuenzahl handelt, sondern um das Wachstum. Auch im

weiteren Verlauf der Bearbeitung der Problemstellung führt er diese Erkenntnis korrekt fort und interpretiert das Ergebnis richtig:

„Bis 2017 hält es sich konstant, weil es eben [...] das Maximum erreicht hat, die Kapazitätsgrenze erreicht ist von 300 Individuen. Und es bleibt dann konstant, wenn man das in die [...] Formel für Wachstum einsetzt, kommt für Wachstum null raus, weil es halt einfach nicht mehr wächst, sondern nur noch konstant bleibt und die Anzahl der Individuen erhalten bleibt.“

Interessant ist, dass der Studierende den Wert für das Wachstum richtig interpretiert und ihn auch richtig mit der Entwicklung in Beziehung gesetzt hat, jedoch offenbar keinerlei Verständnis bezüglich des eigentlich gesuchten Werts für die Individuenzahl besitzt. Der Teilnehmer hat den gesuchten Wert mehr oder weniger unbewusst aus der Abbildung entnommen, ohne zu reflektieren, dass dieser Wert eigentlich mit Hilfe der Formel berechnet werden sollte.

Insgesamt zeigen die Studienteilnehmer große Schwierigkeiten bei der Arbeit mit dem mathematischen Modell. Von den 13 Teilnehmern, die an der Studie teilgenommen haben, hat kein einziger ein korrektes mathematisches Resultat bei einem der drei Wachstumsprozesse berechnen können. Ein korrektes mathematisches Modell konnten nur zwei der Teilnehmer aufstellen, wobei diese auch nur näherungsweise Lösungsansätze darstellten. Auch konnten diese beiden Teilnehmer nicht für jeden der drei Wachstumsprozesse einen korrekten Lösungsansatz entwickeln. Bei den beiden Studierenden handelt es sich um Mathematikstudierende, wovon einer Liniendiagramme und der andere Schemazeichnungen präsentiert bekam. Beide haben richtig erkannt, dass mit Hilfe der gegebenen Formeln das Wachstum einer Population dargestellt wird. Basierend auf einem diskreten Lösungsansatz konnten sie die Individuenzahlen korrekt bestimmen:

Das heißt, nach einer Stunde hat man 0,2 mal 1,2 Bakterien. 0,24 da hätte man dann also 1,44 Bakterien und das muss nun 12 Mal gemacht werden. (Mathematik-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 7, GRUN11)

„ Letztlich muss ich immer dann dieses N hinten bei dem Stör-Term anpassen an das, was ich rausbekommen habe.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 7, SIWA29)

Einer dieser beiden Teilnehmer erkennt im Rahmen der Bearbeitung der dritten Problemstellung schließlich sogar, dass es noch einen weiteren Lösungsansatz geben kann, der auf einer stetigen Modellierung beruht:

„Vielleicht war das der Fehler, den ich die ganze Zeit gemacht habe, dass ich nicht integriert habe und immer nur die Änderungsrate ausgerechnet habe. Das ist sehr gut möglich.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 3, Aufgabe 7, SI-WA29)

Dieser Studierende ist allerdings dennoch nicht in der Lage den finalen Lösungsansatz vollständig und korrekt auszuformulieren, es bleibt bei der theoretischen Überlegung.

Trotz dieser sehr schlechten Leistungen im Bezug auf das mathematische Modell und die mathematischen Resultate, waren dennoch alle Teilnehmer in der Lage die Entwicklung der Populationen aus qualitativer mathematischer Sicht einordnen und bewerten zu können:

„Ja ich bin da wirklich im Moment mit meinem Latein am Ende. Wenn man mir da keine Formel vorgibt, die ich einsetzen kann, dann geht es nicht. Okay, gut nach dem wir das vorher schon ewig lang rumgerechnet haben, wissen wir, dass wir nichts wissen. Und wir schätzen einfach, es sind viele [Bakterien nach 12 Stunden auf dem Nährboden zu finden].“ (Biologie-Schema, Problemstellung 1, Aufgabe 7, MAED25)

Qualitative und quantitative Mathematisierung im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf

Werden diese Ergebnisse bezüglich der mathematischen Modellverstellung auf den quantitativen und qualitativen Modellierungsansatz im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf bezogen, zeigt sich ein sehr interessantes Modellierungsverhalten bei den Studierenden.

Die Konzeption der einzelnen Teilaufgaben folgte den Modellierungsschritten im biologisch-mathematischen Modellierungszyklus, wobei der Weg der quantitativen Mathematisierung verfolgt wurde (siehe Kapitel 4.2.4). Das bedeutet, dass die Studierenden durch die Fragen angeleitet wurden, den Modellierungskreislauf systematisch zu durchlaufen. Durch diese systematische Anleitung wurden in Aufgabe 6 („Mathematisieren“)

die Studierenden explizit dazu aufgefordert zunächst eine mathematische Gleichung zu formulieren, um anschließend damit in Aufgabe 7 („Benutzen von mathematischen Werkzeugen“) eine Berechnung durchzuführen. Durch diese ausdrückliche Aufforderung zur Berechnung eines mathematischen Resultats, haben alle Studierende im Rahmen der Datenerhebung versucht eine passende mathematische Gleichung aufzustellen, um damit ein richtiges Ergebnis berechnen zu können. Sie folgten damit dem Weg der quantitativen Mathematisierung im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf.

Werden die Studierenden durch die Aufgabenstellung jedoch nicht explizit zur Formulierung einer Gleichung und Durchführung einer Berechnung angehalten, zeigen sie ein anderes Modellierungsverhalten. In Aufgabe 9 („Umgestaltung“) werden die Studierenden aufgefordert zu *begründen*, wie sich das Wachstum einer Population ändert, wenn ein Faktor in der mathematischen Gleichung verändert wird. Grundsätzlich ist hierbei sowohl eine quantitative mathematische Erklärung möglich, in der der Studierende einen Zahlenwert für die veränderten Faktoren berechnet. Die Erklärung kann aber auch aus qualitativer mathematischer Sicht stattfinden. Bei der Auswertung der Protokolle des Lauten Denkens zeigt sich, dass die Studierenden auf diese Aufgabe fast ausschließlich auf einer qualitativen Basis argumentieren:

„Ja, $r=1$ ist höher wie $r=0,2$, also größer. Daher verändert sie sich schon [...] die Wachstumsrate [ist] einfach höher und somit habe ich mehr Bakterien, die sich bilden.“ (Biologie-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 9, HADA11)

Der Operator „begründen“ führt also, selbst in einem mathematischen Kontext eingesetzt, verstärkt zur Wahl des qualitativen Modellierungswegs und damit zur Bevorzugung des Shortcuts im biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs.

Allerdings ist diese Bevorzugung des qualitativen Modellierungsansatzes offenbar auch abhängig von den individuellen mathematischen Fähigkeiten. Nach Aufforderung aus der Abbildung abzuleiten, wie sich das Wachstum der Bakterienpopulation nach 24 Stunden entwickelt haben wird, antwortet der Studienteilnehmer, der in der Lage war einen korrekten mathematischen Lösungsansatz zu entwickeln:

„Na ja, das wächst halt weiter. Also man kann es natürlich wieder ausrechnen.“
(Mathematik-Diagramm, Problemstellung 1, Aufgabe 10, SIWA29)

Obwohl der Operator „ableiten“ prinzipiell eher auf eine qualitative Argumentation abzielt, entscheidet sich dieser Studierende für den quantitativen Modellierungsansatz zur Beantwortung der Fragestellung.

Allgemeines Modellverständnis

Werden das mentale, biologische und mathematische Modellverständnis nun miteinander in Beziehung gesetzt, erkennen einige Studierende, dass es sich bei den präsentierten Problemstellungen lediglich um Modelle handelt und sprechen dies auf die Frage, ob das theoretische Ergebnis auf die tatsächliche Entwicklung in der Natur übertragen werden kann, auch explizit an:

„Also, insofern das ist wieder der Unterschied, zwischen dem mathematischen Modell und den realen Bedingungen, da fließen noch ganz andere Faktoren mit ein, deshalb würde ich sagen, qualitativ übertragbar, quantitativ nicht.“ (Mathematik-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 12, BIKA14)

„Also auf jedenfalls diese ganzen Berechnungen die man hier anstellen kann, das ist ja immer alles schön und gut, aber wie es dann wirklich ist, das kann man dann wirklich nur im nach hinein betrachten, weil es einfach viel zu viele Faktoren gibt in der Umwelt, die nicht mit einkalkulierbar sind oder eventuell nur mit einkalkulierbar sind wenn man tausend verschiedene Berechnungen anstellt.“ (Biologie-Schema, Problemstellung 2, Aufgabe 12, MAED25)

Ein Teilnehmer schließt seine Ausführungen korrekt mit dem Statement:

„Na ja, es ist und bleibt ein mathematisches Modell.“ (Mathematik-Diagramm, Problemstellung 2, Aufgabe 12, SIWA29)

4.3.5 Statistische Analyse des Einflusses von Repräsentation und Expertise auf die Bearbeitung der Lernumgebung

In den Kapiteln 4.3.3 und 4.3.2 wurde die Wirkung der beiden Variablen Expertise und Repräsentation auf die Bearbeitung der Lernumgebung, qualitativ anhand der individuellen Aussagen und deskriptiv durch die Beleuchtung der Häufigkeiten ausgewählter Kategorien, analysiert. Mit Hilfe nicht-parametrischer Testverfahren werden diese Ergebnisse weiter analysiert. Es wird untersucht, ob der Abstraktionsgrad der Repräsentation und die Expertise der Studienteilnehmer einen statistisch bedeutsamen Einfluss auf die Beantwortung der Aufgabenstellungen haben, und ob zwischen dem Abstraktionsgrad und der Expertise ein Zusammenhang besteht.

Einfluss der Repräsentationen

Gruppieren nach der verwendeten Repräsentation, zeigt sich lediglich in der Kategorie „2.4.3 mathematisches Schlussfolgern“ ein signifikanter Unterschied in der Statementhäufigkeit (Mann-Whitney-U-Test: $U=6,5$, $p=,035$, $r=,58$). Bei Verwendung der Diagramme ($n=153$) werden signifikant mehr Aussagen zum mathematischen Schlussfolgern gefunden, als bei Verwendung der Schemazeichnungen ($n=81$). Die Ergebnisse des Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien in Studie I, gruppiert nach der verwendeten Repräsentation, sind in Tabelle A.12 zusammengefasst.

Einfluss der Expertise

Werden die in den Transkripten gefundenen Statements anhand der Expertise der Studienteilnehmer gruppiert, können zwischen den Biologiestudierenden und Mathematikstudierenden keine signifikanten Unterschiede in der Häufigkeit ihrer Statements gefunden werden. Lediglich in Kategorie „2.1.4 Beschreibung von Lösungswegen“ kann eine leichte Tendenz zwischen den beiden Gruppen gefunden werden. Die Mathematikexperten ($n=19$) tätigten häufiger Statements in dieser Kategorie als die Biologieexperten ($n=9$) (Mann-Whitney-U-Test: $U=8,0$, $p=,073$). Eine ähnliche Tendenz ist in Kategorie „2.4.1 Schlussfolgerungen unter Verwendung der im Text gegebenen Information“ gegeben. Auch in dieser Kategorie machten die Mathematikexperten ($n=101$) häufiger

ger Statements als die Biologieexperten ($n=82$) (Mann-Whitney-U-Test: $U=8,5$, $p=,073$). Alle Ergebnisse des Mann-Whitney-U-Tests bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien in Studie I, gruppiert nach der Expertise, sind in Tabelle A.11 zusammengefasst.

Überprüfung der Unabhängigkeit zwischen Repräsentation und Expertise

Mit Hilfe des Chi-Quadrat-Tests soll nun überprüft werden, ob die verwendete Repräsentation und die Expertise der Studienteilnehmer bezüglich der Bearbeitung der Problemstellungen unabhängig voneinander sind.

Für zwei Kategorien kann ein statistisch signifikanter Zusammenhang zwischen der Repräsentation und der Expertise gefunden werden. Die erste ist Kategorie „1.1.3 Abruf von Wissen aus dem Gedächtnis“ ($\chi^2(1)=13,958$, $p=<,001$). Die meisten Aussagen in dieser Kategorie brachten Biologieexperten, die Schemazeichnungen zur Bearbeitung bekamen ($n=62$), gefolgt von Mathematikexperten, die Diagramme erhielten ($n=46$) und Biologieexperten mit Diagrammen ($n=37$). Die wenigsten Aussagen in dieser Kategorie brachten Mathematikexperten mit Schemazeichnungen ($n=23$). Die zweite Kategorie ist „2.4.4 Berechnung gesuchter Größe“ ($\chi^2(1)=8,115$, $p=,004$). Hier tätigten Mathematikexperten mit Diagrammen ($n=47$) die meisten Statements, gefolgt von Biologieexperten mit Schemazeichnungen ($n=41$) und Biologieexperten mit Diagrammen ($n=29$). Die wenigsten Äußerungen in dieser Kategorie machten Mathematiker mit Schemazeichnungen ($n=25$).

Zwar können für die beiden weiteren Kategorien des Ziehens von Schlussfolgerungen „2.4.1 Schlussfolgerungen unter Verwendung der im Text gegebenen Information“ und „2.4.2 Schlussfolgerungen unter Verwendung der in den Abbildungen gegebenen Information“ keine statistisch signifikanten Zusammenhänge zwischen der Expertise und der verwendeten Repräsentation gefunden werden, doch lassen sich für beide Kategorien Trends beobachten.

Für das Ziehen von Schlussfolgerungen aus dem Informationstext ($\chi^2(1)=3,005$, $p=,083$) finden sich die meisten Statements bei Mathematik- und Biologieexperten, die Schemazeichnungen zum Bearbeiten bekommen haben (je $n=55$), gefolgt von Mathematikexperten mit Liniendiagrammen ($n=46$) und schließlich den Biologieexperten mit Diagrammen mit den wenigsten Aussagen ($n=27$).

Die meisten Aussagen zum Schlussfolgern mit Abbildungen sind bei den Biologieexperten mit Schemazeichnungen ($n=49$) und den Biologieexperten mit Liniendiagrammen ($n=38$). Die Mathematikexperten mit Diagrammen ($n=38$) und Mathematikexperten mit Schemazeichnungen ($n=24$) ziehen deutlich weniger Schlussfolgerungen auf Grundlage der Abbildungen ($\chi^2(1)=3,005, p=,083$).

Alle Ergebnisse des Chi-Quadrat-Tests bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien, gruppiert nach Expertise und Repräsentation, sind in Tabelle A.13 zusammengefasst.

4.3.6 Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Um die Einteilung in die Expertisegruppen, basierend auf dem Studiengang, zu überprüfen, wurde als Kontrollvariable das akademische Fähigkeitsselbstkonzept für Biologie und Mathematik erhoben. Die vier Subskalen des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts (je $n=7$, vierstufige Likert-Skala 1: „trifft gar nicht zu“ bis 4: „trifft voll zu“) besitzen alle eine hohe Reliabilität (alle Cronbach's $\alpha >,81$).

Die Studierenden schätzen sich bezüglich ihrer eigenen Fähigkeiten im Bereiche Biologie ($Mdn_{prä}=2,86, Mdn_{post}=2,71$) allgemein besser ein als in Mathematik ($Mdn_{prä}=2,57, Mdn_{post}=2,29$). Dies ist unabhängig davon, ob das akademische Fähigkeitsselbstkonzept vor oder nach Bearbeitung der Lernumgebung erhoben wurde. Allerdings stellt man fest, dass sich die Studierenden nach der Bearbeitung der Lernumgebung sowohl in ihrem mathematischen, als auch in ihrem biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzept generell schlechter einschätzen als zu Beginn (vgl. Tab. A.14).

Das akademische Fähigkeitsselbstkonzept unterscheidet sich zwischen den beiden Expertiseschwerpunkten (vgl. Tabelle 1). Die Subskalen besitzen, mit Ausnahme der beiden Skalen des mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzept der Mathematikstudierenden (Cronbach's $\alpha=,70$), gute bis exzellente Reliabilitäten (alle Cronbach's $\alpha >,82$).

Studierende mit Hauptfach Biologie schätzen sich in ihrem biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzept besser ein als in ihrem mathematischen Selbstkonzept. Der Wilcoxon-Test zeigt für den Prä-Test einen signifikanten Unterschied zwischen dem biologischen und mathematischen Fähigkeitsselbstkonzept ($z=-2,37, p=,018, r=,90$).

Tabelle 1: Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts aufgeteilt nach Studiengängen (Biologie $N=7$, Mathematik $N=6$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)

Studiengang	Skala	α	M	Mdn	SD
Biologie ($N=7$)	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,82	2,33	2,43	,43
	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,93	1,90	1,86	,59
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,83	3,16	3,00	,35
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,92	2,88	2,86	,64
Mathematik ($N=6$)	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,70	2,81	2,86	,46
	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,70	2,60	2,64	,41
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,88	2,55	2,50	,62
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,92	2,55	2,36	,67

Dieser signifikante Unterschied zwischen den beiden Konzepten ist auch im Post-Test zu finden ($z=-2,38$, $p=,017$, $r=,90$). Umgekehrt stufen sich die Mathematikstudierenden in ihrem mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzept höher ein als in ihrem biologischen Selbstkonzept. Hierbei kann jedoch weder im Prä-Test, noch im Post-Test, ein signifikanter Unterschied zwischen den beiden Konzepten festgestellt werden.

Wirkung der Expertise und der Lernumgebung auf das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept

Bezüglich dem Faktor der Expertise können statistisch signifikante Unterschiede zwischen den beiden Testzeitpunkten festgestellt werden. Sowohl die Biologiestudierenden als auch die Mathematikstudierenden schätzen sich in ihren beiden Fähigkeitsselbstkonzepten nach der Bearbeitung der populationsbiologischen Problemstellungen schlechter ein als im Prä-Test. Am deutlichsten ist diese veränderte Einschätzung bei den Biologiestudierenden zu sehen. Diese schätzen sich nach der Bearbeitung der Lernumgebung sowohl in ihrem mathematischen Fähigkeitsselbstkonzept (Wilcoxon-Test: $z=-2,38$, $p=,018$, $r=,90$) als auch in ihrem biologischen Fähigkeitsselbstkonzept (Wilcoxon-Test: $z=-2,26$, $p=,024$, $r=,86$) signifikant schlechter ein. Diese signifikant schlechtere Bewertung ist bei den Mathematikstudierenden nur bezüglich ihres mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts gegeben (Wilcoxon-Test: $z=-2,26$, $p=,024$, $r=,93$). Alle Ergebnisse des Wilcoxon-Tests, für den Vergleich der Fähigkeitsselbstkonzepte der beiden Expertisegruppen, sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

Der direkte Vergleich zwischen den beiden Expertisegruppen zeigt weder für die Änderung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts (exakter Mann-Whitney-U-Test: $U=11,50$, $p=,181$, $N=13$), noch für die Änderung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts (exakter Mann-Whitney-U-Test: $U=10,00$, $p=,138$, $N=13$) statistisch signifikante Unterschiede zwischen den beiden Expertisegruppen.

Um zu überprüfen, ob die Form der verwendeten Repräsentation einen Einfluss auf das Fähigkeitsselbstkonzept im Post-Test hat, werden die Schemazeichnungen und die Diagramme miteinander verglichen. Es zeigt sich, dass es bei Verwendung der Schemazeichnungen nur bezüglich des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts zu einer statistisch signifikant Veränderung kommt (Wilcoxon-Test: $z=-2,41$, $p=,008$, $r=,91$, $N=7$). Für das biologische Fähigkeitsselbstkonzept werden keine signifikanten Unterschiede zwischen dem Prä- und Post-Test gefunden (Wilcoxon-Test: $z=-,791$, $p=,297$, $r=,299$, $N=7$) (vgl. Tabelle 3). Auch bei Bearbeitung der Liniendiagramme findet man nur bezüglich des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts (Wilcoxon-Test: $z=-2,21$, $p=,016$, $r=,90$, $N=6$) eine signifikante Veränderung. Für das biologische Fähigkeitsselbstkonzept können keine signifikanten Unterschiede gefunden werden (Wilcoxon-Test: $z=-1,60$, $p=,125$, $r=,655$, $N=6$).

Tabelle 2: Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Expertiseschwerpunkt (Biologie $N=7$, Mathematik $N=6$)

Expertise	FKSK	<i>Mdn_{prä}</i>	<i>Mdn_{post}</i>	<i>z</i>	<i>p</i>	<i>r</i>
Biologie	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,43	1,86	-2,38	,018	,90
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	3,00	2,86	-2,26	,024	,86
Mathematik	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,64	-2,26	,024	,93
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,50	2,36	,00	1,000	0

Beim direkten Vergleich der beiden Repräsentationen kann festgestellt werden, dass sich die Schemazeichnungen und Liniendiagramme weder bezüglich der Änderung im mathematischen Selbstkonzept (exakter Mann-Whitney-U-Test: $U=15,00$, $p=,394$, $N=13$), noch bezüglich der Änderung im biologischen Selbstkonzept (exakter Mann-Whitney-U-Test: $U=19,00$, $p=,836$, $N=13$) statistisch signifikant voneinander unterscheiden.

Tabelle 3: Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Repräsentation (Schema $N=7$, Diagramm $N=6$)

Repräsentation	FKSK	<i>Mdn_{prä}</i>	<i>Mdn_{post}</i>	<i>z</i>	<i>p</i>	<i>r</i>
Schema	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,71	2,43	-2,414	,008	,912
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,86	-,791	,297	,299
Diagramm	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,50	2,29	-2,214	,016	,904
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,29	-1,604	,125	,655

Tabelle 4: Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Expertise und Repräsentation (Biologie/Schema $N=4$, Biologie/Diagramm $N=3$, Mathematik/Schema $N=3$, Mathematik/Diagramm $N=3$)

Expertise/ Repräsentation	FKSK	$Mdn_{prä}$	Mdn_{post}	z	p	r
Biologie/ Schema	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,36	2,14	-1,84	,066	,92
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	3,21	3,07	-2,00	,046	1
Biologie/ Diagramm	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,43	1,86	-1,60	,109	,92
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,57	-1,34	,180	,77
Mathematik/ Schema	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,71	-1,73	,083	,99
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,57	2,57	-,27	,785	,16
Mathematik/ Diagramm	mathematisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,86	2,57	-1,60	,109	,92
	biologisches Fähigkeitsselbstkonzept	2,00	2,00	-1,00	,317	,58

Um zu überprüfen, ob es einen Zusammenhang zwischen der Expertise und der verwendeten Repräsentation gibt, werden diese beiden Faktoren abschließend in Kombination betrachtet. Es zeigt sich, dass nur in der Gruppe Biologie/Schema ein signifikanter Unterschied zwischen dem biologischen Fähigkeitsselbstkonzept im Prä- und Post-Test existiert (Wilcoxon-Test: $z=-2,20$, $p=,046$, $r=1,00$; vgl. Tabelle 4).

Werden die vier Gruppen aus Expertiseschwerpunkt und Repräsentation bezüglich der Änderung des Selbstkonzepts direkt miteinander verglichen, zeigt sich, dass es zwischen den Gruppen weder bezüglich des mathematischen Selbstkonzepts (Kruskal-Wallis-Test: $H=3,739$, $p=,291$), noch bezüglich des biologischen Selbstkonzepts (Kruskal-Wallis-Test: $H=2,871$, $p=,412$) signifikanten Unterschiede gibt.

4.4 Diskussion Studie I

In der methodischen Diskussion soll zunächst analysiert werden, inwiefern die Stichprobe sowie die entwickelten Lernumgebungen geeignet waren, um die biologische und mathematische Modellbildung über populationsdynamische Wachstumsprozesse untersuchen zu können. Hierbei wird vor allem die eingesetzte Methode des Lauten Denkens und damit zusammenhängend das verwendete Kategoriensystem zur Analyse der mentalen Modelle reflektiert.

Anschließend daran werden die Ergebnisse von Studie I zusammenfassend dargelegt und bezogen auf die Forschungsfragen und Hypothesen (vgl. Kapitel 4.1) inhaltlich diskutiert.

4.4.1 Methodische Diskussion

Insgesamt nahmen 13 Studierende an der Datenerhebung teil. Durch das experimentelle zweifaktorille Design haben vier Biologieexperten die Schemazeichnungen und drei Biologieexperten die Diagramme zur Unterstützung erhalten. Bei den Mathematikexperten erhielten jeweils drei Studierende die Schemazeichnungen und drei Studierende die Diagramme. Eine daraus resultierende Zellenbesetzung von 3 beziehungsweise 4 Probanden ist gemäß eines qualitativen Stichprobenplans ausreichend (Döring & Bortz, 2016). Die Stichprobe wurden gezielt nach den zu untersuchenden Merkmalen (=Studiengang) zusammengestellt, um darüber eine größtmögliche Aussagekraft bezüglich der Fragestellung gewinnen zu können (Döring & Bortz, 2016).

Die durchschnittliche Bearbeitungszeit der Studienteilnehmer lag bei 62 Minuten. Grundsätzlich wird empfohlen, dass beim Einsatz der Methode des Lauten Denkens eine Sitzung die Dauer von 60 bis 90 Minuten möglichst nicht überschreiten soll, um Ermüdungseffekte zu vermeiden (Sandmann, 2014). Diese Vorgabe wurde damit eingehalten. Allerdings zeigte sich, dass die Teilnehmer gegen Ende der Bearbeitung, vermutlich aufgrund der komplexen Inhalte der Problemstellungen, Ermüdungszeichen und eine sinkende Motivation zeigten.

Ziel der Studie war es mit Hilfe der Methode des Lauten Denkens, unterschiedliche Aspekte der kognitiven Verarbeitung bei der Bearbeitung von populationsbiologischen Modellierungsaufgaben bei den Studierenden zu erfassen. Die Schwierigkeit hierbei

ist, dass kognitive Prozesse nicht direkt abgebildet werden können. Erst durch die verbale Externalisierung der kognitiven Aktivitäten im Rahmen der Methode des Lauten Denkens, können Hinweise auf die tatsächlich ablaufenden Prozesse gewonnen werden (Ericsson & Simon, 1993, vgl. Kapitel 4.2.4). Zwar kann man durch die starke Prozessbezogenheit der verbalen Berichte, handlungsnah und inhaltsreiche Daten erhalten, jedoch kann nicht garantiert werden, dass alle kognitiven Prozesse vollständig abgebildet werden (Konrad, 2010). Für die Interpretation der Ergebnisse von Studie I bedeutet dies, dass diese kritisch reflektiert werden müssen. Es kann nicht garantiert werden, dass alle kognitiven Prozesse bei den Lernenden vollständig erfasst wurden. Auch besteht die Möglichkeit, dass durch das Verbalisieren von Gedanken zusätzliche kognitive Belastungen entstehen, die sich wiederum negativ auf den Bearbeitungsprozess der Aufgaben auswirken können (Weidle & Wagner, 1994). In Studien konnte gezeigt werden, dass Schülerinnen und Schüler häufiger Fehler beim Lösen von Rechenaufgaben machten, wenn sie aufgefordert wurden, während der Bearbeitung laut zu Denken (Flaherty, 2014; Hafner, 1957). Für die durchgeführte Studie kann daher nicht ausgeschlossen werden, dass die Teilnehmer durch die zusätzliche kognitive Belastung durch das Laute Denken, bei der Bearbeitung der Lernumgebung beeinträchtigt wurden. Diese Möglichkeit wird jedoch als eher gering eingeschätzt. Die Teilnehmer zeigten nur sehr wenige Probleme mit der Methode und mussten, wenn überhaupt, nur in den ersten Minuten durch die Versuchsleitung an das Laute Denken erinnert werden. Im weiteren Verlauf der Datenerhebung verbalisierten alle Teilnehmer ihre Gedanken selbstständig ohne weitere Aufforderungen.

Das im Rahmen der Studie I entwickelte Kategoriensystem zur Analyse der Protokolle des Lauten Denkens basiert auf einem Kategoriensystem in Anlehnung an Kroß und Lind (2001), welches durch induktive Erweiterungen vom Datenmaterial mit Hilfe der Methode der Qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring (2010) ergänzt wurde. Der Cohen's κ für die Inter-coder Reliabilität beträgt $\kappa = ,65$. Dies entspricht einer guten Übereinstimmung zwischen den beiden unabhängigen Ratern, weshalb davon ausgegangen werden kann, dass das entwickelte Kategoriensystem (vgl. Kap. 4.2.5 und Kap. 4.3.1) eine objektive Beurteilung ermöglicht (Wirtz & Caspar, 2002).

4.4.2 Inhaltliche Diskussion

Forschungsfrage 1: Beeinflusst die Expertise die Bildung von mentalen Modellen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

Mit Hilfe der Studie sollte untersucht werden, inwiefern die Expertise Einfluss auf die mentale Modellbildung hat. Hierzu wurden Studierende mit Hauptfach Mathematik als Mathematikexperten, mit Studierenden mit Hauptfach Biologie als Biologieexperten, verglichen.

Im Rahmen der Studie konnte gezeigt werden, dass die Biologieexperten häufiger anhand der dargebotenen Abbildungen argumentierten, als die Mathematikexperten. Dieses Ergebnis deutet darauf hin, wie in anderen Studien bereits gezeigt (vgl. Lewalter, 1997; Schnotz & Bannert, 2003; Schnotz et al., 1996), dass das Vorwissen einen Einfluss auf die Nutzungseffizienz von bildhaften Darstellungen hat und damit auf das mentale Modell. Werden die Abbildungen von manchen Biologen als einzige Argumentationsgrundlage genutzt, entspricht das dem Erklärungsverhalten eines Novizen. Novizen können unterschiedliche Repräsentationen lediglich über ihre Oberflächenmerkmale aufeinander beziehen (Kozma & Russel, 1997), unterlassen aber eine semantische Verarbeitung beim Wechsel zwischen weiteren gegebenen Repräsentationen und die Integration, um sich komplementäre Informationen aus unterschiedlichen Quellen zu erschließen (Kozma & Russel, 1997). Sie beschreiben also lediglich die sichtbaren biologischen Inhalte. Sobald diesen Novizen das mathematische Vorwissen fehlt, um die mathematischen Aufgabenstellungen lösen zu können, greifen sie auf die kombinierte Verwendung von Texten und Bildern bzw. Diagrammen zurück, um dadurch eine multiple mentale Repräsentation zu konstruieren, die durch die alleinige Verwendung des Textes nur schwer möglich gewesen wäre (Lachmayer et al., 2007; Schnotz, 2002; Schnotz et al., 1996). Auffällig ist jedoch, dass in den Darstellungen wiederum nur Oberflächenmerkmale und Einzelinformationen gesucht und erkannt wurden, das Ableiten von übergreifenden Mustern und Zusammenhängen war ihnen nicht möglich (Kozma & Russel, 1997; Schnotz, 2002). Wird von den Biologieexperten Zweifel geäußert, ob die Abbildungen den korrekten Inhalt widerspiegeln, entspricht das eher dem Erklärungsverhalten von Experten, also Studierenden mit hohem Vorwissen. Diese Experten sind in der Lage ohne die Unterstützung von Bildern ein entsprechendes mentales Modell

des Lerninhalts zu konstruieren (Schnotz, 2001). Entspricht ihr individuelles mentales Modell nicht der visuellen Darstellung, kommt es zur Äußerung des Zweifels. Eine Erklärung hierfür kann im *Expertise Reversal Effect* (Kalyuga et al., 2003) gesehen werden (vgl. Kap. 2.4). Die von den Experten bereits mitgebrachten aktivierten Schemata aus dem Langzeitgedächtnis passen nicht mit den dargestellten Inhalten zusammen, weshalb es zur Äußerung des Zweifels kam. Diese Äußerungen wurden häufig dort gefunden, wo das in der Realität zu findende Wachstum nicht mit dem in der Problemstellung dargestellten Wachstum übereinstimmt (z.B. exponentielles vs. logistisches Wachstum bei Bakterien). Die Experten zeichnen sich also durch ein hohes biologisches Vorwissen und damit durch ein stabiles mentales Modell bezüglich der biologischen Inhalte aus.

Wird durch die Mathematikexperten Zweifel an den Abbildungen geäußert, verdeutlicht das, wie auch bei den Biologieexperten, dass das dargestellte Wachstum nicht mit ihrem individuellen mentalen Modell übereinstimmt. Bei ihnen handelt es sich jedoch eher um an der Mathematik orientierte mentale Modelle, an denen sie festhalten. Sie sind in der Lage vor allem aus den Diagrammen Muster und mathematische Zusammenhänge erschließen zu können (Kozma & Russel, 1997; Schnotz, 2002). Diese elaboriertere Beschreibung mit stärkeren Bezügen zur Mathematik findet sich auch beim mathematischen Schlussfolgern. Die Statements der Mathematikexperten waren teils elaborierter und zeigten ein besseres mathematisches Grundverständnis. Bezüglich der Beschreibung von Lösungswegen war bei den Mathematikexperten ebenfalls zu beobachten, dass diese deutlich besser in der Lage waren, ihr eigenes Vorgehen zu reflektieren und planvoll an die Aufgaben heran zu gehen. Diese strukturierte Vorgehensweise ist auf die allgemeinen Arbeitsweisen aus der Mathematik zurück zu führen. Bereits im Fachprofil Mathematik des LehrplanPLUS bayerischer Gymnasien ist das Problemlösen als Prozessbezogene Kompetenz aufgeführt (Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung, 2019d). Sind Lösungsstrukturen nicht offensichtlich beziehungsweise werden mehrere aufeinander aufbauende Lösungsschritte benötigt, werden die Lernenden zu einem strategischen Vorgehen angehalten (Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung, 2019d). Diese bereits in der Schule vermittelten Strategien zum Entwickeln von Lösungsideen sowie zum Ausführen geeigneter Lösungswege begleiten die Lernenden bis an die Universität, wo im Mathematikstudium vermehrt solche planvollen und strategischen Herangehensweisen benötigt werden.

Interessant ist das Ergebnis des Chi-Quadrat-Tests bezüglich der Kategorie des Abrufs von Wissen aus dem Gedächtnis. Schemazeichnungen scheinen die beste Visualisierungsform für Biologieexperten zu sein, um ihr mit Vorwissen aus dem Langzeitgedächtnis angereichertes mentales Modell im Arbeitsgedächtnis anzuregen. Durch den stärkeren visuellen Bezug zum biologischen Phänomen können die Biologieexperten offenbar besser ihr biologisches Vorwissen abrufen, als bei Verwendung der Liniendiagramme. Auf der anderen Seite waren für die Mathematikexperten offenbar die Liniendiagramme stärker aktivierend auf ihr Vorwissen als die Schemazeichnungen. Ein ähnliches Ergebnis ist bezüglich des Schlussfolgerns mit den Abbildungen zu beobachten. Auch hier können die Biologieexperten am besten anhand der Schemazeichnungen argumentieren, während die Mathematikexperten besser mit den Liniendiagrammen arbeiteten. Daraus kann also geschlossen werden, dass die Biologieexperten selbst eher mentale Modelle mit starken Bezügen zur Biologie und Realität besitzen, da sie durch die realen Darstellungen am besten in ihrer kognitiven Verarbeitung aktiviert wurden. Die Mathematikexperten besitzen nach diesen Befunden dagegen eher abstrakte mentale Modelle mit stärkeren Bezügen zur Mathematik, da diese durch die abstrakte Darstellungsform der Liniendiagramme am besten in ihrer Bearbeitung unterstützt wurden.

Zwar muss einschränkend für die Generalisierung betont werden, dass mentale Modelle nur schwer zu erfassen sind und diese Ergebnisse auf einer qualitativen Studie mit geringer Stichprobe beruhen, dennoch deuten diese Ergebnisse darauf hin, dass die Hypothesen H1.1_(I) und H1.2_(I) angenommen werden können.

Forschungsfrage 2: Beeinflusst der Abstraktionsgrad von externen statischen Repräsentationen das Modellverständnis zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

Zentraler Aspekt der Studie war die Untersuchung der Wirkung von unterschiedlichen Repräsentationen auf das biologische und mathematische Modellverständnis zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen. Hierfür wurden Liniendiagramme als abstrakte Darstellungen mit Schemazeichnungen als realistische Bilder verglichen (Schnotz, 2002, vgl. Kapitel 2.3.1).

Zunächst soll der allgemeine Umgang mit beiden Darstellungsformen betrachtet werden. Es konnte festgestellt werden, dass die Studierenden, unabhängig von der gege-

benen Repräsentation, den Wert der Abbildungen sehr kritisch betrachten. Sie äußerten Zweifel darüber, ob es sich bei den Abbildungen tatsächlich um eine Visualisierung der konkreten Inhalte und Werte handelt oder ob diese lediglich eine schmückende Funktion besitzen (vgl. Eilam, 2013). Dieser Zweifel an der Zusammengehörigkeit zwischen Abbildung und Inhalt der Aufgabe ist sehr interessant. Er lässt zunächst darauf schließen, dass die eingesetzten Abbildungen nicht passend gewählt waren, um den Inhalt adäquat visualisieren zu können. Dies kann jedoch insofern nicht ausschlaggebend sein, da Diagramme und schematische Prozessdarstellungen als grundlegende und typische Abbildungsformen in der Biologie gelten und Lernende durch Schulzeit und Studium hinreichend vertraut im Umgang mit diesen Abbildungsformen sein sollten (Ziepprecht, Jäger & Schwanewedel, 2017). Es konnte in einer Studie von Ziepprecht et al. (2017) sogar gezeigt werden, dass nach Ansicht von Schülern, Bilder im Biologieunterricht das verdeutlichen, was zuvor in einem Text gelesen wurde. Die Inhalte sind demnach aufeinander bezogen, indem Informationen aus dem Text zusätzlich, anhand von Schemazeichnungen, visuell dargestellt werden (Ziepprecht et al., 2017). Als Folge daraus zeigt das Ergebnis hier aber auch, dass Studierende offenbar im Rahmen von anderen Lernmaterialien regelmäßig mit schmückenden Abbildungen ohne zusätzlichen Informationsgewinn konfrontiert werden, weshalb sie davon ausgehen, dass es sich auch bei den in dieser Studie eingesetzten Abbildungen nur um schmückende Bilder handeln könnte.

Ein weiterer Erklärungsansatz für die Zweifel an der inhaltlichen Richtigkeit der Abbildungen kann im starken Einfluss des individuellen mentalen Modells der Lernenden gesehen werden. Zweifel an den Abbildungen wurden vor allem dann geäußert, wenn sie nicht mit den selbst berechneten Werten übereinstimmten. Dieser Einfluss des individuellen mentalen Modells wird unter Forschungsfrage F3₍₁₎ weiter diskutiert.

Wird nun explizit der Umgang mit den Liniendiagrammen betrachtet, können einige markante Merkmale beim Umgang mit dieser Darstellungsform herausgestellt werden. Wird anhand der Liniendiagramme argumentiert, kann eine starke Verknüpfung zu mathematischen Inhalten festgestellt werden. Sowohl die elaboriertere Beschreibung der Oberflächenmerkmale (Achsenbeschriftung, genaue Beschreibung von Kurvenverläufen, ...), als auch die Bezeichnung der Wachstumsprozesse mit ihren korrekten mathematischen Bezeichnungen, legen den Schluss nahe, dass Liniendiagramme die

Lernenden stärker zu einer mathematischen Modellbildung anregen. Besonders deutlich wird dies, durch die signifikant häufiger getätigten Äußerungen zum mathematischen Schlussfolgern bei Verwendung von Liniendiagrammen. Wird mit Hilfe mathematischer Grundlagen argumentiert, beziehungsweise werden mathematische Formeln hergeleitet, um die Fragestellung beantworten zu können, entspricht dies dem Modellierungsschritt der Mathematisierung und damit der Bildung des Mathematischen Modells beziehungsweise der Mathematischen Relationen, wodurch wiederum ein mathematisches Modellverständnis gefördert werden kann (vgl. Kapitel 4.3.1). Ein weiteres Zeichen für die wirksame Unterstützung der mathematischen Modellbildung durch Liniendiagramme, ist ihre Bedeutung als einzige Beantwortungsgrundlage. Lernende argumentierten lediglich über die aus den Diagrammen entnommenen Informationen, wenn sie nicht in der Lage waren, durch mathematische Berechnungen eine passende Lösung zur Fragestellung entwickeln zu können. Die Arbeit mit den Diagrammen ersetzte also die Arbeit mit dem quantifizierenden mathematischen Modell und reichte aus, um das Ergebnis des mathematischen Modells qualitativ nachvollziehen zu können.

Eines der markantesten Ergebnisse aus dem Vergleich zwischen den beiden Abbildungsformen ist die Anfertigung von informationsgleichen Liniendiagrammen, wenn den Lernenden lediglich die Schemazeichnungen zur Verfügung gestellt wurden. Dieses selbstständige Konstruieren von Diagrammen verdeutlicht ihren hohen Stellenwert nicht nur als Unterstützungsmöglichkeit beim mathematischen Modellieren, sondern auch als Repräsentationsform in der Biologie selbst (Lachmayer et al., 2007; von Kotzebue & Nerdel, 2012; Ziepprecht et al., 2017). Sind zwei Repräsentationen informationsgleich, können beide aus den Informationen der jeweils anderen heraus konstruiert werden (Larkin & Simon, 1987; Schnotz & Bannert, 2003). Diese Informationsgleichheit liegt zwischen den Schemazeichnungen und den Liniendiagrammen trotz der Verwendung der Key States nur bedingt vor. Zwar können bezogen auf die vier Key States jeweils die selben Informationen aus den beiden Darstellungsformen entnommen werden, jedoch extrapoliert das Liniendiagramm zusätzlich die Daten in den Zeiträumen *zwischen* den Key States, wodurch wiederum mehr Informationen aus den Liniendiagrammen entnommen werden konnten, auch wenn diese nicht primär für die Beantwortung der Fragestellung benötigt wurden. Ein möglicher Grund für die eigene Konstruktion der Liniendiagramme kann in der unterschiedlichen Bearbeitungseffizienz der beiden

Repräsentationen gesehen werden. Sind zwei Repräsentationen gleich in ihrer Bearbeitungseffizienz, können beide schnell und einfach aus den Informationen der jeweils anderen heraus konstruiert werden (Larkin & Simon, 1987). Schemazeichnungen stehen den Liniendiagrammen insofern deutlich in ihrer Bearbeitungseffizienz nach, dass es für die Studierenden offenbar einfacher war, aus den Schemazeichnungen, als ersten Schritt der mathematischen Modellbildung, passende Liniendiagramme zu erstellen und mit Hilfe dieser zu argumentieren, anstatt die notwendigen Informationen aus den Schemazeichnungen zu ermitteln und darüber zu argumentieren.

Beim Umgang mit den Schemazeichnungen zeigte sich wiederum eine starke Verknüpfung zu den biologischen Inhalten. Bezüglich der Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen werden die Schemata realitätsnah und inhaltlich eher qualitativ beschrieben. Allerdings konnte auch der Versuch der Entnahme von Zahlenwerten aus den Abbildungen beobachtet werden. Dienen die Informationen aus den Abbildungen zunächst einer qualitativen Mathematisierung darüber, dass eine Population wächst, scheint dennoch die Quantifizierung dieser qualitativen Beschreibung für viele Studierende wichtig zu sein. Hieraus könnte wiederum der Schluss gezogen werden, dass eine rein qualitative Mathematisierung für die mathematische Modellierung eines Wachstumsprozesses nicht ausreichend ist, sondern die Arbeit mit konkreten Zahlenwerten für die Studierenden wichtig erscheint. Grund für die Notwendigkeit der Quantifizierung kann das Bestreben danach sein, Aussagen mit Objektivität zu versehen (Porter, 1995). Bezogen auf das biologische Modellverständnis ist vor allem die Beschreibung von räumlichen Aspekten (z.B. Grenzen des Habitats) und den daraus gezogenen Schlussfolgerungen beziehungsweise der Verknüpfung mit dem individuellen Vorwissen sehr interessant. Besonders hier zeigt sich die starke Verbindung zwischen den Schemata und den in der Realität zu findenden biologischen Phänomenen.

Die in der Studie gefundenen Ergebnisse deuten darauf hin, dass zum einen der Einsatz von Liniendiagrammen bei Bearbeitung von populationsbiologischen Problemstellungen Lernende in ihrer mathematischen Modellbildung wirksam anleiten und unterstützen kann. Hypothese H2.1_(I) kann dementsprechend bestätigt werden. Zum anderen deuten die Ergebnisse darauf hin, dass Schemazeichnungen das biologische Modellverständnis fördern können. Damit kann auch Hypothese H2.2_(I) bestätigt werden.

Forschungsfrage 3: Lassen sich für den theoretisch hergeleiteten biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf bei der Bearbeitung der populationsbiologischen Modellierungsaufgaben empirische Evidenzen finden?

Innerhalb des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs (vgl. 2.2.3) wird angenommen, dass sich das Verständnis des Modellierungszyklus aus drei Ebenen des Modellverstehens zusammensetzt: der biologischen Phänomen-Ebene, der biologischen Modellebene und der mathematischen Modellebene. Ziel der Studie war es, genau diese drei Ebenen bei der Bearbeitung der Aufgaben identifizieren und datengestützt belegen zu können.

Der ersten Ebene des biologischen Phänomens werden die mentalen Modelle der Studierenden zugeordnet. Diese können über die Kategorie des Vorwissens gut abgeleitet werden, wobei ein Großteil der Teilnehmer, unabhängig von der Expertise, bereits ein breites Vorwissen zu den unterschiedlichen populationsbiologischen Wachstumsprozessen mitbrachte. Interessant war die Beobachtung, dass die mentalen Modelle als sehr stabil angesehen werden konnten. Unabhängig davon, ob das individuelle mentale Modell der Studierenden korrekt war oder nicht, bezogen sie sich in allen Phasen des Modellierungskreislaufs immer wieder auf ihr eigenes Vorwissen und hielten daran fest (vgl. F1_(I)). Dieser Rückbezug und das enge Festhalten am eigenen mentalen Modell bedeutet, dass ein sehr starker Einfluss der im Langzeitgedächtnis gespeicherten Schemata auf das im Arbeitsgedächtnis angesiedelten mentalen Modells bestehen muss.

Die biologische Modellebene ist die zweite Ebene im Modellierungskreislauf. Damit die Studierenden ein passendes biologisches Modellverständnis entwickeln können, müssen sie entsprechend dem allgemeinem Modellierungsprozess (vgl. Fleige et al., 2016; Upmeier zu Belzen, 2013) in einem iterativen Verfahren gezielt die biologische Komplexität der Problemstellung drastisch reduzieren und nur die Hauptfaktoren, die auf die abhängige Variable wirksam sind, identifizieren und modellieren. Dieser Identifikations- und Modellierungsprozess gelingt allen Teilnehmern ohne große Probleme. Sie sind alle in der Lage die Populationsentwicklungen in der Natur aus biologischer Sicht richtig bewerten und einordnen zu können. Grund hierfür kann wiederum das breite biologische Vorwissen der Studierenden sein. Sie sind in der Lage ihr vielfältiges Vorwissen an die gegebenen Situationen anzuknüpfen.

Die dritte Ebene des mathematischen Modells war die komplexeste und am schwierigsten zu modellierende Ebene für alle Teilnehmer. Die Studierenden zeigten, unabhängig von ihrer Expertise, große Probleme bei der Bearbeitung und Lösung der mathematischen Aufgaben und somit bei der Entwicklung eines adäquaten mathematischen Modells. Den meisten der Teilnehmer fehlte das grundsätzliche Verständnis darüber, was die mathematische Formel aussagte und wie sie diese sinnvoll zur Lösung der Fragestellung einsetzen können. Ähnliche Beobachtung konnte bereits in anderen Studien gemacht werden (vgl. Bagno, Berger & Eylon, 2008; Strahl, Schleusner, Mohr & Müller, 2010): dort zeigten Studierende Schwierigkeiten bei der Interpretation von vorgegebenen Formeln, sie konnten nicht die Bedingungen nennen, wann eine bestimmte Formel eingesetzt werden darf, sie hatten kein Verständnis über die Äquivalenz der beiden Seiten einer Formel, sie konnten Formelsymbolen nicht ihre entsprechende Bedeutung zuordnen und sie konnten nur teilweise die generelle Bedeutung einer Formel aufzeigen. Eine Erklärung hierfür kann in der Schwierigkeit der Übersetzung zwischen verschiedenen Repräsentationsformen gesehen werden, da graphischen und algebraischen Repräsentationen von Lernenden als unabhängig von den fachlichen Inhalten angesehen werden (Moschkovich, Schoenfeld & Arcavi, 1993).

Als Besonderheit des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs gilt der Shortcut in Form einer qualitativen Mathematisierung. Werden die Studierenden explizit durch den Operator der Aufgabenstellung („Formulieren Sie mit Hilfe des Textes eine mathematische Gleichung...“; „Berechnen Sie, wie viele...“) dazu aufgefordert, den Weg der quantitativen Mathematisierung zu gehen, versuchen alle Teilnehmer die Aufgaben quantitativ zu lösen, auch wenn ihnen dies überwiegend nicht gelingt. Lässt der Operator („Begründen Sie, wie sich das Wachstum ändert...“) jedoch offen, ob ein quantitativer oder qualitativer mathematischer Lösungsweg gewählt werden soll, nutzen alle Studierende, die zuvor Schwierigkeiten bei der quantitativen Mathematisierung hatten, den Weg der qualitativen Mathematisierung. Es scheint also von den individuellen mathematischen Fähigkeiten der Studierenden abzuhängen, ob der Weg der quantitativen oder qualitativen Mathematisierung gewählt wird. Nur Studierende, die das quantitative mathematische Modell verstanden haben und in der Lage sind, damit zu arbeiten, wählen selbstständig den Weg der quantitativen Mathematisierung. Dieses Modellierungsverhalten kann durch das domänenspezifische Vorwissen der Studierenden erklärt werden

(vgl. Chi, 2006; Kroß & Lind, 2001; Sweller et al., 1998; Tricot & Sweller, 2014). Fehlen Studierenden die entsprechenden mathematischen Schemata, beziehungsweise sind sie nicht in der Lage ihr entsprechendes Vorwissen zu aktivieren, können sie die Aufgaben nicht mathematisch quantitativ lösen. Lernende müssen zur erfolgreichen Problemlösung allerdings nicht nur das mathematische Wissen über Differenzialgleichungen besitzen, sie müssen auch fähig sein das Wissen in unterschiedlichen Situationen und Kontexten anwenden zu können (Tricot & Sweller, 2014). Dies könnte der Grund für die mangelnde Problemlösefähigkeit der Mathematikexperten sein. Durch den Transfer der Mathematik in den biologischen Kontext der Wachstumsprozesse, müssen die Mathematikstudierenden ihr mathematisches Wissen in ein neues Themengebiet transferieren. Dieser Transfer fiel ihnen offenbar sehr schwer, weshalb auch die Mathematikexperten Schwierigkeiten dabei hatten, die Aufgaben quantitativ korrekt zu lösen (vgl. Ericsson & Charness, 1994).

Aus diesen Ergebnissen können wiederum Schlussfolgerung für das allgemeine Modellverständnis bezüglich des Wachstums von Populationen gezogen werden. Allgemein kann ein sehr dominanter Einfluss des Vorwissens auf das mentale Modell im Arbeitsgedächtnis und damit sowohl auf das biologische als auch auf das mathematische Modellverständnis festgestellt werden. Dieses Ergebnis deutet daher eher darauf hin, dass es sich bei den mentalen Modellen um stabile und fest verankerte analoge Repräsentationen der Außenwelt handelt, die nicht flexibel und schnell veränderbar sind (vgl. Gentner & Stevens, 1983; Gentner & Whitley, 1997). Als weitere Konsequenz folgt, dass für das allgemeine Modellverständnis der Weg der quantitativen Mathematisierung in der mathematischen Modellebene nicht zwingend notwendig ist. Obwohl die Studierenden keine korrekten mathematischen Resultate berechnen konnten, konnten sie dennoch aus qualitativer mathematischer Sicht das Wachstum der Populationen bewerten.

All diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass zum einen drei unterschiedliche Ebenen des Modellverstehens bei den Studierenden beobachtet werden können und damit Hypothese H3.1₍₁₎ angenommen werden kann. Zum anderen belegen die Ergebnisse, dass im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf ein Shortcut über den Weg der qualitativen Mathematisierung existiert, weshalb Hypothese H3.2₍₁₎ bestätigt werden kann.

Forschungsfrage 4: Besteht ein Zusammenhang zwischen der Expertise und dem akademischen Fähigkeitsselbstkonzept?

Die Ergebnisse zeigen, dass die Studierenden bezüglich ihres persönlichen Studienfaches ein größeres Vertrauen in ihre eigenen Fähigkeiten mitbringen. Das bedeutet Biologiestudierende haben ein höheres biologisches Fähigkeitsselbstkonzept und können damit als Biologieexperten angesehen werden. Mathematikstudierende stufen sich dagegen in ihrem mathematischen Selbstkonzept höher ein und können damit als Mathematikexperten angesehen werden. Interessant ist, dass bei den Biologiestudierenden zwischen der Einschätzung des mathematischen und biologischen Selbstkonzepts signifikante Unterschiede bestehen. Sie schätzen sich also deutlich schlechter in ihren mathematischen Fähigkeiten ein, als in ihren biologischen. Bei den Mathematikstudierenden kann diese Beobachtung nicht gemacht werden. Sie schätzen sich zwar bezüglich der Mathematik besser in ihren Fähigkeiten ein, dennoch bewerten sie auch ihre biologischen Fähigkeiten ähnlich gut. Grund hierfür kann der unterschiedliche Schwierigkeitsgrad der beiden Wissenschaften sein. Mathematik gilt als eher schwer und Lernende zeigen oft Abneigung gegen dieses Fach (Henn & Kaiser, 2001). Dagegen wird Biologie eher als eine „einfache Wissenschaft“ angesehen.

Die Einteilung der Expertiseschwerpunkte, basierend auf den Studiengängen, spiegelt sich dennoch insgesamt im individuellen Fähigkeitsselbstkonzept wider. Die Hypothesen H4.1_(I) und H4.2_(I) können daher angenommen werden.

Forschungsfrage 5: Verändert sich das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden in Abhängigkeit der bearbeiteten Lernumgebung?

Insgesamt kann beobachtet werden, dass sich beide Expertisegruppen sowohl in ihrem mathematischen als auch in ihrem biologischen Fähigkeitsselbstkonzept nach Bearbeitung der Lernumgebung schlechter einschätzen. Diese schlechtere Bewertung bezüglich ihrer Fähigkeiten deutet darauf hin, dass die Lernumgebung sowohl für die Biologie-, als auch für die Mathematikexperten schwer zu bearbeiten war. Lernende, die ein hohes akademisches Fähigkeitsselbstkonzept besitzen, das heißt großes Vertrauen in ihre eigenen fachlichen Fähigkeiten haben, und dazu noch Interesse an einem bestimmten

Themengebiet zeigen, setzen sich intensiver mit dem Lernmaterial auseinandersetzen, wodurch bessere akademische Leistungen erbracht werden können (Cai, Viljaranta & Georgiou, 2018; Dickhäuser & Buch, 2009; Valentine, DuBois & Cooper, 2004). Ist es diesen Lernenden, aufgrund des hohen inhaltlichen Anspruchs der Aufgaben nicht möglich, die Problemstellungen elaboriert lösen zu können, attribuieren sie ihr Scheitern internal und schätzen sich deshalb im Post-Test schlechter ein (Stiensmeier-Pelster & Schöne, 2008). Werden die beiden Expertisegruppen als unabhängige Stichproben bezüglich der Änderung des Selbstkonzepts direkt miteinander verglichen, können keine statistisch signifikanten Unterschiede festgestellt werden.

Bezüglich der verwendeten Repräsentation zeigte sich zwar, dass sich die Lernenden sowohl bei Verwendung von Schemazeichnungen, als auch bei Liniendiagrammen in ihrem mathematischen Selbstkonzept nach Bearbeitung der Lernumgebung signifikant schlechter einschätzten. Werden jedoch die beiden Repräsentationen als unabhängige Stichproben bezüglich der Änderung des Selbstkonzepts miteinander verglichen, kann kein signifikanter Unterschied zwischen den beiden Repräsentationsformen gefunden werden.

Auch die Kombination aus Expertise und Repräsentation führt zu keinem statistisch signifikanten Unterschied bei der Bewertung des Fähigkeitsselbstkonzepts.

Insgesamt nimmt das Fähigkeitsselbstkonzept sowohl in Mathematik als auch in Biologie ab. Bezogen auf die abhängige Stichprobe aus Prä- und Post-Test hat die Expertise sowie die verwendete Repräsentation einen signifikanten Einfluss auf das mathematische Selbstkonzept. Werden jedoch die Expertise und die Repräsentation jeweils als unabhängige Stichproben miteinander verglichen, hat weder die Expertise, noch die Lernumgebung, noch die Kombination aus beiden Faktoren einen statistisch signifikanten Einfluss auf diese Abnahme des Selbstkonzepts. Die Hypothesen H5.1₍₁₎ und H5.2₍₁₎ müssen insgesamt betrachtet verworfen werden.

4.5 Zwischenfazit und Schlussfolgerungen für Studie II

Zusammenfassend können aus Studie I drei Fazite gezogen werden, die wiederum zu konkreten Schlussfolgerungen für Studie II führen:

Fazit I: Unabhängig von der Expertise hatten alle Teilnehmer große Schwierigkeiten bei der quantitativen Mathematisierung. Nicht nur das richtige Aufstellen der Differenzialgleichung, besonders auch der Umgang mit diesen Differenzialgleichungen, war für die Studierenden meist nicht möglich. Keiner der Teilnehmer konnte anhand der textlichen Repräsentation ein richtiges Ergebnis für einen der drei Wachstumsprozesse berechnen. Neben fehlenden mathematischen Kompetenzen, insbesondere Fachwissen über Differenzialgleichung, kommt als mögliche Ursache auch die textliche Repräsentation in Betracht, mit der die mathematischen Zusammenhänge paraphrasiert wurde. Somit ist es für Studie II von Bedeutung, eine mangelnde *Representational Competence* (s. Kap. 2.3.3), d.h. die Übersetzungsfähigkeit von einer gegebenen Repräsentation in eine mathematische Berechnung, mit Blick auf die mathematische Modellierung besser zu unterstützen. Als Schlussfolgerung dient daher die Überlegung, ob es hilfreich für die Studierenden sein könnte, wenn sie die Differenzialgleichung nicht als verbale Beschreibung, sondern bereits in mathematischer Formelschreibweise und damit möglicherweise als adäquatere Repräsentation, angeboten bekommen.

Fazit II: Es konnte gezeigt werden, dass Liniendiagramme einen hohen Stellenwert als Unterstützungsmöglichkeit beim mathematischen Modellieren besitzen und offenbar bezüglich der mathematischen Modellbildung eine wirksamere Unterstützung bieten als Schemata. Grund hierfür könnte sein, dass aus den Liniendiagrammen, vor allem bezüglich der Lösung der mathematischen Fragestellungen, mehr Informationen von den Studierenden entnommen werden konnten, als aus den Schemazeichnungen. Es zeigte sich jedoch auch, dass Schemazeichnungen das biologische Modellverständnis wirksam unterstützen können. Dieses Ergebnis steht im Einklang zu Studien bezüglich des *Structure Mapping Effects* (vgl. Kap. 2.3.4). Aus instruktionaler Sicht bedeutet dies also, dass durch beide Visualisierungen unterschiedliche Modellvorstellungen angeregt wurden. Daraus kann wiederum geschlossen werden, dass abhängig davon, welche Modellvorstellung angeregt werden soll (biologisch oder mathematisch), eine passende Darstellungsform dargeboten werden muss (Schnotz & Bannert, 2003). Bezogen auf

Studie II soll untersucht werden, ob dieses Ergebnis auch mit einer größeren Stichprobe repliziert werden kann.

Fazit III: Da es sich bei den populationsbiologischen Wachstumsprozessen um zeitlich dynamische Prozesse handelt, die Visualisierung jedoch statisch war, stellt sich die Frage, ob eine dynamische Visualisierung der Prozesse noch besser zur mathematischen und biologischen Modellbildung beitragen könnte. Anknüpfend an zahlreiche Befunde aus der Multimedia-Forschung (vgl. Kap. 2.3.2) besteht die Überlegung, dass es für Lernende hilfreich sein kann, wenn diese die dynamischen Veränderungen im Modell nicht erst selbst mental konstruieren müssen, sondern bereits visuell dargestellt bekommen. Daraus folgernd sollen in Studie II, neben den statischen Repräsentationen, auch dynamische Repräsentationen als Unterstützung bei den populationsbiologischen Modellierungsaufgaben zur Verfügung gestellt werden.

Dieser Vorteil der dynamischen Darstellung wird vor allem bei Schemazeichnungen vermutet, da hierdurch alle Informationen, betrachtet über den zeitlichen Verlauf, visuell dargestellt werden können, die bei Verwendung von statischen Abbildungen in Form von Key States nur mental nachvollzogen werden können. Dynamische Darstellungen gelten als informativer und authentischer als entsprechende statische Abbildungen, da in dynamischen Abbildungen zeitliche Informationen transportiert werden können, in statischen Abbildungen lediglich visuell-räumliche Aspekte (vgl. Kap. 2.3.2). Umgekehrt werden durch die dynamische Visualisierung eines Liniendiagramms nicht mehr Informationen transportiert als bei vergleichbaren statischen Abbildungen in Form von Key States. Als Schlussfolgerung für Studie II soll daher untersucht werden, ob zwischen der Abstraktion und der Dynamik einer Repräsentation ein Wechselwirkungseffekt besteht.

5 Studie II

5.1 Forschungsfragen und Hypothesen Studie II

Als erster Aspekt soll in Studie II untersucht werden, inwiefern die Expertise der Studienteilnehmer einen Einfluss auf die Bearbeitung populationsbiologischer Problemstellungen hat. Hierzu werden wieder Biologie- und Mathematikstudierende sowie eine Vergleichsgruppe aus Studierenden, die weder Biologie, noch Mathematik studieren, miteinander verglichen. Es besteht die Annahme, dass Mathematikexperten besser die mathematischen Fragestellungen bearbeiten und lösen können. Biologieexperten besitzen dagegen ein breiteres biologisches Vorwissen, weshalb davon ausgegangen wird, dass sie bei der Bearbeitung der Aufgaben näher an der Realität und eher anhand der biologischen Aspekte argumentieren. Als Forschungsfrage F1_(II) wird mit den beiden Hypothesen H1.1_(II) und H1.2_(II) untersucht:

F1_(II) Beeinflusst die **Expertise** die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

H1.1_(II) Mathematikexperten zeigen bessere Leistungen bei der Bearbeitung von mathematischen Fragestellungen.

H1.2_(II) Biologieexperten zeigen bessere Leistungen bei der Bearbeitung von biologischen Fragestellungen.

Analog zur Fragestellung von Studie I soll auch in Studie II die Gestaltung externer Repräsentationen zur Förderung von biologischer und mathematischer Modellierungskompetenz untersucht werden. Zunächst soll der Einfluss des Abstraktionsgrades von externen Repräsentationen analysiert werden. Es werden wieder die bereits in Studie I eingesetzten Schemazeichnungen, die einen hohen Grad an Realität aufweisen,

mit den abstrakten Liniendiagrammen verglichen. Aus dieser Fragestellung leitet sich Forschungsfrage F2_(II) mit den entsprechenden Hypothesen H2.1_(II) und H2.2_(II) ab:

F2_(II) Beeinflusst der **Abstraktionsgrad** von externen Repräsentationen die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

H2.1_(II) Es wird angenommen, dass Liniendiagramme die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen wirksam unterstützen können.

H2.2_(II) Es wird angenommen, dass Schemazeichnungen das biologische Modellverständnis wirksam unterstützen können.

Neben dem Abstraktionsgrad der Repräsentationen kommt als weiteres Gestaltungsmerkmal die Dynamik der Darstellungen hinzu. Dynamische Repräsentationen sind zur Visualisierung von Inhalten dann besonders hilfreich, wenn sie dynamische Prozesse darstellen (vgl. Kapitel 2.3.2). Auch gelten dynamische Darstellungen als informativer und authentischer als entsprechende statische Abbildungen, da in dynamischen Abbildungen zeitliche Informationen transportiert werden können, in statischen Abbildungen lediglich visuell-räumliche Aspekte (siehe Kapitel 2.3.2). In Forschungsfrage F3_(II) mit der Hypothese H3.1_(II) sind diese entsprechenden Annahmen zusammengefasst:

F3_(II) Beeinflusst die **Dynamik** von externen Repräsentationen die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

H3.1_(II) Es wird angenommen, dass bei Verwendung von dynamischen Darstellungsformen zur Visualisierung von Wachstumsprozessen bessere Leistungen bezüglich der Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen erzielt werden.

Neben der Analyse des Einflusses der Expertise, der Abstraktion sowie der Dynamik von Repräsentationen wird untersucht, ob zwischen diesen drei Aspekten ein Wechselwirkungseffekt besteht, der die unterschiedlichen Ausprägungen von Modellierungskompetenzen (biologische bzw. mathematische Modellierung) beeinflusst. Dynamische Darstellungen gelten auf der einen Seite als informativer und authentischer als entsprechende statische Darstellungen, da in dynamischen Abbildungen zeitliche

Informationen transportiert werden können, in statischen Abbildungen lediglich visuell-räumliche Aspekte (siehe Kapitel 2.3.2). Umgekehrt werden durch die dynamische Visualisierung eines Liniendiagramms nicht mehr Informationen transportiert als bei vergleichbaren statischen Abbildungen in Form von Key States. Zusätzlich muss jedoch auch der Lernende selbst beim Umgang mit diesen unterschiedlichen Repräsentationen mitberücksichtigt werden. Bezugnehmend auf die *Facilitating Function* von Animationen (vgl. Kap. 2.3.2, Schnotz, 2002) ist anzunehmen, dass vor allem die Vergleichsgruppe aus Studierenden, die weder Biologie, noch Mathematik studieren, am meisten von den dynamischen Darstellungen profitiert, da sie weder Experten im Gebiet der Biologie, noch im Gebiet der Mathematik sind.

In Forschungsfrage F4_(II) mit den dazugehörigen Hypothesen H4.1_(II), H4.2_(II) und H4.3_(II) soll untersucht werden, ob zwischen der Expertise der Studierenden sowie der Abstraktion und der Dynamik einer Repräsentation ein Wechselwirkungseffekt besteht:

F4_(II) Besteht zwischen der Expertise der Teilnehmer und dem Abstraktionsgrad sowie der Dynamik externer Repräsentationen ein **Wechselwirkungseffekt**?

H4.1_(II) Die Verwendung von animierten Diagrammen besitzt unabhängig vom Expertiseschwerpunkt keinen Vorteil gegenüber der Verwendung von statischen Diagrammen bezüglich der Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen.

H4.2_(II) Animierte Schemazeichnungen wirken dagegen bei allen Expertiseschwerpunkten stärker unterstützend bei der Aufgabenbearbeitung zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen als statische Schemazeichnungen.

H4.3_(II) Die Vergleichsgruppe aus Studierenden, die weder Biologie, noch Mathematik studiert, erzielen bei der Aufgabenbearbeitung zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen die besten Leistungen bei Verwendung der dynamischen Repräsentationen.

Als letzter Aspekt wird das individuelle akademische Fähigkeitsselbstkonzept untersucht. Entsprechend von Studie I, soll zunächst überprüft werden, ob sich die Einteilung der Expertiseschwerpunkte, basierend auf den Studiengängen, im individuellen Fähig-

keitsselbstkonzept widerspiegelt. Dies wird mit Forschungsfrage F5_(II) und den beiden dazugehörigen Hypothesen H5.1_(II) und H5.2_(II) überprüft:

F5_(II) Besteht ein Zusammenhang zwischen der Expertise und dem **akademischen Fähigkeitsselbstkonzept**?

H5.1_(II) Studierende mit Hauptfach Mathematik besitzen ein höheres mathematisches als biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept und sind damit als Mathematikexperten einzustufen.

H5.2_(II) Studierende mit Hauptfach Biologie besitzen ein höheres biologisches als mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept und sind damit als Biologieexperten einzustufen.

Daran anknüpfend soll untersucht werden, ob sich das individuelle mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden abhängig davon verändert, welche Lernumgebung sie bearbeitet haben. Da das akademische Fähigkeitsselbstkonzept als relativ stabil gilt (vgl. Shavelson et al., 1976), besteht wie bereits in Studie I die Annahme, dass sich die unterschiedlichen Kombinationen aus abstrakten, realen, statischen und dynamischen Abbildungen nicht auf die individuellen Einschätzungen bezüglich des mathematischen und biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts auswirken. Diese Annahme wird in Forschungsfrage F6_(II) und den beiden Hypothesen H6.1_(II) und H6.2_(II) zusammengefasst:

F6_(II) Verändert sich das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden in Abhängigkeit der bearbeiteten Lernumgebung?

H6.1_(II) Es wird angenommen, dass das mathematische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden stabil ist und sich bei der Bearbeitung von Lernumgebungen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen nicht verändert.

H6.2_(II) Es wird angenommen, dass das biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden stabil ist und sich bei der Bearbeitung von Lernumgebungen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen nicht verändert.

5.2 Material und Methoden Studie II

5.2.1 Stichprobe

Die Datenerhebung fand von Dezember 2018 bis Januar 2019 an der Technischen Universität München statt. Es wurden Studierende des Bachelor- und Masterstudiengangs Biologie, des Bachelor- und Masterstudiengangs Mathematik, Studierende des gymnasialen und beruflichen Lehramtes mit den Unterrichtsfächern Biologie oder Mathematik sowie Studierende des beruflichen Lehramtes, die weder Biologie noch Mathematik vertieft studieren, zur Datenerhebung eingeladen. Es handelte sich bei allen eingeladenen Personen um Studierende der Technischen Universität München.

Insgesamt bearbeiteten 80 Studierende (60% Frauen, 40% Männer, Alter $M=23,72$ Jahre, $SD=3,3$ Jahre) die Lernumgebung vollständig. Von diesen waren $N=43$ (53,8%) in einem Bachelorstudiengang, $N=27$ (33,8%) in einem Masterstudiengang und $N=10$ (12,5%) in einem Staatsexamen Studiengang eingeschrieben. Die Verteilung der Untersuchungsteilnehmer in ihre Studiengänge ist in Tabelle 5 zusammengefasst. Werden die einzelnen Studienfächer den übergeordneten Expertiseschwerpunkten zugeordnet, haben $N=32$ Biologieexperten, $N=29$ Mathematikexperten und $N=19$ Sonstige (Kontrollgruppe bestehend aus den Studierenden des beruflichen Lehramts ohne Biologie und Mathematik) an der Datenerhebung teilgenommen. Die Bearbeitungszeit betrug durchschnittlich $M=41,8$ Minuten ($SD=19,9$ Minuten). Gemessen an ihren letzten Zeugnisnoten in Biologie und Mathematik zeigten die Teilnehmer insgesamt gute Leistungen (1 „sehr gut“ bis 6 „ungenügend“, Note Biologie $M=2,05$, $SD=0,84$, Note Mathematik $M=2,13$, $SD=,96$).

Es konnte festgestellt werden, dass es bei der Bearbeitung der Lernumgebung nach erfolgreicher Beendigung von Problemstellung 1 zu einer erhöhten Abbruchquote kam (Bearbeitungszeit bis Abbruch $M=19,57$ Minuten, $SD=10,4$ Minuten). Werden diese Fälle mit berücksichtigt, ergibt sich eine Stichprobe von $N=104$ Studierende (64,4% Frauen, 34,6% Männer, Alter $M=23,64$ Jahre, $SD=3,2$ Jahre), die die Lernumgebung bis zum Ende von Problemstellung 1 erfolgreich bearbeitet haben. Hiervon waren $N=60$ (57,5%) im Bachelor, $N=32$ (30,8%) im Master und $N=12$ (11,5%) in einem Staatsexamensstudiengang. Die Häufigkeitsverteilung der Studierenden in ihre Studiengänge ist in Tabelle 6

Tabelle 5: Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer in ihre Studiengänge in Studie II ($N=80$, vollständige Bearbeitung der gesamten Lernumgebung)

Studiengang	Häufigkeit	Prozent
Biologie	21	26,3 %
Mathematik	7	8,8 %
Lehramt Biologie	11	13,8 %
Lehramt Mathematik	22	27,5 %
Sonstige (Berufliches Lehramt Bautechnik, Elektrotechnik, Physik, Chemie, Sozialkunde, Gesundheit, Agrarwissenschaften)	19	23,8 %

zusammengefasst. Nach Expertiseschwerpunkten haben $N=45$ Biologieexperten, $N=35$ Mathematikexperten und $N=24$ Sonstige Problemstellung 1 erfolgreich bearbeitet.

Nach vollständiger Bearbeitung von Problemstellung 2 haben vier weitere Studienteilnehmer die Untersuchung abgebrochen. Die gesamte Bearbeitungszeit dieser Teilnehmer betrug bis zum Abbruch $M=27,01$ Minuten ($SD=12,5$ Minuten). Es handelte sich hierbei um einen Biologieexperten, zwei Mathematikexperten und einen Sonstigen. Somit ergibt sich für die Stichprobengröße einer erfolgreichen Bearbeitung von Problemstellung 1 und 2 ein Wert von $N=84$ Studierenden.

5.2.2 Studiendesign und Durchführung der Studie

Um den Einfluss der Dynamik und des Abstraktionsgrades von externen Repräsentationen sowie die Expertise von Lernenden auf das Verständnis von Populationsentwicklungen zu untersuchen, wurde ein $2 \times 2 \times 3$ experimentelles Design verwendet.

Als unabhängige Variablen wurden die Expertise der Studienteilnehmer (Biologieexperte vs. Mathematikexperte vs. Sonstige, UV1), der Abstraktionsgrad der Repräsentation (Schemazeichnung vs. Liniendiagramm, UV2) sowie die Dynamik der Repräsentation (statisch vs. dynamisch, UV3) variiert. Als abhängige Variable wurde die Leistung bezüglich des biologischen und mathematischen Modellverständnisses in einem Test mit

Tabelle 6: Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer in ihre Studiengänge in Studie II ($N=104$, nur Bearbeitung von Problemstellung 1)

Studiengang	Häufigkeit	Prozent
Biologie	31	29,8 %
Mathematik	7	6,7 %
Lehramt Biologie	14	13,8 %
Lehramt Mathematik	28	26,9 %
Sonstige (Berufliches Lehramt Bautechnik, Elektrotechnik, Physik, Chemie, Sozialkunde, Gesundheit, Agrarwissenschaften)	24	23,1 %

Hilfe von Reproduktions-, Transfer- und mathematischen Modellierungsaufgaben ($n=39$) erhoben. Entsprechend der Studie I wurden neben den personenbezogenen Begleitdaten (Alter, Geschlecht, Studiengang, Abiturnote in Biologie und Mathematik) als Kontrollvariablen das akademische Fähigkeitsselbstkonzept für Biologie und Mathematik erhoben, um darüber wieder die auf dem Studiengang beruhende Zuteilung in die Expertengruppen überprüfen zu können.

Durchführung der Studie

Die Datenerhebung fand von Dezember 2018 bis Januar 2019 an der Technischen Universität München statt. Sie wurde mit Hilfe der Online-Umfrage-Software EFS Survey durchgeführt. Zunächst sollten die Teilnehmer Angaben zu ihren personenbezogenen Begleitdaten und zu ihrem individuellen biologischen und mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzept machen. Anschließend wurden sie per Zufallsgenerator in der Lernumgebung einer der vier Varianten zugewiesen (siehe Abb. 9). Innerhalb der Lernumgebung bearbeiteten die Teilnehmer drei populationsbiologische Problemstellungen, wobei sowohl die Problemstellungen, als auch die Items innerhalb der Problemstellung immer in der gleichen Abfolge dargestellt wurden und nicht randomisiert wurden. Bei den drei populationsbiologischen Problemstellungen handelt es sich um die selben

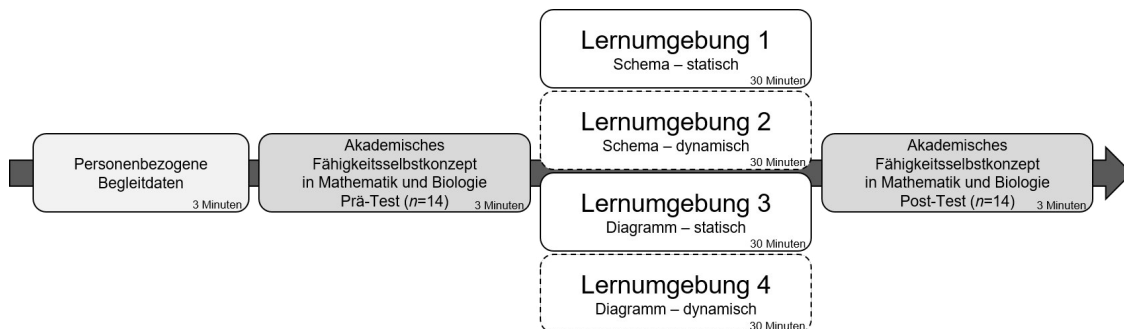


Abbildung 9: Ablauf der Datenerhebung in Studie II

Problemstellungen wie aus Studie I (vgl. Kapitel 4.2.3). Abschließend wurden erneut das biologische und mathematische akademische Fähigkeitsselbstkonzept erhoben. Die Bearbeitungszeit innerhalb des Online-Tools wurde zeitlich nicht beschränkt. Die Auswertung der Logfiles des Online-Tools zeigten, dass bei den vollständig bearbeiteten Datensätzen ($N=80$) die durchschnittliche Bearbeitungszeit $M=41,81$ Minuten ($SD=19,92$ Minuten) betrug. Die kürzeste Bearbeitungszeit lag bei 16,2 Minuten, die längste bei 124,67 Minuten.

5.2.3 Gestaltung der Lernumgebung

Die allgemeine Gestaltung der Lernumgebung war analog zu den eingesetzten Lernumgebungen von Studie I (vgl. Kapitel 4.2.3). Es sollten wieder die drei populationsbiologischen Wachstumsprozesse des exponentiellen Wachstums, des logistischen Wachstum und der Konkurrenz zwischen zwei Arten bearbeitet werden. Die Teilnehmer bekamen zunächst den allgemeinen Informationstext zur jeweiligen Problemstellung, in welchem die reale Problemsituation beschrieben und anschließend aus mathematischer Sicht betrachtet wird. Im Gegensatz zu Studie I wird in Studie II die dem mathematischen Modell zugrunde liegende Differentialgleichung bereits in Symbolschreibweise im Text angegeben (vgl. Kapitel 4.5). Abschließend wird wiederum eine konkret zu lösende Fragestellung gegeben, die innerhalb der Lernumgebung mit Hilfe von 13 Teilaufgaben bearbeitet werden soll (Details siehe Kapitel 5.2.4).

Innerhalb der digitalen Lernumgebung wurde jede der 13 Fragen auf einer eigenen Seite präsentiert. Den Studienteilnehmern war es nicht möglich, durch einen „Zurück-Button“ vorherige Seiten abermals aufzurufen. Damit sollte verhindert werden, dass

Antworten nachträglich überarbeitet werden können. Bei der Seitengestaltung innerhalb der Lernumgebung wurde darauf geachtet, dass der Informationstext und die dazugehörigen Abbildungen, das heißt die Informationen, die miteinander verknüpft werden sollen, räumlich nahe beieinander liegen (Leutner et al., 2014; Mayer, 2014). Eine Beispielseite aus der Lernumgebung von Studie II ist in Abbildung 10 zu sehen.

Strukturell und thematisch fanden keine Veränderungen zwischen Studie I und Studie II statt. Bei den drei Problemstellungen handelt es sich erneut um das exponentielle Wachstum, das logistische Wachstum und die Konkurrenz zwischen zwei Arten (vgl. Kapitel 4.2.3) Die genaue inhaltliche Gestaltung der drei Problemstellungen ist unter Punkt 4.2.3 beschrieben.

Gestaltungsmerkmale der externen Repräsentationen

Als visuelle Unterstützung für den Modellierungsprozess wurden die für Studie I entwickelten realistischen und logischen Bilder (siehe Punkt 4.2.3) erneut eingesetzt, wobei es sich wieder um realistische Schemazeichnungen und Liniendiagramme handelt. Als zusätzlichen Aspekt wurde die Dynamik dieser beiden Abbildungsformen variiert. Damit in den statischen Abbildungen die selben Informationen wie in den dynamischen Repräsentationen vermittelt werden können, wurden die statischen Abbildungen in Form von jeweils vier prototypischen Key States dargestellt. Für die dynamischen Abbildungen wurden die realen Schemazeichnungen und Liniendiagramme animiert. Die Animationen liefen als GIFs in Dauerschleife ab. Ein Wiedergabezyklus betrug zwischen 4,50 Sekunden und 16,25 Sekunden. Die animierten Diagramme liefen hierbei jeweils etwa doppelt so schnell ab, wie die entsprechenden schematischen Abbildungen. Es war kein Eingriff bezüglich der Wiedergabegeschwindigkeit oder dem Anhalten der Animation möglich.

Durch die Kombination aus realistischen und abstrakten sowie statischen und dynamischen Abbildungsmerkmalen resultierten für Studie II vier unterschiedliche Abbildungskombinationen: (1) Schemazeichnung - statisch, (2) Schemazeichnung - dynamisch, (3) Liniendiagramm - statisch, (4) Liniendiagramm - dynamisch (vgl. Abbildung 11).

Ausbreitung von MRSA in deutschen Krankenhäusern

MRSA ist die Abkürzung für „Methicillin resistenter *Staphylococcus aureus*“. Es handelt sich um Bakterien, die durch das Antibiotikum Methicillin nicht abgetötet werden können. Vor allem in Krankenhäusern kommt dieses Bakterium häufig vor und kann insbesondere bei Patienten mit schwachem Immunsystem schwere Infektionen verursachen. Innerhalb eines Krankenhauses kann sich bei mangelnder Hygiene eine Bakterienpopulation von MRSA sehr schnell ausbreiten.

Wie ist diese schnelle Ausbreitung einer MRSA Population zu erklären?

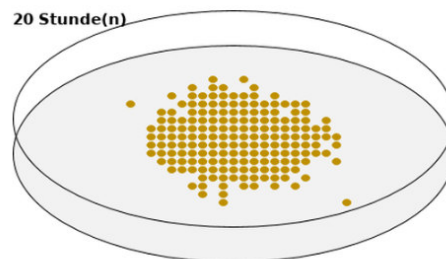
Bakterien sind Einzeller, die sich nicht-geschlechtlich durch Teilung vermehren, das heißt, aus einem Bakterium gehen zwei neue Bakterien hervor. Um sich maximal vermehren zu können, benötigen Bakterien eine warme und feuchte Umgebung. Unter diesen Idealbedingungen können sich MRSA Bakterien häufig teilen. Da in der Bakterienpopulation nicht nur neue Bakterien entstehen, sondern auch Bakterien absterben, muss für ihre Entwicklung die Wachstumsrate (r) berücksichtigt werden. Unter der Wachstumsrate (r) versteht man die Differenz zwischen der Geburten- und Sterberate in einer Population. Das Wachstum einer Bakterienpopulation entspricht der Veränderung der Individuenzahl (dN) in einem Zeitabschnitt (dt) und kann aus mathematischer Sicht mit Hilfe folgender Differentialgleichung beschrieben werden:

$$\frac{dN}{dt} = N \cdot r$$

Wobei (N) für die Anzahl der Individuen, (t) für die Zeit und (r) für die Wachstumsrate stehen.

Um zu sehen, wie schnell die Vermehrung von MRSA unter Idealbedingung tatsächlich ablaufen kann, wird folgende theoretische Überlegung durchgeführt: Im Labor wird ein Nährboden mit nur einem einzigen MRSA Bakterium infiziert und anschließend für 24 Stunden bei 30 °C im Wärmeschrank bebrütet. Die Wachstumsrate beträgt $r=0,26 \text{ h}^{-1}$.

Wie viele Bakterien sind nach 24 Stunden auf dem Nährboden zu finden?



Wie entwickelt sich die Bakterienpopulation innerhalb von 48 Stunden, wenn das Wachstum weiterhin unter Idealbedingungen stattfindet?

Bitte wählen Sie eine Antwortmöglichkeit.

- Die Bakterienpopulation wächst nicht mehr weiter an, da auf dem Nährboden kein Platz mehr zur Verfügung steht.
- Die Bakterienpopulation wird kleiner, da die Sterberate mit zunehmender Individuenzahl immer größer wird.
- Entsprechend der Anzahl nach 24 Stunden wächst die Bakterienpopulation unendlich um den gleichen Faktor weiter.
- Das Wachstum der Bakterienpopulation wird innerhalb der 48 Stunden immer langsamer, bis es eine stagnierende Phase erreicht, in der das Wachstum komplett stoppt und die Individuenzahl auf einem konstanten Wert bleibt.
- Die Bakterienpopulation wächst weiter an, wobei nach 48 Stunden doppelt so viele Bakterien auf dem Nährboden zu finden sind wie nach 24 Stunden.

WEITER

Abbildung 10: Beispielseite aus der Lernumgebung von Studie II (Lernumgebung Schemazeichnung - dynamisch, Problemstellung 1 exponentielles Wachstum von Bakterien, Item 9 „Vorhersage“)

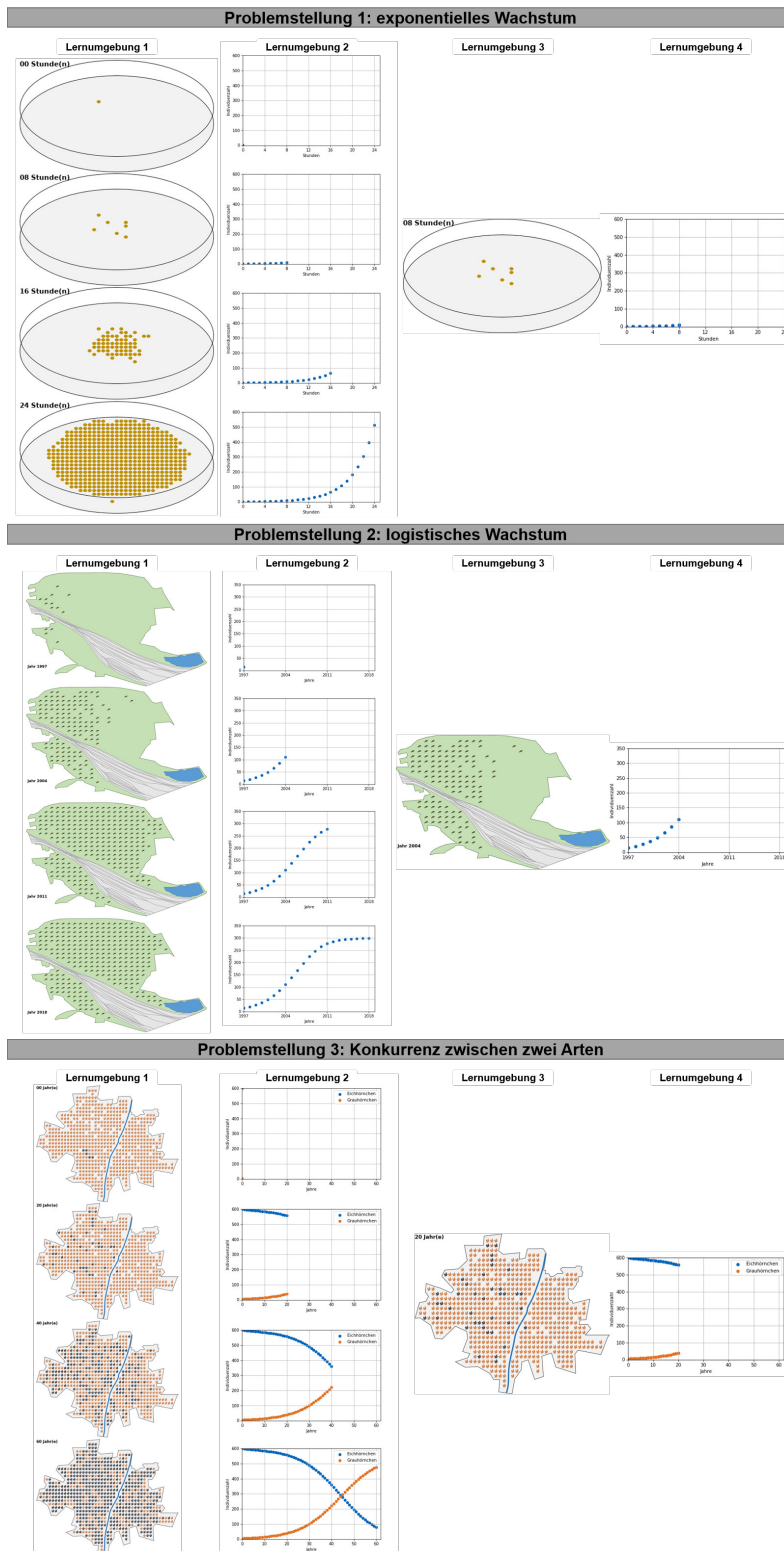


Abbildung 11: Alle im Rahmen von Studie II eingesetzten Abbildungen, gegliedert nach den drei Problemstellungen und den jeweils verwendeten Repräsentationsvariationen (1 und 2 statisch, 3 und 4 dynamisch)

5.2.4 Erhebungsinstrumente

Entwicklung der Testaufgaben von Studie II

Die in Studie II eingesetzten Items orientieren sich an den für Studie I entwickelten Aufgaben (vgl. 4.2.4). Die größte Veränderung ist im Antwortformat zu finden. Die in Studie I noch offen gestalteten Fragen wurden in Multiple-Choice Aufgaben im Format 1 aus 5 umgeändert.

In der Kategorie „Reproduktion“ wurde ein Item aus Studie I („Fragestellung wiedergeben“) gestrichen und die Reihenfolge der „Wiedergabe des Inhalts“ und das „Schätzen des Ergebnisses“ getauscht. Um den mathematischen Modellierungsprozess noch detaillierter nachvollziehen zu können, wurde das Item „Mathematisieren“ durch ein zweites Item „Mathematisieren II“ erweitert sowie als zusätzliches Item das „Validieren“ hinzugefügt. Somit sind alle Teilprozesse des mathematischen Modellierens (vgl. 2.2.3) als einzelne Fragen abgebildet. Bezüglich des „Transfer“ wurden die Items aus Studie I übernommen, lediglich die Reihenfolge der Umgestaltungs- und Vorhersagefragen wurde geändert. Mit Ausnahme kleiner Änderungen in den Formulierungen wurden die Fragen aus Studie I übernommen. Eine Übersicht der resultierenden 13 Items für Studie II ist in Tabelle B.15 zu finden.

Konstruktion der Antwortmöglichkeiten

Basierend auf den Antworten, die die Teilnehmer in Studie I auf die einzelnen Items gegeben haben, wurden die unterschiedlichen Antwortmöglichkeiten konstruiert. Vor allem falsche Aussagen waren hier von besonderem Interesse.

Die Antworten setzen sich aus vier Antwortkategorien zusammen:

- *Falsch*: Die Antwortmöglichkeit ist nicht korrekt;
- *Fehlvorstellung*: Die Antwort ist in diesem Zusammenhang nicht korrekt, beruht jedoch auf spezifischen Vorwissen bzw. Fehlvorstellungen (z.B. Stopp des Wachstums bei exponentiellem Wachstum; Räuber-Beute-Modell bei Konkurrenz zwischen Eichhörnchen und Grauhörnchen);

- *Abbildung, gering elaboriert*: Die Antwortmöglichkeit ist bildlich basiert, besitzt jedoch einen geringen Elaborationsgrad („Ich kann keinen genauen Wert schätzen, jedoch ist in der Abbildung eine große Anzahl an Goldlaufkäfern zu sehen“);
- *Abbildung, elaboriert*: Diese Antwortmöglichkeit ist korrekt, jedoch kann diese Antwort nur gegeben werden, wenn die Abbildung als Beantwortungsgrundlage genutzt wird (z.B. Aussagen über die Geschwindigkeit eines Wachstumsprozesses - „Die Bakterienpopulation wächst zunächst langsam, mit zunehmender Zeit jedoch immer schneller, sodass nach kurzer Zeit sehr viele Bakterien auf dem Nährboden zu finden sind.“);
- *Richtig*: Die Antwortmöglichkeit ist korrekt;

Es wurde versucht, alle Antwortkategorien zu einem Item zu formulieren, jedoch war dies nicht immer möglich. Bei allen Items waren jedoch immer mindestens eine richtige Antwort und maximal vier falsche Antworten gegeben. Bei den drei Problemstellungen wurde die Reihenfolge der Fragen beibehalten, jedoch die Reihenfolge der Antworten eines jeden Items randomisiert, wodurch ein Reihenfolgen- und Lerneffekt in Bezug auf die Antwortmöglichkeiten zwischen den Problemstellungen vermieden werden sollte.

Die Antworten der Items 5.1 (Mathematisieren I), 5.2 (Mathematisieren II) und 6 (mathematische Werkzeuge anwenden) wurden unter besonderen Gesichtspunkten konstruiert. Diese drei Items können in allen drei Problemstellungen unter der Oberkategorie der „Mathematisierung“ zusammengefasst werden. Die Items bauen sukzessiv aufeinander auf, indem die Antworten von Item 5.1 die benötigte mathematische Formel zur Lösung der Fragestellung verbalisiert, in Item 5.2 die Formel in mathematischer Schreibweise dargestellt und in Item 6 schließlich die mathematisch dargestellte Formel mit einem Ergebnis versehen ist. Die Antworten sind so konstruiert, dass es immer eine bildbasierte Antwortmöglichkeit gibt, zwei Formeln falsch und zwei Formeln richtig sind und entsprechend dazu jeweils zwei falsche Ergebnisse und zwei richtige Ergebnisse zugeordnet werden. Daraus ergeben sich fünf verschiedene Antwortmöglichkeiten (Abbildung, falsch | falsch, richtig | falsch, falsch | richtig, richtig | richtig). Die mathematischen Formeln sind immer nach dem gleichen Prinzip aufgebaut: Eine Antwortmöglichkeit beinhaltet die Äquivalenzumformung des Terms nach dN , eine zweite Antwortmöglichkeit ist die Integration der Differenzialgleichung, die dritte Möglichkeit

ist die diskrete Beschreibung des Wachstums und die vierte Alternative ist die diskrete Beschreibung unter Berücksichtigung von sehr kleinen Zeitintervallen. In diesen Formeln wurden in den drei Problemstellungen jeweils unterschiedliche Fehler in ihren verbalen und dazu passenden mathematischen Beschreibungen eingefügt.

Auswertung der Testaufgaben

Für die Auswertung der Items in der Lernumgebung wurden die Antworten entsprechend der fünf Antwortkategorien (siehe 5.2.4) mittels einer Rating-Skala mit 0 (falsch), 1 (Abbildung gering elaboriert/ Fehlvorstellung), 2 (Abbildung elaboriert), bis 3 Punkten (richtig) geratet und die Summenscores für jeden Teilnehmer gebildet. Die maximal erreichbare Punktzahl pro Problemstellung betrug 39 Punkte und für die gesamte Lernumgebung somit eine Maximalpunktzahl von 117.

Skala zur Erfassung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Die Erfassung des biologischen und mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts wurde mit der unter 4.2.4 beschriebenen Skala aus Studie I erfasst. Es fanden im Vergleich zu Studie I keine Veränderungen an der Skala statt. Sie wurde in Studie II genau wie beschrieben erneut eingesetzt.

5.2.5 Statistische Analysemethoden

Deskriptive Statistik und Itemanalyse

Zunächst werden mit den gesammelten Daten deskriptive Statistiken durchgeführt. Hierfür werden Häufigkeiten einzelner Merkmalsausprägungen ermittelt (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012). Aus diesen können wiederum Aussagen über das Minimum (den kleinsten Wert), das Maximum (den größten Wert) sowie die Summe aller Werte getroffen werden. Wichtige Aussagen über die Daten können des Weiteren über den Mittelwert (M), den Median (Mdn) und die Standardabweichung (SD) getroffen werden. Der Mittelwert ist das arithmetische Mittel der Messwerte, wohingegen der Median derjenige Punkt der Messskala ist, von dem unterhalb und oberhalb jeweils die Hälfte der Messwerte liegen (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012). Die Standardabweichung ist ein Maß für die Streuung der Messwerte (Bühl, 2019; Bühner & Ziegler, 2012).

Für die qualitative Itemanalyse wurden die Schwierigkeitsindices der Items ermittelt. Er entspricht dem auf das entsprechende Item entfallenden prozentualen Anteil der richtigen Antworten (Bühl, 2019). Items mit einem Schwierigkeitsindex von unter 20 % richtiger Antworten gelten als zu schwer, von über 80 % richtiger Antworten dagegen als zu leicht (Bühl, 2019). Für die Analyse der Schwierigkeitsindices wurden jeweils die beiden Antworten „falsch“ und „Abbildung gering elaboriert/ Fehlvorstellung“ und die beiden Antworten „Abbildung elaboriert“ und „richtig“ zusammen gewertet.

Für die Analyse des Fähigkeitsselbstkonzepts werden die einzelnen Items zu Skalen zusammengefasst, wobei über eine Reliabilitätsanalyse die Zusammenstellung dieser Items geprüft wird. Als Maß hierfür wird der Cronbach's α berechnet. Es handelt sich hierbei um eine Schätzung der Reliabilität, die auf der Korrelation aller Items untereinander beruht (Janssen & Laatz, 2013). Er kann einen Wert zwischen 0 (unreliable) und 1 (perfekte Reliabilität) annehmen. Werte ab 0,7 gelten als brauchbar, ab 0,8 als gut und ab 0,9 als sehr gut (Kuckartz et al., 2013).

Gruppenvergleiche

Der Einfluss der Gestaltungsmerkmale der Repräsentationen sowie der Einfluss der Expertise auf die Bearbeitung der populationsbiologischen Problemstellungen wird mit parametrischen Gruppenvergleichen untersucht. Zur Überprüfung von Mittelwertsunterschieden zwischen unabhängigen Stichproben wird der t-Test verwendet. Dieser dient dem Vergleich des Mittelwerts einer Population als abhängige Variable und nimmt an, dass die abhängige Variable in der Population normal verteilt und intervallskaliert ist (Bühner & Ziegler, 2012). Um den Einfluss der Expertise und der Gestaltung der externen Repräsentationen auf die Veränderung des mathematischen und biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts der Studierenden zu ermitteln, wurden die Differenzwerte zwischen dem Post- und dem Prä-Test berechnet. Um zu überprüfen, ob sich die Einschätzung des Fähigkeitsselbstkonzepts im Prä- und Post-Test voneinander unterscheiden, wird ein T-Test durchgeführt.

Sollen mehr als zwei unabhängige Stichproben oder mehr als eine unabhängige Variable untersucht werden, kann mit Hilfe von ein- und mehrfaktoriellen Varianzanalysen (ANOVA) die Auswirkung einer bzw. mehrerer gestufter, unabhängiger Variablen auf eine abhängige Variable untersucht werden (Bortz & Schuster, 2016; Döring & Bortz, 2016).

In der vorliegenden Arbeit wird der Einfluss der unabhängigen Variablen des Abstraktionsgrades beziehungsweise der Dynamik der Abbildungen auf die abhängige Variable der Leistung bezüglich des biologischen und mathematischen Modellverständnisses bestimmt. Voraussetzung für die Berechnung einer ANOVA ist neben der Normalverteilung der Daten, dass die Varianz innerhalb der Gruppen jeweils gleich groß ist, das bedeutet, dass Varianzhomogenität vorliegt (Bühner & Ziegler, 2012). Die Varianzhomogenität wird durch den Levene-Test auf Gleichheit der Fehlervarianzen geprüft. Wird dieser Test signifikant ($p < ,05$), bedeutet dies eine Verletzung der Voraussetzungen. An Stelle der einfaktoriellen Varianzanalyse kann als adjustierter F-Test der Welch-Test durchgeführt werden (Janssen & Laatz, 2013). Die mit einer einfaktoriellen Varianzanalyse berechneten Ergebnisse können kausal interpretiert werden, da die Daten unter randomisierten Experimentalbedingungen erhoben wurden (Bortz & Schuster, 2016). Die Bewertung der Effektstärke findet über das partielle η^2 statt. Hierbei wird bei einem Wert von $\eta^2 > ,01$ von einem kleinen Effekt, bei $\eta^2 > ,06$ von einem mittleren Effekt und bei $\eta^2 > ,14$ von einem großen Effekt gesprochen (Bühner & Ziegler, 2012). Erhält man mit Hilfe der ANOVA einen signifikanten Haupteffekt, kann mit einem Bonferroni-korrigierten Post-hoc Test analysiert werden, zwischen welchen Gruppen die signifikanten Unterschiede bestehen.

Um Unterschiede von mehr als zwei abhängigen Stichproben zu untersuchen, wird eine einfaktorielle Varianzanalyse mit Messwiederholung durchgeführt. Da bei diesem Test die Varianzen der einzelnen Messzeitpunkte gleich groß ausfallen müssen, wird dies mit dem Mauchly-W-Test überprüft. Ein signifikantes Ergebnis in diesem Test bedeutet eine Verletzung der Homogenitätsannahme. Ist dies der Fall wird eine Greenhouse-Geisser oder Huynh-Feldt-Korrektur vorgenommen (Bühner & Ziegler, 2012; Janssen & Laatz, 2013).

Bei allen durchgeführten statistischen Verfahren wurde ein Signifikanzniveau von 5 % ($p < ,05$) festgelegt.

5.3 Ergebnisse Studie II

5.3.1 Häufigkeiten der erfolgreichen und abgebrochenen Bearbeitungen

Insgesamt wurden $N=159$ Teilnehmer durch das Online-Tool zufällig einer der vier Lernumgebungen zugeordnet. Im Rahmen der Bearbeitung kam es an unterschiedlichen Stellen innerhalb der Lernumgebung zum Abbruch der Studie durch die Studienteilnehmer, sodass von den $N=159$ Teilnehmern, $N=80$ Studierende vollständig alle drei Problemstellungen und damit die gesamte Lernumgebung bearbeitet haben.

Die höchste Abbruchquote ist bei Lernumgebung 4 (Diagramm - dynamisch) mit einem Wert von 55,0 % zu finden, gefolgt von Lernumgebung 1 (Schema - statisch) mit 52,5 % und Lernumgebung 3 (Diagramm - statisch) mit 50,0 %. Die niedrigste Abbruchquote ist bei Lernumgebung 2 (Schema - dynamisch) mit 41,0 % gegeben. Bei allen vier Lernumgebung besteht jeweils direkt nach dem Start der ersten Problemstellung die höchste Abbruchquote. Es ist jedoch auffallend, dass bei Lernumgebung 3 (Diagramm - statisch) nach erfolgreicher Beendigung von Problemstellung 1 im Laufe der Bearbeitung von Problemstellung 2 eine ähnlich hohe Abbruchrate zu finden ist. Nach Beendigung der zweiten Problemstellungen bricht in allen vier Lernumgebungen nur jeweils ein Teilnehmer die Bearbeitung ab.

Bezogen auf die unterschiedlichen Lernumgebungen kann weder für die Abstraktion, noch für die Dynamik der Repräsentationen ein statistisch signifikanter Unterschied in der Abbruchhäufigkeit gefunden werden. Auch die Kombination aus Abstraktion und Dynamik führt zu keinen statistisch signifikanten Unterschieden bezüglich der „Abbruchquoten insgesamt“ ($F(3,155)=,799$, $p=,496$, partielles $\eta^2=,015$, $N=159$). Jedoch hat der Expertiseschwerpunkt einen signifikanten Einfluss auf die erfolgreiche Beendigung der gesamten Lernumgebung ($F(2,156)=3,821$, $p=,024$, partielles $\eta^2=,047$, $N=159$). Die Effektstärke nach Cohen liegt bei $f=0,94$ und entspricht damit einem starken Effekt. Post-hoc-Tests mit Bonferroni-Korrektur zeigen, dass die Biologieexperten ($M=1,41$, $SD=1,39$) im Vergleich zu den Mathematikexperten ($M=2,11$, $SD=1,28$) signifikant häufiger die Bearbeitung der Lernumgebungen abbrechen ($p=,020$). Die Kontrollgruppe aus den „Sonstigen“-Teilnehmern unterscheidet sich nicht signifikant von den beiden anderen Expertisegruppen ($M=1,75$, $SD=1,40$). Wird wiederum analysiert, ob eine Wechselwirkung zwischen der Expertise und der Lernumgebung bezüglich des Ab-

Tabelle 7: Abbruchquoten nach den jeweiligen Bearbeitungszeitpunkten in Studie II

Lernumgebung	nach Start	nach PS 1	nach PS 2	insgesamt
1: Schema - statisch	42,5 %	7,5 %	2,5 %	52,5 %
2: Schema - dynamisch	28,2 %	10,3 %	2,6 %	41,0 %
3: Diagramm - statisch	25,0 %	22,5 %	2,5 %	50,0 %
4: Diagramm - dynamisch	42,5 %	10,0 %	2,5 %	55,0 %

bruchs besteht, wird kein signifikantes Gesamtmodell gefunden ($F(11,147)=1,049$, $p=.407$, partielles $\eta^2=.073$, $N=159$). Die Biologieexperten zeigen die geringste Abbruchquote bei Verwendung der dynamischen Schemazeichnungen ($M=1,89$, $SD=1,37$, $N=18$), die Mathematikexperten ($M=2,20$, $SD=1,32$, $N=10$) sowie die Kontrollgruppe der Sonstigen ($M=1,90$, $SD=1,29$, $N=10$) jeweils bei Verwendung der statischen Diagramme. Die höchste Abbruchquote zeigten die Biologieexperten bei Bearbeitung von statischen Schemazeichnungen ($M=1,06$, $SD=1,43$, $N=18$), die Mathematikexperten bei dynamischen Diagrammen ($M=2,00$, $SD=1,32$, $N=9$) und die Gruppe der Sonstigen bei Bearbeitung von dynamischen Schemazeichnungen ($M=1,63$, $SD=1,51$, $N=8$). Zwischen der Expertise und der Lernumgebung besteht keine statistisch signifikante Wechselwirkung.

Die Abbruchquoten zwischen den einzelnen Problemstellungen und die dazu entsprechenden absoluten Werte der vollständigen Bearbeitung der drei Problemstellungen sind in Tabelle 7 und B.16 zu finden.

5.3.2 Testleistung innerhalb der drei Problemstellungen im Vergleich

Werden die Summenscores aus den drei Problemstellungen miteinander verglichen, fällt auf, dass in Problemstellung 1 (exponentielles Wachstum) die niedrigsten Werte erreicht wurden ($M=17,50$, $SD=5,12$, $N=104$), gefolgt von Problemstellung 3 (Konkurrenz zwischen zwei Arten, $M=17,76$, $SD=5,21$, $N=80$). Die höchsten Werte wurden in Problemstellung 2 (logistisches Wachstum) erreicht ($M=21,71$, $SD=6,67$, $N=84$).

Eine Varianzanalyse mit Messwiederholung (Sphärizität angenommen: Mauchly-W(2)=,941, $p=,093$) zeigt, dass die Summenscores mit der jeweils bearbeiteten Problemstellung zusammenhängen ($F(2,158)=11,89$, $p=,000$, partielles $\eta^2=,131$, $N=80$). Der paarweise Vergleich mit Bonferroni-Korrektur ergibt, dass die Leistung in Problemstellung 2 ($M=20,86$, $SD=,76$) signifikant höher ist als in Problemstellung 1 ($M=17,73$, $SD=,59$) und Problemstellung 3 ($M=17,76$, $SD=,58$). Zwischen den Problemstellungen 1 und 3 unterscheidet sich die Leistung jedoch nicht. Die Effektstärke nach Cohen liegt bei $f=0,39$ und entspricht einem mittleren Effekt.

5.3.3 Wirkung der Expertise auf die Testleistung

Betrachtet man die Gesamtleistung im Test, schneiden die Mathematikexperten ($M=58,73$, $Mdn=57,00$, $SD=12,55$, $N=29$) am besten ab. Danach folgen die Biologieexperten ($M=55,56$, $Mdn=55,00$, $SD=12,82$, $N=32$) und die Kontrollgruppe der Sonstigen ($M=53,95$, $Mdn=53,00$, $SD=14,49$, $N=19$). Aufgeteilt in die untergeordneten Studiengänge erzielten die Studierenden des Lehramts Mathematik ($M=58,86$, $Mdn=57,00$, $SD=13,36$, $N=22$) die beste Leistung innerhalb der gesamten Lernumgebung. Danach folgen die Fachwissenschaft Biologie Studierenden ($M=56,95$, $Mdn=57,00$, $SD=12,71$, $N=21$) und die Fachwissenschaft Mathematik Studierenden ($M=58,57$, $Mdn=56,00$, $SD=10,50$, $N=7$). Insgesamt am schlechtesten schnitten die Lehramt Biologie Studierenden ($M=52,91$, $Mdn=48,00$, $SD=13,19$, $N=11$) ab. Die meisten richtigen Antworten mit einer Summe von 91 Punkten hat ein Studierender der Bioinformatik erzielt. Die wenigsten Punkte mit einer Summe von 34 Punkten erzielte ein Studierender der Biologie.

Bei einer einfaktoriellen Varianzanalyse zeigte sich, dass weder die Expertise ($F(2,77)=,877$, $p=,420$, partielles $\eta^2=,022$, $N=80$), noch die untergeordneten Studiengänge ($F(4,75)=,600$,



Abbildung 12: Testleistung in Abhängigkeit der Expertise der Teilnehmer (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)

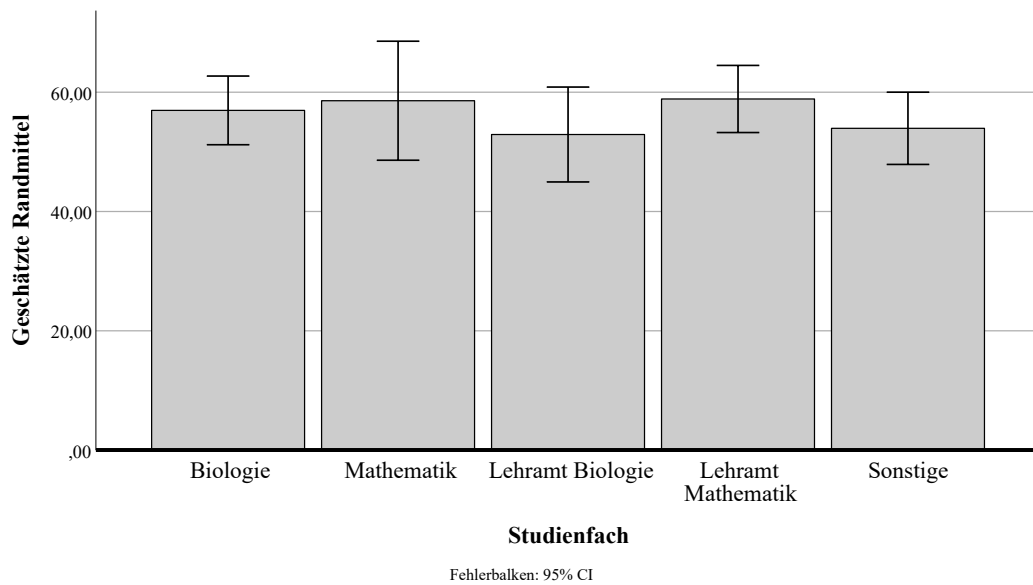


Abbildung 13: Testleistung in Abhängigkeit des Studiengangs der Teilnehmer (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)

$p=,664$, partielles $\eta^2=,031$, $N=80$) einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Gesamtestleistung bei Bearbeitung der Lernumgebung haben (vgl. Abb. 12 und 13).

Nachfolgend wird die Testleistung entsprechend der Expertisegruppen für jede der drei Problemstellungen einzeln dargestellt.

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: Die besten Leistungen in Bezug auf Problemstellung 1 erbrachte die Kontrollgruppe der Sonstigen ($M=18,00$, $Mdn=17,00$, $SD=5,60$, $N=24$). Gefolgt von den Biologieexperten ($M=17,58$, $Mdn=16,00$, $SD=5,17$, $N=45$) und den Mathematikexperten ($M=17,06$, $Mdn=17,00$, $SD=4,74$, $N=35$). Werden die beiden Expertengruppen in die Gruppen der fachwissenschaftlich Studierenden und die entsprechenden Lehramtsstudiengänge aufgeteilt, stellt man fest, dass die Fachwissenschaftler Biologie die besten Leistungen erzielt haben ($M=18,58$, $Mdn=18,00$, $SD=5,38$, $N=31$). Die Lehramtsstudierenden Biologie schneiden im Vergleich deutlich schlechter ab ($M=15,36$, $Mdn=15,50$, $SD=3,99$, $N=14$). Für Mathematik ist es umgekehrt, die Lehramtsstudierenden erzielten höhere Punktzahlen ($M=17,43$, $Mdn=17,00$, $SD=4,96$, $N=28$) als die Fachwissenschaftler Mathematik ($M=15,57$, $Mdn=17,00$, $SD=3,65$, $N=7$).

Eine einfaktorielle Varianzanalyse zeigt jedoch weder bezüglich der Expertiseschwerpunkte ($F(2,103)=,246$, $p=,782$, partielles $\eta^2=,005$, $N=104$), noch bezüglich der untergeordneten Studienfächer ($F(4,103)=1,28$, $p=,285$, partielles $\eta^2=,049$, $N=104$), einen statistisch signifikanten Unterschiede zwischen den Gruppen bezüglich der Testleistung in Problemstellung 1.

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: In Problemstellung 2 erzielten die Mathematikexperten die besten Leistungen ($M=23,03$, $Mdn=23,00$, $SD=6,27$, $N=31$). Biologieexperten ($M=19,88$, $Mdn=20,00$, $SD=6,83$, $N=33$) schnitten besser ab als die Kontrollgruppe der Sonstigen ($M=18,50$, $Mdn=18,00$, $SD=6,22$, $N=20$). Aufgeteilt in die Studiengänge der Fachwissenschaft und des Lehramts sind wiederum die Fachwissenschaftler Biologie besser ($M=20,82$, $Mdn=20,00$, $SD=6,15$, $N=22$) als die Lehramt Biologie ($M=18,00$, $Mdn=16,00$, $SD=8,01$, $N=11$). Am besten schnitten die Fachwissenschaftler Mathematik bei der Bearbeitung von Problemstellung 2 ab ($M=26,14$, $Mdn=25,00$, $SD=3,39$, $N=7$), gefolgt von den Lehramt Mathematikern ($M=22,13$, $Mdn=21,50$, $SD=6,67$, $N=24$).

Es zeigt sich, dass sowohl zwischen den drei Expertisegruppen ($F(2,81)=3,42$, $p=,038$, partielles $\eta^2=,078$, $N=84$), als auch zwischen den untergeordneten Studienfächern

($F(4,79)=2,62$, $p=,041$, partielles $\eta^2=,117$, $N=104$) statistisch signifikante Unterschiede bestehen.

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Bei der Bearbeitung von Problemstellung 3 erreichten die Mathematikexperten ($M=18,13$, $Mdn=17,00$, $SD=5,25$, $N=29$) die höchste Punktzahl, vor den Biologieexperten ($M=17,91$, $Mdn=17,50$, $SD=5,65$, $N=32$) und der Kontrollgruppe der Sonstigen ($M=16,95$, $Mdn=16,00$, $SD=4,50$, $N=19$). Auch bei dieser Problemstellung findet man Unterschiede zwischen den Fachwissenschaften und den Lehramt Studierenden. Am besten schneidet Lehramt Biologie ab ($M=18,91$, $Mdn=19,00$, $SD=6,33$, $N=11$), gefolgt von Lehramt Mathematik ($M=18,55$, $Mdn=17,5$, $SD=4,93$, $N=22$) und den Fachwissenschaftlern Biologie ($M=17,38$, $Mdn=17,00$, $SD=5,34$, $N=21$). Die wenigsten Punkte erreichten die Studierenden der Fachwissenschaft Mathematik ($M=16,86$, $Mdn=17,00$, $SD=6,41$, $N=7$).

In Problemstellung 3 unterscheiden sich weder die Expertisegruppen ($F(2,77)=,32$, $p=,731$, partielles $\eta^2=,008$, $N=80$), noch die untergeordneten Studiengänge ($F(4,75)=,44$, $p=,778$, partielles $\eta^2=,023$, $N=80$) statistisch signifikant untereinander.

5.3.4 Wirkung der Abstraktion auf die Testleistung

Der Abstraktionsgrad hat einen signifikanten Einfluss auf die Leistung im Test (Welch-Test: $F(1, 61,75)=8,425$, $p=,005$). Bei der Verwendung von realistischen Schemazeichnungen ($M=52,40$, $SD=9,63$, $N=42$) werden signifikant niedrigere Punktzahlen im Test erreicht als bei der Verwendung von abstrakten Diagrammen ($M=60,35$, $SD=13,11$, $N=38$) (vgl. Abb. 14).

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: Bei der Bearbeitung von Problemstellung 1 findet man für die Abstraktion ($F(1,103)=6,20$, $p=,014$, partielles $\eta^2=,057$, $N=104$) einen statistisch signifikanten Unterschied. Bei Verwendung von Liniendiagrammen ($M=18,70$, $SD=5,46$, $N=53$) werden signifikant bessere Leistungen erzielt als bei Verwendung von Schemazeichnungen ($M=16,25$, $SD=4,47$, $N=51$).

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: Für Problemstellung 2 kann bezüglich des Faktors der Abstraktion kein statistisch signifikanter Unterschied zwischen der Testleistung bei Verwendung der Liniendiagramme ($M=21,92$, $SD=6,99$, $N=40$) oder der Schemazeichnungen ($M=19,61$, $SD=6,25$, $N=44$) gefunden werden ($F(1,83)=2,56$, $p=,113$, partielles $\eta^2=,030$, $N=84$).

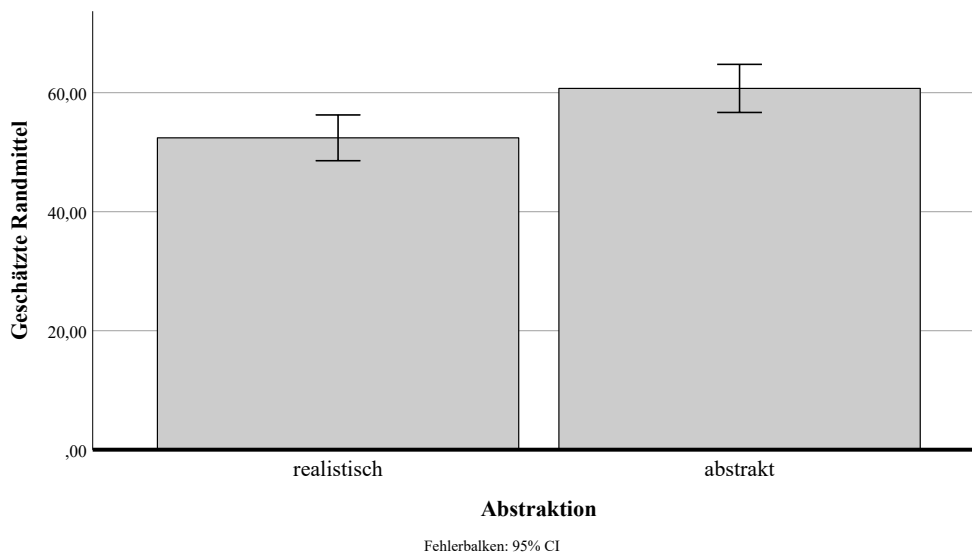


Abbildung 14: Testleistung in Abhängigkeit der Abstraktion der Repräsentation (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Für die Testleistung in Problemstellung 3 zeigt sich für die Abstraktion der Repräsentation ein statistisch signifikanter Unterschied ($F(1,79)=10,12$, $p=,002$, partielles $\eta^2=,115$ $N=80$). Bei Verwendung der abstrakten ($M=19,61$, $SD=5,18$, $N=38$) Darstellungen werden bessere Testleistung erzielt, als bei den realistischen ($M=16,10$, $SD=4,69$, $N=42$).

5.3.5 Wirkung der Dynamik auf die Testleistung

Es zeigt sich, dass bei Verwendung von statischen Abbildungen ($M=58,05$, $SD=14,35$, $N=39$) zwar bessere Leistungen im Test erzielt wurden, als bei Verwendung von dynamischen Abbildungen ($M=54,73$, $SD=11,77$, $N=41$). Dennoch hat die Dynamik der Abbildung keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die erreichte Gesamtpunktzahl ($F(1,79)=1,29$, $p=,260$, partielles $\eta^2=,016$ $N=80$). Nachfolgend soll daher für die drei Problemstellung einzeln betrachtet werden, ob die Dynamik einen Einfluss auf die Bearbeitung der Lernumgebung hat (vgl. Abb. 15).

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: Für die Dynamik der Abbildung gibt es bei Bearbeitung von Problemstellung 1 ($F(1,103)=5,80$, $p=,018$, partielles $\eta^2=,054$

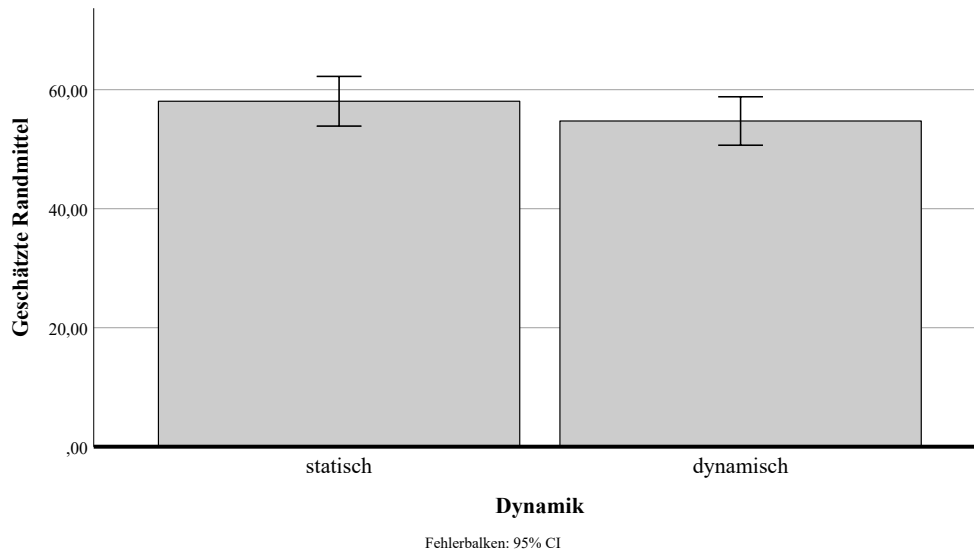


Abbildung 15: Testleistung in Abhängigkeit der Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)

$N=104$) einen statistisch signifikanten Unterschied. Die Bearbeitung von statischen ($M=18,66$, $SD=4,75$, $N=53$) Abbildungen führte zu besseren Leistungen in dieser Problemstellung als die Bearbeitung von dynamischen ($M=16,29$, $SD=5,28$, $N=51$) Abbildungen.

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: Bei Problemstellung 2 führt die Dynamik der Abbildung zu keinem statistisch signifikanten Unterschied bei der Bearbeitung ($F(1,83)=,10$, $p=,753$, partielles $\eta^2=,001$ $N=84$). Sowohl bei Verwendung statischer ($M=20,95$, $SD=7,78$, $N=41$), als auch bei Verwendung dynamischer ($M=20,49$, $SD=5,50$, $N=43$) Abbildungen, werden ähnliche Leistungen bei der Bearbeitung von Problemstellung 2 erhalten.

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Bezüglich der Dynamik werden keine statistisch signifikanten Unterschiede ($F(1,79)=,125$, $p=,725$, partielles $\eta^2=,002$ $N=80$) zwischen den statischen ($M=17,97$, $SD=5,46$, $N=39$) und dynamischen ($M=17,56$, $SD=5,01$, $N=41$) Abbildungen bezüglich der Testleistung in Problemstellung 3 gefunden.

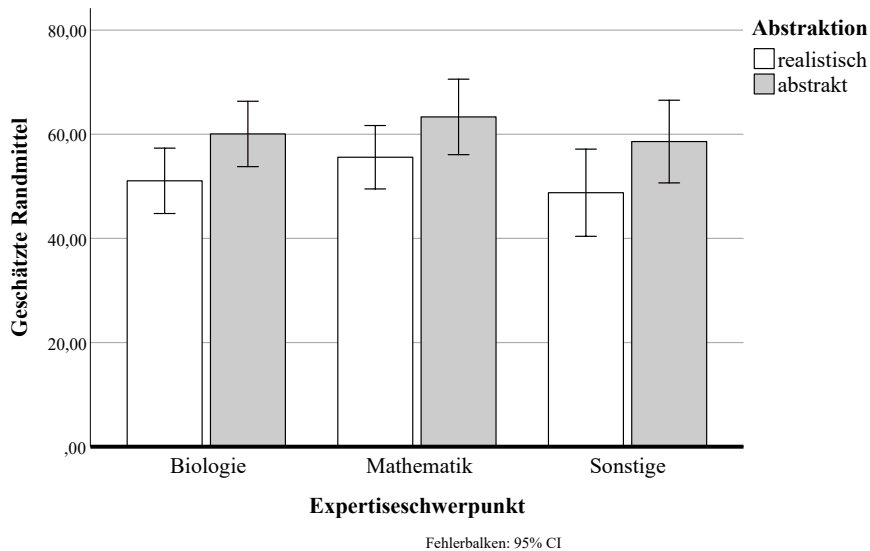


Abbildung 16: Testleistung in Abhängigkeit von Expertise und Abstraktion der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

5.3.6 Wechselwirkung von Expertise und Abstraktion auf die Testleistung

Das Gesamtmodell der Wirkung von Expertise und Abstraktion auf die Testleistung wird nur in der Tendenz statistisch bedeutsam ($F(5,74)=2,30$, $p=,053$, partielles $\eta^2=,135$ $N=80$). Zwar besitzt die Abstraktion einen signifikanten Einfluss auf die Leistung ($F(1,74)=9,29$, $p=,003$, partielles $\eta^2=,112$ $N=80$), jedoch nicht die Expertise. Zwischen beiden Faktoren besteht keine signifikante Wechselwirkung ($F(2,74)=,04$, $p=,960$, partielles $\eta^2=,001$ $N=80$) (vgl. Abb. 16).

Sowohl die Biologieexperten (realistisch: $M=51,06$, $SD=9,54$, $N=16$; abstrakt: $M=60,06$, $SD=14,33$, $N=16$), als auch die Mathematikexperten (realistisch: $M=55,59$, $SD=9,83$, $N=17$; abstrakt: $M=63,33$, $SD=14,91$, $N=12$), wie auch die Gruppe der Sonstigen (realistisch: $M=48,78$, $SD=8,44$, $N=9$; abstrakt: $M=58,60$, $SD=17,49$, $N=10$) zeigt bei Verwendung abstrakter Abbildungen bessere Leistungen als bei Verwendung realistischer Abbildungen.

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: Auch in Problemstellung 1 ist das Gesamtmodell statistisch nicht signifikant ($F(5,98)=1,51$, $p=,193$, partielles $\eta^2=,072$ $N=104$). Zwar besitzt die Abstraktion wiederum einen signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung, jedoch nicht die Expertise. Zwischen den beiden Faktoren gibt es wiederum keine

statistisch signifikante Interaktion ($F(2,98)=,63, p=,534$, partielles $\eta^2=,013$ $N=104$). In allen drei Expertisegruppen wurde bei Verwendung der realistischen Abbildungen niedrigere Leistungen erzielt als bei Verwendung der abstrakten Abbildungen (Biologie-realistisch: $M=15,55, SD=4,05, N=20$; Biologie-abstrakt: $M=19,20, SD=5,47, N=25$; Mathematik-realistisch: $M=16,30, SD=4,99, N=20$; Mathematik-abstrakt: $M=18,07, SD=4,35, N=15$; Sonstige-realistisch: $M=17,45, SD=4,37, N=11$; Sonstige-abstrakt: $M=18,46, SD=6,80, N=13$).

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: In Problemstellung 2 ist das Gesamtmodell knapp nicht signifikant ($F(5,78)=2,32, p=,051$, partielles $\eta^2=,130$ $N=84$). Sowohl die Expertise als auch die Abstraktion haben einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung, jedoch besteht zwischen den beiden Faktoren keine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(2,78)=,49, p=,617$, partielles $\eta^2=,012$ $N=84$). Auch in dieser Problemstellungen erzielten alle Expertisegruppen mit den abstrakten Abbildungen bessere Leistungen als mit den realistischen (Biologie-realistisch: $M=18,82, SD=6,96, N=17$; Biologie-abstrakt: $M=21,00, SD=6,73, N=16$; Mathematik-realistisch: $M=22,33, SD=5,64, N=18$; Mathematik-abstrakt: $M=24,00, SD=7,19, N=13$; Sonstige-realistisch: $M=15,67, SD=3,16, N=9$; Sonstige-abstrakt: $M=20,82, SD=7,34, N=11$).

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Auch in Problemstellung 3 ist das Gesamtmodell knapp nicht signifikant ($F(5,74)=2,29, p=,055$, partielles $\eta^2=,134$ $N=80$). Wiederum besitzt die Abstraktion einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Leistung, die Expertise nicht. Zwischen beiden Faktoren besteht wie in den ersten beiden Problemstellungen auch, keine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(2,74)=,23, p=,794$, partielles $\eta^2=,006$ $N=80$). Wie in den beiden ersten Problemstellungen ist auch hier in allen drei Expertisegruppen die Leistung bei Verwendung der abstrakten Abbildungen besser als bei den realistischen (Biologie-realistisch: $M=16,13, SD=5,92, N=16$; Biologie-abstrakt: $M=19,69, SD=4,91, N=16$; Mathematik-realistisch: $M=16,29, SD=4,30, N=17$; Mathematik-abstrakt: $M=20,75, SD=5,53, N=12$; Sonstige-realistisch: $M=15,67, SD=3,16, N=9$; Sonstige-abstrakt: $M=18,10, SD=5,34, N=10$).

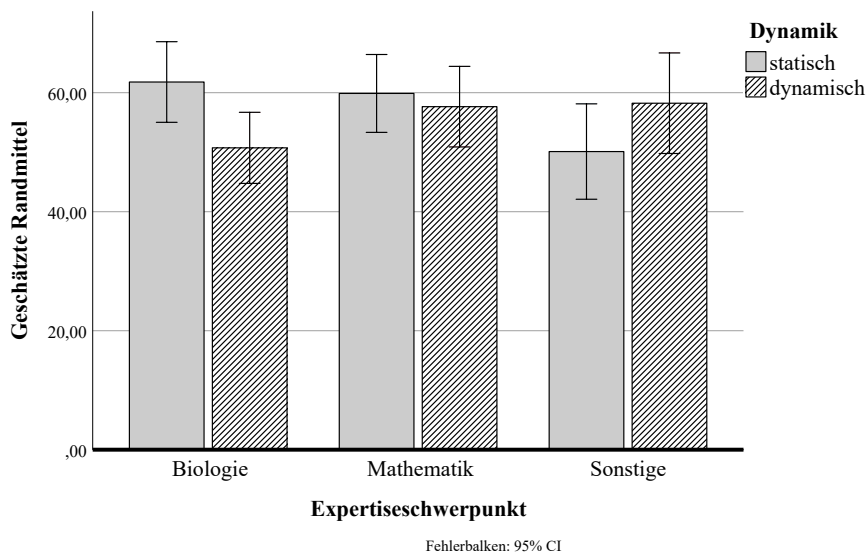


Abbildung 17: Testleistung in Abhängigkeit von Expertise und Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

5.3.7 Wechselwirkung von Expertise und Dynamik auf die Testleistung

Es zeigt sich, dass das Gesamtmodell der Wechselwirkung von Expertise und Dynamik auf die Testleistung statistisch nicht signifikant ist ($F(5,74)=1,996$, $p=,089$, partielles $\eta^2=,119$ $N=80$). Weder für die Expertise, noch für die Dynamik gibt es einen signifikanten Haupteffekt. Jedoch besteht zwischen den beiden Faktoren eine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(2,74)=3,403$, $p=,039$, partielles $\eta^2=,084$ $N=80$) (vgl. Abb. 17).

Biologieexperten erreichen mit statischen Abbildungen ($M=61,79$, $SD=14,88$, $N=14$) bessere Leistungen als mit dynamischen Abbildungen ($M=50,72$, $SD=8,57$, $N=18$). Umgekehrt ist es bei der Gruppe der Sonstigen. Diese erzielen bessere Leistungen mit dynamischen Abbildungen ($M=58,22$, $SD=15,35$, $N=9$) als mit statischen ($M=50,10$, $SD=13,25$, $N=10$). Bei den Mathematikern werden bei Verwendung von statischen ($M=59,64$, $SD=13,34$, $N=15$) und dynamischen Abbildungen ($M=57,64$, $SD=12,04$, $N=14$) ähnliche Leistungen erzielt.

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: In Problemstellung 1 ist das Gesamtmodell statistisch signifikant ($F(5,98)=2,55$, $p=,032$, partielles $\eta^2=,115$ $N=104$). Zwar haben die Expertise und die Dynamik wieder keinen statistisch signifikanten Haupteffekt auf

die Leistung, jedoch besteht zwischen beiden eine signifikante Wechselwirkung. Biologieexperten (statisch: $M=20,24$, $SD=4,87$, $N=21$; dynamisch $M=15,25$, $SD=4,30$, $N=24$) und Mathematikexperten (statisch: $M=17,67$, $SD=4,06$, $N=18$; dynamisch $M=16,41$, $SD=5,42$, $N=17$) erzielen mit den statischen Abbildungen jeweils bessere Leistungen. Umgekehrt ist es bei der Gruppe der Sonstigen. Diese erzielen mit den dynamischen Abbildungen bessere Leistungen als mit den statischen (statisch: $M=17,57$, $SD=5,00$, $N=14$; dynamisch $M=18,60$, $SD=6,84$, $N=10$).

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: Das Gesamtmodell in Problemstellung 2 ist statistisch nicht signifikant ($F(5,78)=2,14$, $p=,070$, partielles $\eta^2=,120$ $N=84$). Die Dynamik hat keinen signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung, der Effekt der Expertise ist ebenfalls knapp nicht signifikant ($F(2,78)=3,08$, $p=,052$, partielles $\eta^2=,073$ $N=84$). Auch besteht zwischen den beiden Faktoren keine signifikante Interaktion ($F(2,78)=1,85$, $p=,165$, partielles $\eta^2=,045$ $N=84$). Die Mathematikexperten erzielten bei statischen und dynamischen Abbildungen fast identische Leistungen (statisch: $M=23,06$, $SD=6,67$, $N=16$; dynamisch $M=23,00$, $SD=6,06$, $N=15$). Die Biologen zeigten wiederum bessere Leistungen bei den statischen als bei den dynamischen Abbildungen (statisch: $M=21,79$, $SD=8,75$, $N=14$; dynamisch $M=18,47$, $SD=4,78$, $N=19$). Umgekehrt bei der Gruppe der Sonstigen, die mit den dynamischen Abbildungen bessere Leistungen innerhalb von Problemstellung 2 erzielten als mit den statischen (statisch: $M=16,82$, $SD=7,01$, $N=11$; dynamisch $M=20,56$, $SD=4,67$, $N=9$).

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Auch in Problemstellung 3 erzielten die Biologieexperten mit den statischen Abbildungen bessere Leistungen als mit den dynamischen (statisch: $M=19,43$, $SD=6,11$, $N=14$; dynamisch $M=16,72$, $SD=5,12$, $N=18$). Die Gruppe der Sonstigen erzielte wiederum mit den dynamischen Abbildungen höhere Punktzahlen als mit den statischen (statisch: $M=15,30$, $SD=3,71$, $N=10$; dynamisch $M=18,78$, $SD=4,79$, $N=9$). Bei den Mathematikexperten unterschieden sich die Leistungen zwischen den beiden Abbildungsformen nur gering (statisch: $M=18,40$, $SD=5,49$, $N=15$; dynamisch $M=17,86$, $SD=5,17$, $N=14$). Das Gesamtmodell der Wirkung von Expertise und Dynamik auf die Testleistung ist jedoch statistisch nicht signifikant ($F(5,74)=,991$, $p=,429$, partielles $\eta^2=,063$ $N=80$). Weder die Expertise, noch die Dynamik haben einen signifikanten Haupteffekt. Auch besteht zwischen den beiden Faktoren keine statistisch signifikante Interaktion ($F(2,74)=2,09$, $p=,131$, partielles $\eta^2=,053$ $N=80$).

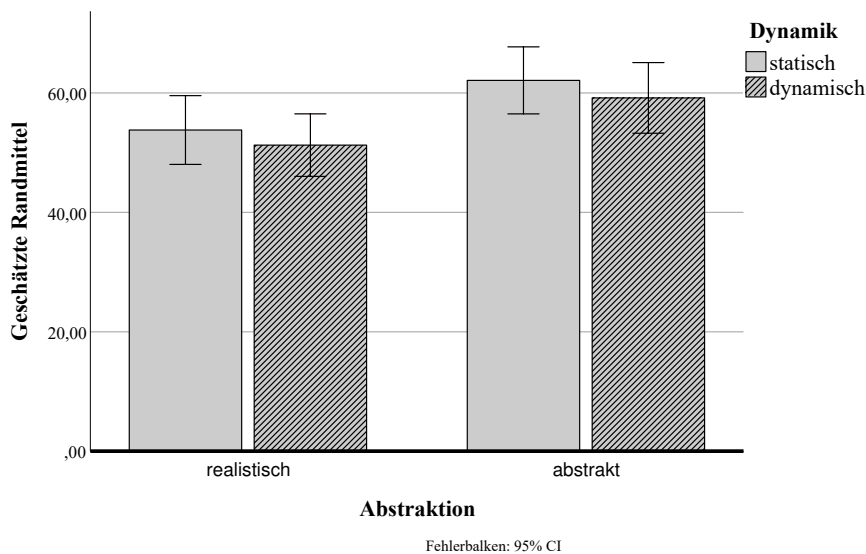


Abbildung 18: Testleistung in Abhängigkeit von Abstraktion und Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

5.3.8 Wechselwirkung von Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung

Wird die Wechselwirkung von Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung im Gesamttest betrachtet, zeigt sich, dass das Gesamtmodell statistisch signifikant ist ($F(3,76)=3,20$, $p=,028$, partielles $\eta^2=,112$ $N=80$). Jedoch hat nur die Abstraktion ($F(1,76)=8,22$, $p=,005$, partielles $\eta^2=,098$ $N=80$) einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Leistung, die Dynamik nicht ($F(1,76)=,93$, $p=,337$, partielles $\eta^2=,012$ $N=80$). Zwischen der Abstraktion und der Dynamik gibt es keine signifikanten Wechselwirkungen ($F(1,76)=,005$, $p=,943$, partielles $\eta^2=,000$ $N=80$) (vgl. Abb. 18).

Sowohl bei Verwendung von realistischen (statisch: $M=53,79$, $SD=11,05$, $N=19$; dynamisch $M=51,26$, $SD=8,36$, $N=23$), als auch bei Verwendung von abstrakten Abbildungen (statisch: $M=62,10$, $SD=16,15$, $N=20$; dynamisch $M=59,17$, $SD=14,08$, $N=18$), werden bei den statischen Repräsentationsformen bessere Leistungen erzielt als bei den dynamischen.

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: Bei Problemstellung 1 kann ein signifikantes Gesamtmodell gefunden werden ($F(3,100)=3,76$, $p=,013$, partielles $\eta^2=,101$ $N=104$). Sowohl die Abstraktion ($F(1,100)=5,13$, $p=,026$, partielles $\eta^2=,049$ $N=104$), als

auch die Dynamik ($F(1,100)=4,74$, $p=,032$, partielles $\eta^2=,045$ $N=104$) haben einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung. Zwischen den beiden Faktoren bestehen jedoch keine signifikanten Wechselwirkungen ($F(1,100)=,191$, $p=,663$, partielles $\eta^2=,002$ $N=104$). Bei Bearbeitung der statischen Abbildungen wird sowohl bei den realistischen (statisch: $M=17,65$, $SD=4,30$, $N=23$; dynamisch $M=15,11$, $SD=4,35$, $N=28$), als auch bei den abstrakten (statisch: $M=19,43$, $SD=4,97$, $N=30$; dynamisch $M=17,74$, $SD=6,02$, $N=23$) Repräsentationen, bessere Leistungen erzielt als bei den dynamischen.

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: Für Problemstellung 2 kann kein signifikantes Gesamtmodell gefunden werden ($F(3,80)=,983$, $p=,404$, partielles $\eta^2=,036$ $N=84$). Weder die Abstraktion, noch die Dynamik haben einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Testleistung. Zwischen beiden Faktoren besteht keine signifikante Interaktion. Bei Verwendung der Liniendiagramme werden mit Hilfe der statischen Abbildungen bessere Leistungen erzielt, als mit den dynamischen (statisch: $M=22,52$, $SD=7,92$, $N=21$; dynamisch $M=21,26$, $SD=5,94$, $N=19$). Bei Bearbeitung der Schemazeichnungen werden jedoch bei Verwendung der dynamischen Abbildungen etwas bessere Leistungen erzielt als mit den statischen Abbildungen (statisch: $M=19,30$, $SD=7,47$, $N=20$; dynamisch $M=19,87$, $SD=5,17$, $N=24$).

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Das Gesamtmodell für Problemstellung 3 ist wiederum statistisch signifikant ($F(3,76)=3,35$, $p=,023$, partielles $\eta^2=,117$ $N=80$), wobei jedoch nur die Abstraktion ($F(1,76)=9,71$, $p=,003$, partielles $\eta^2=,113$ $N=80$) einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung hat. Zwischen der Abstraktion und der Dynamik besteht keine statistisch signifikante Wechselwirkung. Umgekehrt zu Problemstellung 2, werden in dieser Problemstellung bei Verwendung der Liniendiagramme mit den dynamischen Abbildungen minimal bessere Leistungen erzielt als mit den statischen (statisch: $M=19,45$, $SD=5,47$, $N=20$; dynamisch $M=19,78$, $SD=5,00$, $N=18$). Bei den Schemazeichnungen werden mit den statischen Darstellungsformen höhere Punktwerte erreicht als mit den dynamischen (statisch: $M=16,42$, $SD=5,15$, $N=19$; dynamisch $M=15,83$, $SD=4,39$, $N=23$).

5.3.9 Wechselwirkung von Expertise, Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung

Es zeigt sich, dass die Wechselwirkung zwischen Expertise, Dynamik und Abstraktion im Gesamtmodell signifikant ist ($F(11,68)=2,09$, $p=,033$, partielles $\eta^2=,253$ $N=80$). Weder Expertise ($F(2,68)=1,34$, $p=,270$, partielles $\eta^2=,038$), noch Dynamik ($F(1,68)=,25$, $p=,620$, partielles $\eta^2=,004$) haben jedoch einen signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung. Die Abstraktion der Repräsentation hat wiederum einen signifikanten Einfluss auf die Leistung ($F(1,68)=9,21$, $p=,003$, partielles $\eta^2=,119$). Bei Verwendung von Liniendiagrammen ($M=60,71$, $SD=15,08$) werden signifikant bessere Leistungen erbracht als bei Verwendung von Schemazeichnungen ($M=52,40$, $SD=9,63$). Zwischen den einzelnen Faktoren gibt es keine Wechselwirkungseffekte. Lediglich zwischen der Dynamik und der Expertise besteht eine Tendenz zur Interaktion zwischen beiden Faktoren ($F(2,68)=2,90$, $p=,062$, partielles $\eta^2=,079$).

Werden nun die beiden Faktoren Abstraktion und Dynamik entsprechend ihrer Gruppierung in den vier Lernumgebungen zusammengefügt, zeigt sich, dass abhängig von der Lernumgebung unterschiedliche Leistungen erbracht werden ($F(3,68)=3,25$, $p=,027$, partielles $\eta^2=,125$) (vgl. Abb. 19). Der Post-Hoc-Test mit Bonferroni-Korrektur zeigt, dass sich nur die Lernumgebungen „Schema dynamisch“ ($M=51,26$, $SD=8,36$) und „Diagramm statisch“ ($M=62,10$, $SD=16,15$) signifikant voneinander unterscheiden (vgl. Tab. B.17). Eine signifikante Interaktion zwischen der Expertise und der Lernumgebung wird für die Leistung im Test nicht gefunden. Die Effektstärke des Haupteffekts beträgt nach Cohen $f=0,58$ und entspricht damit einem starken Effekt.

Problemstellung 1 - exponentielles Wachstum: In Problemstellung 1 ist das Gesamtmodell statistisch signifikant ($F(11,92)=2,30$, $p=,016$, partielles $\eta^2=,216$ $N=104$), wobei die Lernumgebung einen signifikanten Haupteffekt auf die Testleistung hat ($F(3,68)=2,93$, $p=,038$, partielles $\eta^2=,087$ $N=104$). Bei statischen Diagrammen ($M=19,43$, $SD=4,97$, $N=30$) werden signifikant höhere Leistungen erzielt als bei dynamischen Schemazeichnungen ($M=15,11$, $SD=4,35$, $N=28$). Der Einfluss der Expertise ist statistisch nicht signifikant. Jedoch besteht zwischen der Expertise und der Lernumgebung eine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(6,92)=2,19$, $p=,050$, partielles $\eta^2=,125$ $N=104$) (vgl. Abb. 20). Die Biologieexperten ($M=21,64$, $SD=4,25$, $N=14$) und Mathematikexperten ($M=18,75$, $SD=4,68$,

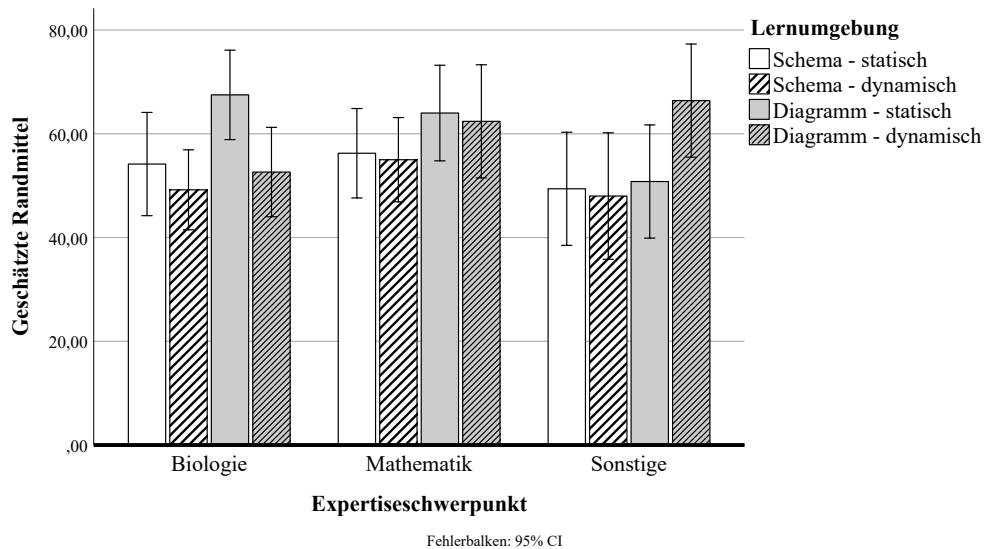


Abbildung 19: Testleistung im Gesamtttest in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

$N=8$) erreichten die besten Leistungen mit statischen Diagrammen. Die Gruppe der Sonstigen erreichte die meisten Punkte bei Verwendung von dynamischen Diagrammen ($M=22,00$, $SD=8,34$, $N=5$) (vgl. Tab. B.17).

Problemstellung 2 - logistisches Wachstum: Das Gesamtmodell für Problemstellung 2 ist statistisch nicht signifikant ($F(11,72)=1,48$, $p=,160$, partielles $\eta^2=,184$ $N=84$). Der Expertiseschwerpunkt hat zwar einen statistisch signifikanten Haupteffekt ($F(2,72)=3,58$, $p=,033$, partielles $\eta^2=,090$ $N=84$), die Lernumgebung jedoch nicht. Auch besteht zwischen den beiden Faktoren keine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(6,72)=,88$, $p=,517$, partielles $\eta^2=,068$ $N=84$) (vgl. Abb. 21). Wie in Problemstellung 1 erzielten die Biologieexperten ($M=23,75$, $SD=7,08$, $N=8$) und Mathematikexperten ($M=24,43$, $SD=8,00$, $N=7$) mit statischen Diagrammen die besten Leistungen. Die Gruppe der Sonstigen erzielte die meisten Punkte wieder mit dynamischen Diagrammen ($M=23,40$, $SD=4,16$, $N=5$) (vgl. Tab. B.17).

Problemstellung 3 - Konkurrenz zwischen zwei Arten: Auch für Problemstellung 3 ist das Gesamtmodell statistisch nicht signifikant ($F(11,68)=1,48$, $p=,161$, partielles $\eta^2=,193$ $N=80$). Zwar hat die Lernumgebung ($F(3,68)=,59$, $p=,556$, partielles $\eta^2=,017$ $N=80$) einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Leistung, jedoch nicht die Expertise.

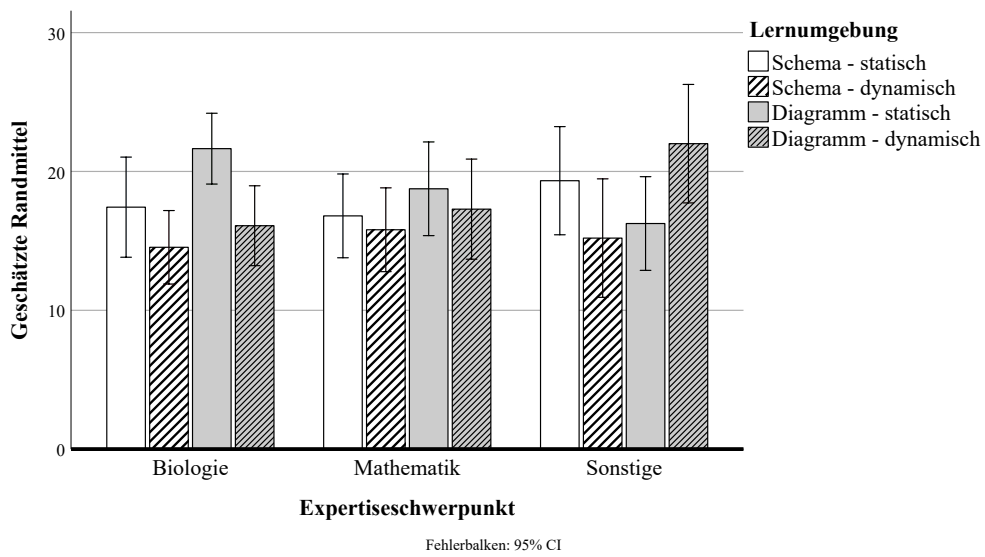


Abbildung 20: Testleistung in Problemstellung 1 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

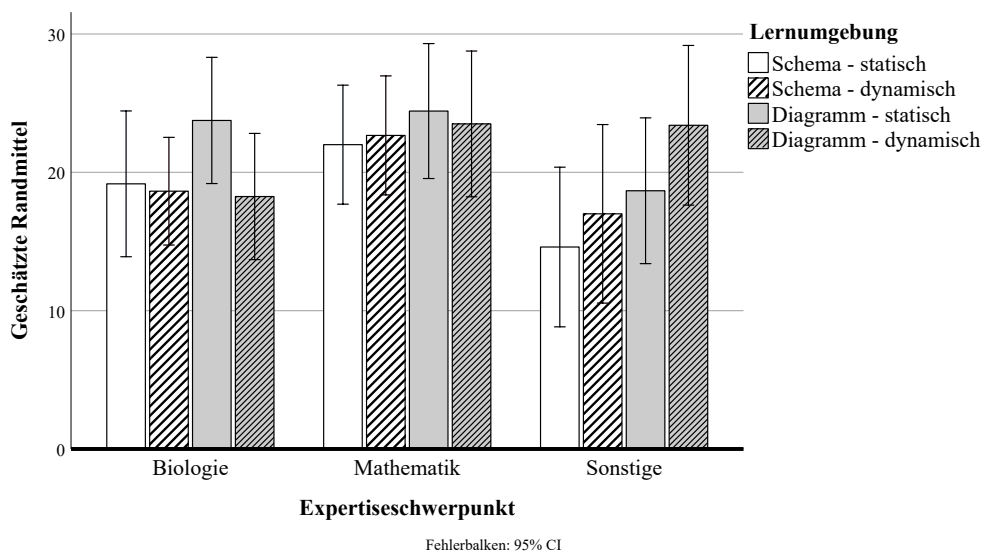


Abbildung 21: Testleistung in Problemstellung 2 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

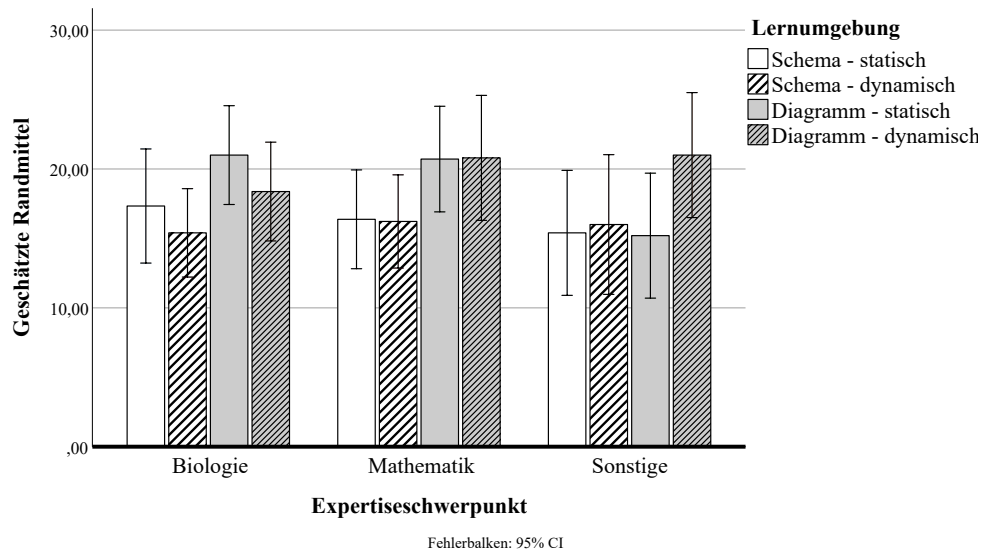


Abbildung 22: Testleistung in Problemstellung 3 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

Auch besteht zwischen den beiden Faktoren keine statistisch signifikante Interaktion ($F(6,68)=,87$, $p=,525$, partielles $\eta^2=,071$ $N=80$) (vgl. Abb. 22). Wie in den ersten beiden Problemstellungen auch, erzielten die Biologieexperten mit den statischen Diagrammen ($M=21,00$, $SD=5,73$, $N=8$) die besten Leistungen, die Gruppe der Sonstigen mit den dynamischen Diagrammen ($M=21,00$, $SD=5,61$, $N=5$). Auch die Mathematikexperten erzielten mit den dynamischen Diagrammen ($M=20,80$, $SD=6,42$, $N=5$) minimal bessere Leistungen als mit den statischen Diagrammen ($M=20,71$, $SD=5,35$, $N=7$) (vgl. Tab. B.17).

5.3.10 Deskriptive Itemanalyse

Eine Analyse der Schwierigkeitsindices der Items ergab, dass diese überwiegend im Bereich zwischen 20 und 80 % lagen und damit von der Schwierigkeit her angemessen waren (Bühl, 2019). Lediglich bei Problemstellung 1 waren die Items zur mathematischen Modellierung 5.1 (82,7 % falsch), 5.2 (82,7 % falsch) und 6 (81,7 % falsch) etwas zu schwere Items. Item 7 (Interpretation des Ergebnisses) war mit nur 16,3 % falschen Antworten dagegen etwas zu leicht. Bei Problemstellung 2 war ebenfalls Item 7 (Interpretation des Ergebnisses) mit nur 6,0 % falschen Antworten zu leicht. Item 11 (zugrundeliegendes Konzept) war mit 92,9 % falschen Antworten deutlich zu schwer. Bei Problemstellung 3 waren alle Items im vorgegebenen Schwierigkeitsbereich (vgl. Tabelle B.18).

Wird nur nach „richtigen“ und „falschen“ Antworten unterschieden und die mittleren Kategorien („Abbildung gering elaboriert/ Fehlvorstellung“ und „Abbildung elaboriert“) vernachlässigt, können zum Teil sehr unterschiedliche Beantwortungsmuster zwischen den drei Problemstellungen gefunden werden.

Die Häufigkeitsprofile für die richtigen Antworten zeigen für die drei Problemstellungen in einigen Abschnitten deutlich unterschiedliche Verläufe (vgl. Abbildung 23). Die meisten richtigen Antworten wurden in Problemstellung 2 gegeben, wobei dies vor allem im Bereich der Items zur mathematischen Modellierung (Item 4-8, vgl. 5.2.4) zu beobachten ist. Ebenfalls in diesem Bereich ist die breiteste Streuung zwischen den drei Problemstellungen zu finden. Die Items 5.1 bis 7 werden in Problemstellung 2 deutlich häufiger richtig beantwortet als in Problemstellung 3 und 1. Das Beantwortungsmuster der Items zum Transfer (Item 9-12, vgl. 5.2.4) fällt in den drei Problemstellungen sehr unterschiedlich aus. Für jedes dieser vier Items wechselt die Anordnung der Problemstellungen, wobei zum Teil deutliche Sprünge zu finden sind. So werden in Problemstellung 2 bei Item 9 und 10 die meisten richtigen Antworten gegeben, in Item 11 und 12 dagegen die wenigsten richtigen Antworten. Das Antwortverhalten bei den Items zur Reproduktion (Item 1-3, vgl. 5.2.4) ist im Vergleich dazu homogener. Lediglich zwischen Item 2 und 3 ist in Problemstellung 1 kein so deutlicher Anstieg bezüglich dem Anteil an richtigen Antworten zu finden, wie in Problemstellung 2 und 3.

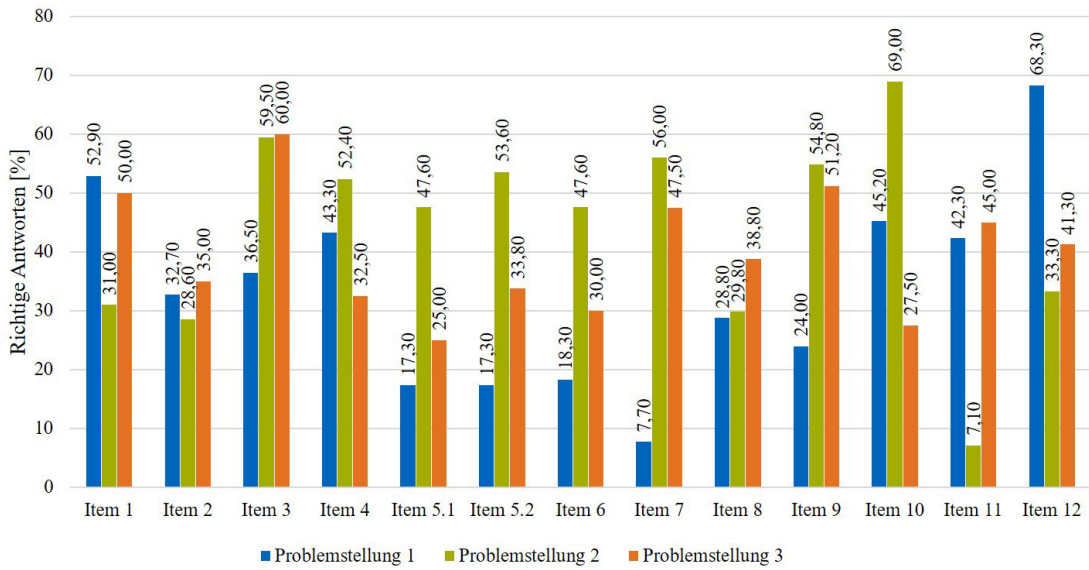


Abbildung 23: Prozentuale Werte der richtigen Antworten über die 13 Items und 3 Problemstellungen

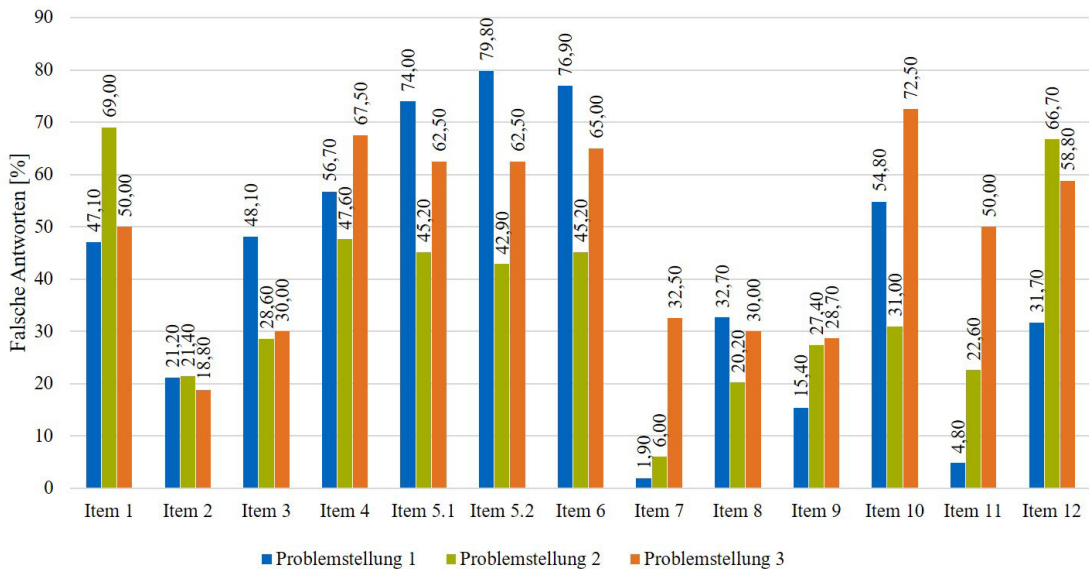


Abbildung 24: Prozentuale Werte der falschen Antworten über die 13 Items und 3 Problemstellungen

Die Häufigkeitsprofile der falschen Antworten sind im Vergleich zu den richtigen Antworten insgesamt deutlich homogener (vgl. Abbildung 24). Die Items zur Reproduktion und mathematischen Modellierung (Item 1-7, vgl. 5.2.4) folgen einem ähnlichen Trend. Die breiteste Streuung zwischen den drei Problemstellungen ist hier ebenfalls bei den Items zur Mathematisierung zu finden (Item 5.1 bis 6), wobei entsprechend der Kurvenverläufe der richtigen Antworten, die meisten falschen Antworten in Problemstellung 1 gegeben wurden, die wenigsten in Problemstellung 2. Die Beantwortung der Items zum Transfer (Item 8-12, vgl. 5.2.4) verläuft bei Problemstellung 1 und 2 nach einem ähnlichen Muster, wobei in Problemstellung 3 jedoch häufiger falsche Antworten gewählt wurden als in Problemstellung 1.

Item 1: „Informationen aus dem Text entnehmen“

Bei Item 1 werden die Teilnehmer aufgefordert die Antwort auszuwählen, die die korrekte Information aus dem zuvor gelesenen Text beinhaltet. Problemstellung 1 und 3 sind mit 47,1 % und 50 % falschen Antworten sehr ausgeglichen. Problemstellung 2 ist mit 69 % falschen Antworten im Vergleich das schwerste der drei Items.

Auffallend ist, dass bei Problemstellung 1 eine der falschen Antworten („*Methicillin resistente Staphylococcus aureus Viren vermehren sich nicht-geschlechtlich durch Teilung, das heißt aus einem Bakterium gehen zwei neue Bakterien hervor.*“) mit 43,3 % deutlich häufiger gewählt wird als die drei übrigens falschen Antworten mit insgesamt nur 3,9 %. In diesen drei anderen falschen Antworten werden sowohl biologische als auch mathematische Inhalte beschrieben. Bei Problemstellung 2 ist die Attraktivität der Distraktoren gleichmäßiger verteilt. Lediglich eine der falschen Antworten („*Der Term der Konkurrenz setzt sich zusammen aus der Differenz aus der Individuenzahl und der Kapazitätsgrenze, die insgesamt durch die Kapazitätsgrenze dividiert werden.*“) ist mit einer Häufigkeit von 8,3 % deutlich unattraktiver als die übrigen falschen Antworten. In Problemstellung 3 verteilen sich die falschen Antworten überwiegend auf zwei Antwortalternativen (13,8 % und 28,7 %). Es handelt sich hierbei sowohl um eine mit biologischen, als auch eine mit mathematischen Informationen formulierte Antwort.

Item 2: „Informationen aus der Abbildung entnehmen“

In allen drei Problemstellungen ist zu beobachten, dass die elaborierte bildbasierte Antwort fast so häufig (PS1: Abbildung elaboriert 28,8 %, richtig 32,7 %) bzw. sogar häufiger (PS2: Abbildung elaboriert 36,9 %, richtig 28,6 %; PS3: Abbildung elaboriert 40,0 %, richtig 35,0 %) als die richtige Antwort gewählt wird. Auf diese beiden Antwortmöglichkeiten verteilt sich in allen drei Problemstellungen der größte Teil der Antworten. Auf die Frage, welche Informationen die Studierenden aus der dargebotenen Abbildung entnehmen konnten, gaben in der ersten Problemstellung 17,3 % der Teilnehmer an, dass sie sich die Abbildung nicht angesehen haben. Im Verlauf der Lernumgebung sinkt dieser Wert auf 13,1 % der Teilnehmer in Problemstellung 2. Bei Problemstellung 3 gaben immer noch 6,3 % der Studierenden an, sich die Abbildung nicht angesehen zu haben.

Item 3 „Schätzen“

Das Schätzen des richtigen Ergebnisses wurde am schlechtesten in Problemstellung 1 gelöst. Hier konnten nur 36,5 % der Studienteilnehmer das richtige Ergebnis nennen. Bei Problemstellung 2 und 3 lag der Anteil der richtigen Antworten bei 59,5 % und 60,0 %. Die Anzahl der Studierenden, die angaben den Wert nicht schätzen zu können, sondern sich auf die Abbildung bezogen („*Ich kann keinen genauen Wert schätzen, jedoch ist in der Abbildung eine große Anzahl an [...] zu sehen.*“), nimmt von Problemstellung 1 (15,4 %) über Problemstellung 2 (11,9 %) bis zu Problemstellung 3 (10,0 %) ab.

Unter den falschen Antworten erhielt in Problemstellung 1 die Antwort mit dem höchsten Schätzwert („*Etwa 12000 Bakterien.*“) die meisten Nennungen (22,1 %). Allerdings erhielt auch die Antwortmöglichkeit „*Etwa 10 Bakterien.*“ 11,5 % der Antworten. In Problemstellungen 2 wurde unter den falschen Antworten am häufigsten der Wert von „*Etwa 200 Goldlaufkäfer*“ gewählt (13,1 %). Dass sich 500 Goldlaufkäfer ansiedeln, sagten 10,7 % der Studierenden. In Problemstellung 3 wurde unter den falschen Antworten am häufigsten (13,8 %) gewählt, dass die Anzahl der Eichhörnchen nur leicht sinkt, die Anzahl der Grauhörnchen jedoch deutlich steigt („*Etwa 430 Eichhörnchen und 250 Grauhörnchen.*“).

Item 4: „Strukturieren“

Bei Item 4 sollen die Studierenden Faktoren auswählen, die für die Lösung der Fragestellung berücksichtigt werden müssen. Mit 56,7 %, 47,6 % und 67,5 % falschen Antworten sind die drei Items auf einem vergleichbaren Schwierigkeitsniveau.

Item 5.1, 5.2, 6: „Mathematisieren“

Bei Item 5.1 erhielten in allen drei Problemstellungen jeweils zwei Antwortalternativen die meisten Nennungen (vgl. Tabelle 8). Hierbei handelt es sich zum einen um die Antwortalternative der Äquivalenzumformung (*„Da es sich beim Wachstum der [...] um einen stetigen Prozess handelt, muss die Differentialgleichung mit Hilfe von Äquivalenzumformungen nach dN aufgelöst werden, um die Anzahl der [...] berechnen zu können.“*). Zum anderen um die Antwortalternative der Beschreibung als differenzierbare Funktion (*„Da die Populationsgröße als differenzierbare Funktion $N(t), t \geq 0$ der stetig sich ändernden Variablen „Zeit“ aufgefasst werden kann, muss die Differentialgleichung [...] werden, um die Anzahl der [...] berechnen zu können.“*).

Die gleiche Beobachtung kann auch bei Item 5.2 gemacht werden. Auch hier erhalten jeweils die Antwortalternative der Äquivalenzumformung bzw. der Beschreibung als differenzierbare Funktion, die meisten Nennungen (vgl. Tabelle 8).

Obwohl die Items 5.1, 5.2 und 6 aufeinander aufbauend konzipiert sind und dementsprechend in ihrer Bearbeitung stringent beantwortet werden sollten, findet man in Problemstellung 1 eine deutliche Veränderungen in den Antworthäufigkeiten hin zu Item 6 (vgl. Tabelle 8). Die in Item 5.1 und 5.2 jeweils am häufigsten gewählten Antwortalternativen der Äquivalenzumformung erhält in Item 6 nur noch 12,5 % der Antworten. Das für diese Gleichung richtige Ergebnis von 6,2 Bakterien scheint den Studierenden offenbar unrealistisch, weshalb sie auf die Antwortalternative von 512,85 Bakterien wechseln (51,9 %). In allen drei Problemstellungen wählen jeweils die meisten Studierenden das richtige Ergebnis. Interessant ist die Beobachtung, dass, obwohl grundsätzlich zweimal das richtige Ergebnis unter den Antwortalternativen gegeben war, die Studierenden immer das richtige Ergebnis verknüpft mit der Gleichung, die eine e -Funktion enthielten, auswählten.

Die gering elaborierte bildbasierte Antwort bei Item 5.1 („Die Anwendung von mathematischen Rechenoperationen ist nicht notwendig, da der korrekte Wert für die Anzahl der [...] aus der Abbildung entnommen werden kann.“) wird in allen drei Problemstellungen etwa gleich häufig gewählt (PS1: 8,7 %, PS2: 7,1 %, PS3: 12,5 %). Bei Item 5.2 sinkt der Wert in allen drei Problemstellungen auf 2,9 %, 3,6% und 3,8 %. In Item 6 nimmt die Anzahl der für die gering elaborierte bildbasierte Antwort wiederum zu (PS1: 4,8 %, PS2: 7,1 %, PS3: 5,0 %).

Item 7: „Interpretation der Entwicklung“

In allen drei Problemstellungen erhielten die elaborierte bildbasierte Antwort und die richtige Antwort jeweils zusammen die meisten Nennungen durch die Studierenden (PS1: 83,7 %, PS2: 94,1 %, PS3: 67,5 %).

Auffallend ist bei Problemstellung 1 der sehr hohe Anteil der elaborierten bildbasierten Antwortmöglichkeit mit 76,0 %. Die richtige Antwort wählten dagegen nur 7,7 %. Die Antwortalternative der „Fehlvorstellung“ erhielt die zweit meisten Nennungen mit 14,4 %. In Problemstellung 2 verteilen sich die Antworten überwiegend auf die elaborierte bildbasierte Antwortmöglichkeit (38,1 %) und die richtige Antwort (56,0 %). Die übrigen falschen Antworten werden dagegen mit insgesamt nur 6,0 % deutlich seltener gewählt.

Einschränkend muss gesagt werden, dass Item 7, vor allem in Problemstellung 1 und 2, insgesamt ein zu leichtes Item war.

Item 8: „Validieren des Ergebnisses“

Auf die Frage, ob den Studienteilnehmern ihr zuvor ausgewähltes Ergebnis realistisch erscheint, geben in der ersten Problemstellung 28,8 % der Studierenden an, dass sie denken ihr Ergebnis sei richtig, obwohl es nicht mit der Anzahl in der Abbildung übereinstimmt, sie denken jedoch, dass die Abbildung nicht das korrekte Ergebnis der Berechnung widerspiegelt, sondern lediglich illustrativen Zwecken dient. Bei Problemstellung 2 steigt dieser Wert auf 38,1 % und ist hierbei die am häufigsten gewählte Antwortalternative. Bei Problemstellung 3 wählen wiederum 21,3 % der Studienteilnehmer diese Antwort.

Die Antwortmöglichkeit der Verwunderung über die starke Vermehrung („Mein Ergebnis verwundert mich. Ich hätte nicht erwartet, dass sich die [...] innerhalb von [...] so stark

Tabelle 8: Antworthäufigkeiten der Item 5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 1 $N=104$, Problemstellung 2 $N=84$, Problemstellung 3 $N=80$)

Item	Gleichung Ergebnis	Gleichung wörtlich (5.1)	Gleichung mathematisch (5.2)	Gleichung mit Ergebnis (6)
PS 1				
nicht rechnen	Abbildung	8,7 %	2,9 %	4,8 %
$dN = \dots$	falsch falsch	49,0 %	43,3 %	12,5 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	25,0 %	36,5 %	51,9 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	8,7 %	7,7 %	12,5 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	8,7 %	9,6 %	18,3 %
PS 2				
nicht rechnen	Abbildung	7,1 %	3,6 %	7,1 %
$dN = \dots$	falsch falsch	29,8 %	33,3 %	19,0 %
$N(t) = e\dots$	richtig richtig	40,5 %	36,9 %	47,6 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	7,1 %	16,7 %	14,3 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	falsch richtig	15,5 %	9,5 %	11,9 %
PS 3				
nicht rechnen	Abbildung	12,5 %	3,8 %	5,0 %
$dN = \dots$	falsch falsch	27,5 %	22,5 %	7,5 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	35,0 %	40,0 %	42,5 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	11,3 %	13,8 %	15,0 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	13,8 %	20,0 %	30,0 %

vermehrten.“) wird in Problemstellung 1 (4,8 %) und 2 (6,0 %) jeweils am seltensten gewählt. In Problemstellung 3 erhält diese Antwortmöglichkeit jedoch die zweitmeisten Nennungen (23,8 %). Umgekehrt verhält es sich mit der Verwunderung darüber, dass sich die Populationen nicht so stark vermehren wie erwartet (*„Mein Ergebnis verwundert mich. Ich hätte vermutet, dass sich die [...] innerhalb von [...] stärker vermehren.“*). Diese Antwortmöglichkeit wird in Problemstellung 1 (27,9 %) und 2 (14,3 %) deutlich häufiger gewählt als in Problemstellung 3 (6,3 %).

Item 9: „Vorhersage“

Bei der Beantwortung von Item 9 zeigt sich vor allem bei Problemstellung 1 der deutliche Einfluss des Vorwissens der Studierenden. 49,0 % gaben an, dass trotz Idealbedingungen das Wachstum der Bakterienpopulation innerhalb von 48 Stunden langsamer wird, bis eine stagnierende Phase erreicht wird, in der das Wachstum komplett stoppt und die Individuenzahl auf einem konstanten Wert bleibt.

Bei Problemstellung 3 wird die mögliche Fehlvorstellung, dass zwischen den Eichhörnchen und Grauhörnchen ein oszillierender Zyklus herrscht von 20,0 % der Studierenden gewählt.

Item 10: „Umgestaltung“

Bei den drei Items zur „Umgestaltung“ werden die Studierenden aufgefordert zu beurteilen, welche Auswirkung die Veränderung eines Faktors in der Gleichung hat. Am besten wird dieses Item in Problemstellung 2 bearbeitet mit nur 31 % falschen Antworten, gefolgt von Problemstellung 1 mit 54,8 %. Am schwierigsten fiel den Teilnehmer die Beantwortung in Problemstellung 3 mit 72,5 % falschen Antworten.

Item 11: „Konzept“

Die Beantwortung dieses Items ist stark vorwissensabhängig. Die Teilnehmer müssen den richtigen Fachbegriff für das jeweils behandelte Wachstumsmodell wählen. Dieser starke Bezug zum Vorwissen zeigt sich bei Problemstellung 1 darin, dass 52,9 % der Teilnehmer als Antwortmöglichkeit auswählten, in der das Wachstum der Bakterien einem *„exponentiellen Wachstum mit limitierenden Faktoren“* entspricht. Aus biologischer

Sicht ist diese Antwort nicht falsch, da Populationen in der Natur nicht unbegrenzt exponentiell wachsen können, jedoch wurde in der Aufgabenstellung explizit betont, dass es sich um ein ideales Wachstum handelt, weshalb die korrekte Antwort lediglich das „*exponentielle Wachstum*“ lauten muss. Diese korrekte Antwort wählten 42,4 % der Studierenden.

Bei Problemstellung 2 ist der Einfluss des Vorwissens noch stärker zu erkennen. Es entschieden sich 70,2 % der Teilnehmer als Wachstumsmodell der Goldlaufkäfer für das „*exponentielle Wachstum mit Sättigungsverlauf*“. Wird die Entwicklung der Goldlaufkäferpopulation qualitativ betrachtet entspricht diese Beschreibung auch dem tatsächlichen Verlauf. Der korrekte Fachbegriff dafür lautet jedoch „*logistisches Wachstum*“. Diese Antwort wurde nur von 7,1 % der Teilnehmer gewählt.

Item 12: „Fehlerbehebung“

Auf die Frage, ob die theoretisch abgeleitete Entwicklung auch auf die reale Problemstellung in der Natur übertragen werden kann, geben innerhalb der ersten Problemstellung 68,3 % der Studierenden korrekt an, dass es sich lediglich um ein allgemeines Modell handelt, das nicht direkt übertragen werden kann. In Problemstellung 2 geben nur noch 33,3 % diese Aussage und in Problemstellung 3 wählen 41,3 % diese Antwortmöglichkeit.

5.3.11 Kriteriengeleitete Bildung von Item-Kategorien

Unter den nachfolgenden Punkten 5.3.12, 5.3.13 und 5.3.14 wird die Bearbeitung ausgewählter Items mit der Expertise und der Gestaltung der Abbildungen in den Lernumgebungen in Beziehung gesetzt. Es wird analysiert, inwiefern diese Faktoren Einfluss auf die Beantwortung der einzelnen Items haben.

Zur Beantwortung der Fragestellung werden die Items kriteriengeleitet zusammengefasst. Item 1 („Informationstext wiedergeben“) wird aus der weiteren Analyse ausgeschlossen, da dieses Items hauptsächlich der Erfassung des Textverständnisses dient und daher keinen Schluss auf die Modellierungsfähigkeit der Teilnehmer und ihrem Umgang mit Repräsentationen schließen lässt. Aus dem selben Grund wird Item 4 („Strukturieren“) ausgeschlossen. Item 7 („Interpretieren“) wird in die weiteren Analysen nicht weiter aufgenommen, da es sowohl in Problemstellung 1 als auch in Problemstellung 2 ein zu leichtes Item war.

Es können insgesamt vier Kategorien ermittelt werden, unter denen die verbliebenen 10 Items eingruppiert werden können:

Bildliche Informationen nutzen: Die erste Kategorie umfasst alle Items zum „Nutzen von bildlichen Informationen“. Es handelt sich hierbei um Item 2 („Abbildung wiedergeben“), Item 3 („Schätzen“) sowie Item 8 („Validieren“) und Item 9 („Vorhersage“). Bei allen vier Items ist es möglich aufgrund von Informationen, die aus der Abbildung entnommen wurden, bezüglich der Fragestellung zu argumentieren.

Mathematisches Verständnis: Die zweite Kategorie kann mit dem Überbegriff „Mathematisches Verständnis“ zusammengefasst werden. Sie enthält die beiden Items der Mathematisierung und der Anwendung von mathematischen Werkzeugen (Item 5.1, 5.2 und 6). Da diese drei Items aufeinander aufbauen konstruiert sind, sollen sie auch im Gesamten miteinander betrachtet werden.

Mathematische Modellprüfung: Unter die Kategorie „Mathematische Modellprüfung“ fallen alle Items, die Schlüsse bezüglich des allgemeinen mathematischen Modellverständnisses zulassen. Hierbei handelt es sich um die Items 10 („Umgestaltung“) und Item 11 („Konzept“).

Biologische Modellprüfung: Die letzte Kategorie umfasst das Verständnis des biologischen Modells, welches mit Item 12 („Fehlerbehebung“) erfasst wurde.

5.3.12 Wirkung der Expertise auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Bildliche Informationen nutzen

Es zeigt sich, dass in keiner der drei Problemstellungen ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den Expertisegruppen besteht. Alle drei Gruppen erreichen ähnliche Leistungen bezüglich dieser Kategorie bei der Bearbeitung der Lernumgebungen (vgl. Tabelle B.22)

Mathematisches Verständnis

Bezogen auf die Kategorie des mathematischen Verständnisses zeigt sich nur für Problemstellung 2 ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den Expertisegruppen ($F(2,81)=3,41$, $p=,038$, partielles $\eta^2=,078$, $N=84$). Der Bonferroni korrigierte Post-Hoc-Test zeigt, dass die Mathematikexperten signifikant höhere Leistungen erzielten als die Kontrollgruppe der Sonstigen (vgl. Tabelle B.23). Die Biologieexperten unterscheiden sich nicht signifikant von den beiden anderen Gruppen.

Unter Punkt 5.3.10 wurde bereits qualitativ beschrieben, dass es zwischen den drei Items zu Veränderungen in den Beantwortungsstrategien der Teilnehmer kam. Mit Hilfe einer univariaten Varianzanalyse mit Messwiederholung wurde festgestellt, dass diese beobachteten Veränderungen in der Beantwortungsstrategie in allen drei Problemstellungen zu signifikanten Unterschieden zwischen der Bearbeitung von Item 5.1 über Item 5.2 bis Item 6 führte. Basierend auf dieser Beobachtung soll nun analysiert werden, ob dieses veränderte Antwortverhalten abhängig von der Expertise der Studienteilnehmer ist.

Bei Problemstellung 1 (Sphärizität angenommen: $\text{Mauchly-W}(2)=,983$, $p=,431$) gibt es zwar zwischen den drei Items keine signifikanten Unterschiede in der Beantwortung ($F(2, 202)=,230$, $p=,795$, partielles $\eta^2=,002$, $N=104$), jedoch besteht ein statistisch signifikanter Wechselwirkungseffekt zwischen der Beantwortung der Items und der Expertise ($F(4, 202)=3,96$, $p=,004$, partielles $\eta^2=,073$, $N=104$). Bonferroni-korrigierte paarweise Vergleiche zeigen jedoch, dass zwischen den Mathematikexperten, den Biologieexperten sowie den sonstigen Teilnehmern keine signifikanten Unterschiede bestehen (vgl. Abbildung 25 und Tabelle B.19).

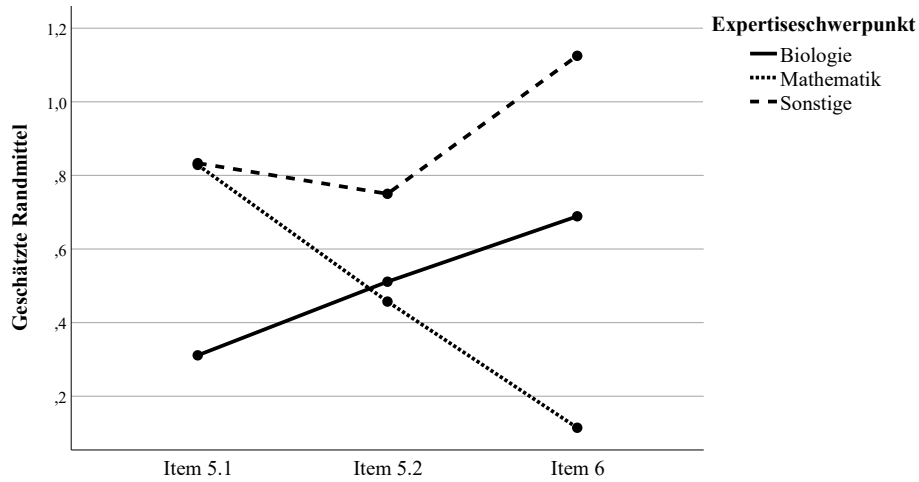


Abbildung 25: Testleistung in Problemstellung 1 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

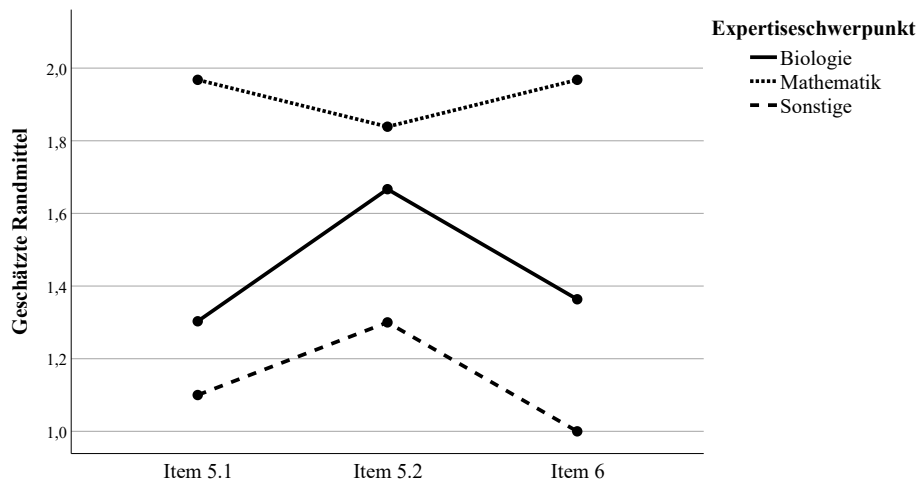


Abbildung 26: Testleistung in Problemstellung 2 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

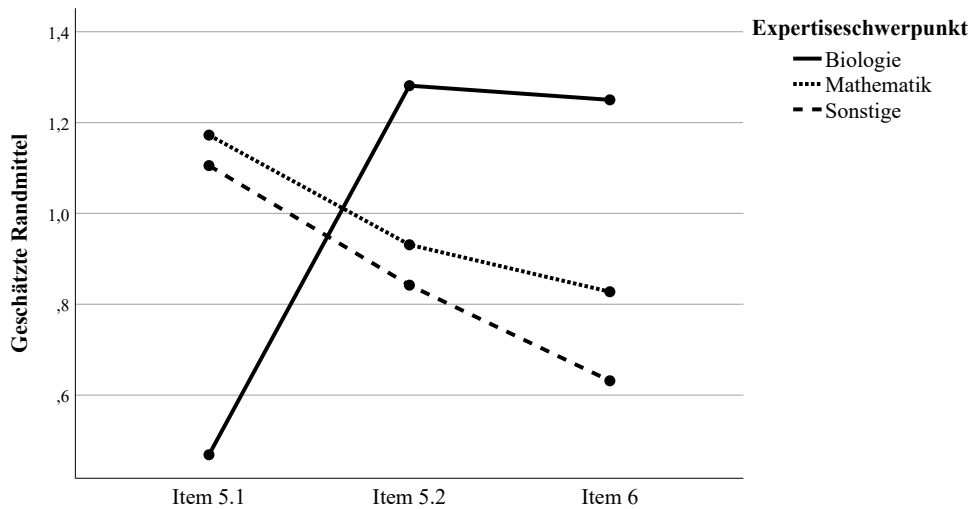


Abbildung 27: Testleistung in Problemstellung 3 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

Für Problemstellung 2 (Sphärizität angenommen: Mauchly-W(2)=,988, $p=,620$) findet man weder für die Bearbeitung der Items ($F(2, 162)=,422$, $p=,657$, partielles $\eta^2=,005$, $N=84$) einen signifikanten Unterschied, noch besteht ein Wechselwirkungseffekt mit der Expertise ($F(4, 162)=,453$, $p=,770$, partielles $\eta^2=,011$, $N=84$). Wie bereits erwähnt zeigen Bonferroni-korrigierte paarweise Vergleiche jedoch, dass die Mathematikexperten signifikant besser abschneiden, als die Gruppe der Sonstigen (vgl. Abbildung 26 und Tabelle B.20).

In Problemstellung 3 (wegen Verletzung der Voraussetzung der Sphärizität wurde eine Huynh-Feldt-Korrektur vorgenommen) gibt es bezüglich der Bearbeitung der Items ($F(1,67, 128,73)=,247$, $p=,741$, partielles $\eta^2=,003$, $N=80$) keine statistisch signifikanten Unterschiede. Allerdings besteht ein signifikanter Wechselwirkungseffekt zwischen der Bearbeitung der Items und der Expertise ($F(3,34, 128,73)=3,32$, $p=,018$, partielles $\eta^2=,079$, $N=80$) (vgl. Abbildung 27 und Tabelle B.21).

Mathematische Modellprüfung

Auch für die Kategorie der mathematischen Modellprüfung kann in keiner der drei Problemstellungen ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den Expertisegruppen gefunden werden (vgl. Tabelle B.24).

Biologische Modellprüfung

Bezüglich der Kategorie der biologischen Modellprüfung zeigt eine einfaktorielle Varianzanalyse nur für Problemstellung 1 einen signifikanten Unterschied zwischen den drei Expertisegruppen (Welch-Test: $F(2, 51,21)=7,58, p= ,001, N=104$). Die Biologieexperten ($M=2,60, SD=1,03, N=45$) unterscheiden sich statistisch signifikant von den Mathematikexperten ($M=1,54, SD=1,52, N=35$) und der Gruppe der Sonstigen ($M=1,75, SD=1,51, N=24$) (vgl. Tabelle B.25).

5.3.13 Wirkung der Abstraktion auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Wird die Wirkung der Abstraktion auf die Bearbeitung der Item-Kategorien betrachtet, zeigt sich lediglich für die Kategorie des „Nutzen bildlicher Informationen“ ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen der Bearbeitung dieser Kategorie und dem Abstraktionsgrad der Repräsentation. Eine einfaktorielle Varianzanalyse zeigt, dass sowohl in Problemstellung 1 (Welch-Test: $F(1,92,70)=18,64, p= <,000, N=104$), als auch in Problemstellung 2 ($F(1,82)=9,25, p= ,003$, partielles $\eta^2=,101, N=84$) und Problemstellung 3 (Welch-Test: $F(1,68,52)=8,437, p= ,005, N=80$) mit Hilfe der abstrakten Liniendiagramme höhere Leistung in den Lernumgebungen bezüglich dieser Kategorie erzielt wurden, als mit den realistischen Schemazeichnungen (vgl. Tabelle B.22).

Für die drei übrigen Item-Kategorien kann kein statistisch signifikanter Einfluss der Abstraktion der Repräsentation auf die Bearbeitung der Items gefunden werden. Die Auswertung der deskriptiven Statistik bezüglich aller Item-Kategorien sind in den Tabellen B.22, B.23, B.24 und B.25 zu finden.

5.3.14 Wirkung der Dynamik auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Wird die Wirkung der Dynamik auf die Bearbeitung der Item-Kategorien betrachtet, findet sich nur bezüglich der Kategorie des „Nutzen bildlicher Informationen“ und der

„Mathematischen Modellprüfung“ statistisch signifikante Unterschiede zwischen den statischen und dynamischen Visualisierungen.

Für die Item-Kategorie des „Nutzen bildlicher Informationen“ kann nur in Problemstellung 1 ein signifikanter Unterschied zwischen der Bearbeitung von statischen und dynamischen Visualisierungen gefunden werden ($F(1,103)=5,97$, $p=,016$, partielles $\eta^2=,055$, $N=104$). Bei Verwendung von statischen Repräsentationen werden bessere Leistungen bezüglich des Nutzen von bildlichen Informationen erzielt als bei Verwendung dynamischer Visualisierungen (vgl. Tabelle B.22).

Ebenfalls in Problemstellung 1 kann für die Kategorie der „mathematischen Modellprüfung“ ($F(1,103)=7,86$, $p=,030$, partielles $\eta^2=,045$, $N=104$) ein signifikanter Unterschied bei der Bearbeitung gefunden werden. Bei Verwendung der statischen Abbildungen werden signifikant bessere Leistungen erzielt als bei Verwendung der dynamischen Visualisierungen (vgl. Tabelle B.24).

Für die Item-Kategorien des „Mathematischen Verständnis“ und der „Biologischen Modellprüfung“ werden keine statistisch signifikanten Unterschiede zwischen den statischen und dynamischen Visualisierungen gefunden. Die deskriptive Statistik aller Item-Kategorien sind in den Tabellen B.22, B.23, B.24 und B.25 zusammengefasst.

5.3.15 Wechselwirkung von Abstraktion und Dynamik auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Werden die Abstraktion und die Dynamik der Repräsentationen in Kombination betrachtet, werden nur bezüglich der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ statistisch signifikante Unterschiede gefunden.

In Problemstellung 1 (Welch-Test: $F(3,53,73)=18,64$, $p= <,000$, $N=104$) zeigt der Bonferroni-korrigierte Post-Hoc Test, dass in der Lernumgebung Diagramm-statisch ($M=1,85$, $SD=,66$, $N=30$) signifikant bessere Leistungen erzielt wurden als in den Lernumgebungen Schema-statisch ($M=1,27$, $SD=,46$, $N=23$) und Schema-dynamisch ($M=1,09$, $SD=,54$, $N=28$). Die Lernumgebung Diagramm-dynamisch ($M=1,51$, $SD=,79$, $N=23$) unterscheidet sich nicht signifikant von den übrigen Lernumgebungen.

In Problemstellung 2 ($F(3,80)=3,56$, $p=,018$, partielles $\eta^2=,118$) unterscheiden sich ebenfalls die Lernumgebungen Diagramm-statisch ($M=2,15$, $SD=,74$, $N=21$) und Schema-dynamisch ($M=1,48$, $SD=,70$, $N=24$) statistisch signifikant. Die Lernumgebungen Diagramm-

dynamisch ($M=1,92$, $SD=,68$, $N=19$) und Schema-statisch ($M=1,64$, $SD=,85$, $N=20$) unterscheiden sich nicht signifikant.

Die einfaktorielle Varianzanalyse für Problemstellung 3 zeigt zwar insgesamt einen statistisch signifikanten Unterschied ($F(3,76)=3,00$, $p=,036$, partielles $\eta^2=,106$), jedoch unterscheiden sich die einzelnen Lernumgebungen nicht signifikant untereinander.

5.3.16 Wechselwirkung von Expertise, Abstraktion und Dynamik auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Bildliche Informationen nutzen

Eine zweifaktorielle Varianzanalyse zeigt, dass das Gesamtmodell in Problemstellung 1 insgesamt statistisch signifikant ist ($F(11,92)=4,54$, $p=<,000$, partielles $\eta^2=,352$, $N=104$). Die Expertise hat keinen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Leistung innerhalb dieser Kategorie. Jedoch besitzt die Lernumgebung einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Bearbeitung ($F(3,92)=3,12$, $p=<,000$, partielles $\eta^2=,231$, $N=104$). Auch besteht zwischen der Expertise und der Lernumgebung eine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(6,92)=3,47$, $p=,004$, partielles $\eta^2=,184$, $N=104$) (vgl. Abb. 28).

In Problemstellung 2 ist das Gesamtmodell statistisch nicht signifikant ($F(11,72)=1,67$, $p=,098$, partielles $\eta^2=,203$, $N=84$). Zwar besitzt die Lernumgebung wieder einen signifikanten Haupteffekt ($F(3,72)=3,81$, $p=,014$, partielles $\eta^2=,137$, $N=84$) auf die Bearbeitung der Kategorie, jedoch nicht die Expertise. Auch besteht zwischen der Expertise und der Lernumgebung kein statistisch signifikanter Wechselwirkungseffekt ($F(6,72)=,91$, $p=,496$, partielles $\eta^2=,070$, $N=84$).

In Problemstellung 3 ist weder das Gesamtmodell statistisch signifikant ($F(11,68)=1,42$, $p=,183$, partielles $\eta^2=,187$, $N=80$), noch wird ein signifikanter Haupteffekt der Expertise bzw. Lernumgebung auf die Bearbeitung dieser Kategorie gefunden. Auch besteht zwischen den Faktoren der Expertise und der Lernumgebung keine statistisch signifikante Interaktion ($F(6,68)=,91$, $p=,494$, partielles $\eta^2=,074$, $N=80$).

Die Ergebnisse der deskriptiven Statistik aller drei Problemstellungen sind in Tabelle B.26 zusammengefasst.

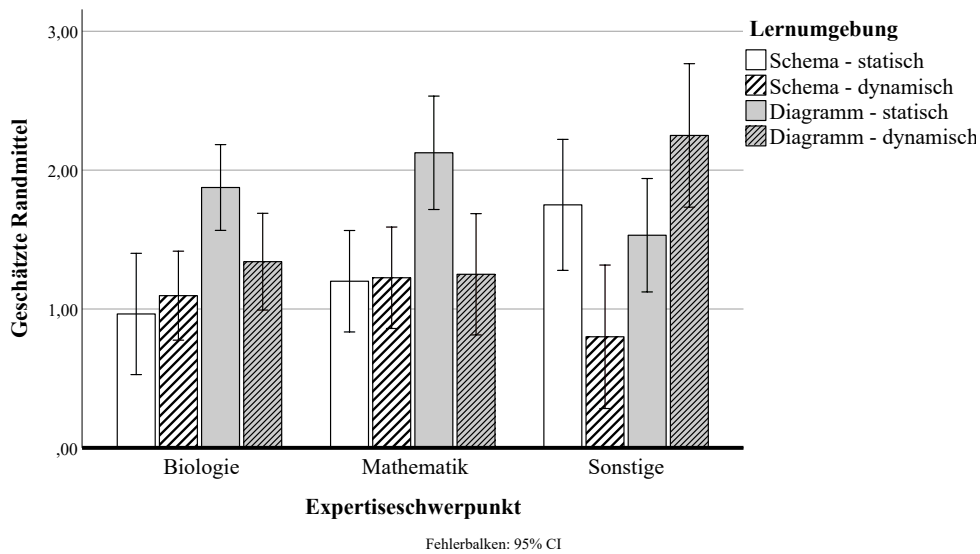


Abbildung 28: Bearbeitung der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ in Problemstellung 1, in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

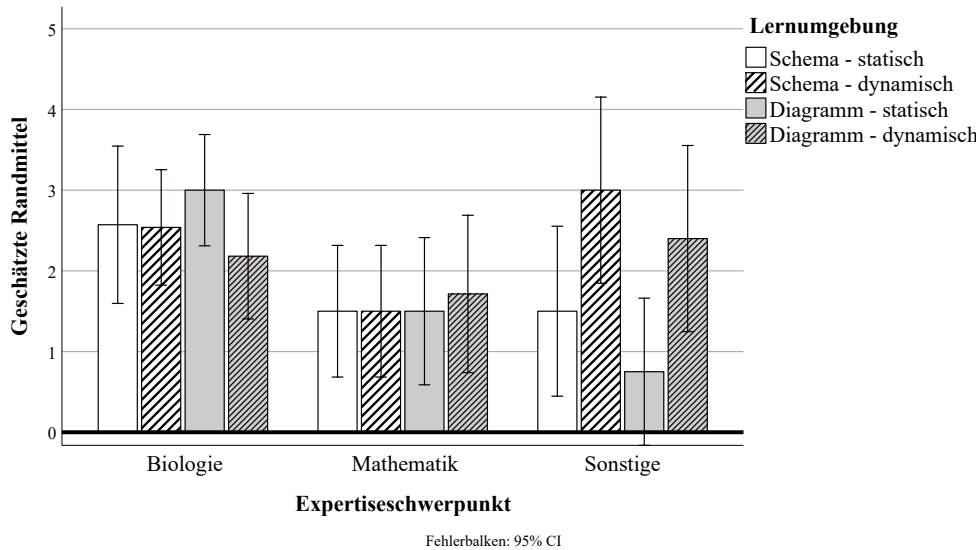


Abbildung 29: Bearbeitung der Kategorie „Biologische Modellprüfung“ in Problemstellung 1, in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

Mathematisches Verständnis

Für die Kategorie des „Mathematischen Verständnisses“ wird in keiner der drei Problemstellungen ein statistisch signifikantes Gesamtmodell gefunden. Auch besteht in keiner der drei Problemstellungen eine statistisch signifikante Wechselwirkung zwischen der Expertise und der bearbeiteten Lernumgebung. Die Ergebnisse der deskriptiven Statistik aller drei Problemstellungen sind in Tabelle B.27 zusammengefasst.

Mathematische Modellprüfung

Auch für die Kategorie der „Mathematischen Modellprüfung“ wird in keiner der drei Problemstellungen ein statistisch signifikantes Gesamtmodell gefunden. Zwischen den Faktoren der Expertise und der bearbeiteten Lernumgebung bestehen wiederum keine statistisch signifikanten Wechselwirkungen. Die Ergebnisse der deskriptiven Statistik aller drei Problemstellungen sind in Tabelle B.28 zusammengefasst.

Biologische Modellprüfung

Das Gesamtmodell ist in Problemstellung 1 statistisch signifikant ($F(11,92)=2,56$, $p=,007$, partielles $\eta^2=,235$, $N=104$). Die Expertise hat einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Bearbeitung ($F(2,92)=6,01$, $p=,004$, partielles $\eta^2=,116$, $N=104$), jedoch nicht die Lernumgebung. Zwischen der Expertise und der Lernumgebung besteht knapp keine statistisch signifikante Wechselwirkung ($F(6,92)=2,11$, $p=,059$, partielles $\eta^2=,121$, $N=104$) (vgl. Abb. 29).

Bei Problemstellung 2 und 3 werden keine statistisch signifikanten Gesamtmodelle gefunden. Weder die Expertise, noch die bearbeitete Lernumgebung haben einen statistisch signifikanten Haupteffekt auf die Bearbeitung dieser Kategorie. Auch besteht zwischen der Expertise und der Lernumgebung keine statistisch signifikante Wechselwirkung.

Die Ergebnisse der deskriptiven Statistik aller drei Problemstellungen sind in Tabelle B.29 zusammengefasst.

5.3.17 Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Zusammenhang zwischen dem akademischen Fähigkeitsselbstkonzept und der Expertise

Die vier Subskalen des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts (je $n=7$, vierstufige Likert-Skala 1: „trifft gar nicht zu“ bis 4: „trifft voll zu“) besitzen alle eine sehr hohe Reliabilität (alle Cronbach's $\alpha >,92$). Analog zu den Ergebnissen aus Studie I kann man feststellen, dass sich die Studierenden in ihren eigenen Fähigkeiten im Bereich Biologie ($Mdn_{prä}=2,70$, $Mdn_{post}=2,58$) besser einschätzen als in Mathematik ($Mdn_{prä}=2,51$, $Mdn_{post}=2,35$), wobei dies unabhängig vom Erhebungszeitpunkt ist. Auch schätzen sich die Teilnehmer nach der Bearbeitung der Lernumgebung in ihren beiden Fähigkeitsselbstkonzepten schlechter ein als zu Beginn der Erhebung. Die Skalenstatistik ist in Tabelle B.30 zusammengefasst.

Untergliedert in die drei Expertisegruppen besitzen die vier Subskalen weiterhin sehr hohe Reliabilitäten (alle Cronbach's $\alpha >,833$) (vgl. Tab. 9).

Es zeigt sich, dass die unterschiedliche Einschätzung der Biologieexperten bezüglich ihres mathematischen und biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts sowohl im Prä-Test ($t=-7,57$, $p= <,000$, $N=32$), als auch im Post-Test ($t=-6,63$, $p= <,000$, $N=32$) statistisch signifikant ist. Zu beiden Zeitpunkten schätzen sie sich in ihrem biologischen Fähigkeitsselbstkonzept signifikant höher ein als in ihrem mathematischen Selbstkonzept (vgl. Tab. 9). Die Mathematikexperten schätzen sich wiederum sowohl im Prä-Test ($t=4,32$, $p= <,000$, $N=29$), als auch im Post-Test ($t=3,70$, $p= ,001$, $N=29$) statistisch signifikant höher in ihrem mathematischen Selbstkonzept als in ihrem biologischen Selbstkonzept ein. Die Einschätzung der Gruppe der Sonstigen zeigt weder im Prä-Test ($t=-,84$, $p= ,415$, $N=19$), noch im Post-Test ($t=-1,49$, $p= ,154$, $N=19$) signifikante Unterschiede bezüglich der Einschätzung des mathematischen und biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts (vgl. Tab. 9).

Tabelle 9: Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Studie II, aufgeteilt nach Expertiseschwerpunkten (Biologie $N=34$, Mathematik $N=29$, Sonstige $N=19$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)

Expertise- schwerpunkt	Skala	α	M	Mdn	SD
Biologie ($N=32$)	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,923	2,20	2,14	,56
	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,935	2,00	1,93	,61
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,833	3,06	3,00	,40
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,915	2,82	3,00	,55
Mathematik ($N=29$)	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,866	2,92	3,00	,53
	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,871	2,76	3,00	,52
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,934	2,37	2,57	,71
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,954	2,31	2,43	,75
Sonstige ($N=19$)	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,925	2,41	2,57	,64
	mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,956	2,31	2,29	,71
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,945	2,59	2,71	,71
	biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,939	2,57	2,71	,69

Wirkung der Expertise und der Lernumgebung auf das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept

Expertise: Es zeigt sich, dass sich die Biologieexperten sowohl bezüglich ihres mathematischen Selbstkonzepts ($t=2,88$, $p=,007$, $N=32$), als auch bezüglich ihres biologischen Selbstkonzepts ($t=3,10$, $p=,004$, $N=32$) signifikant schlechter im Post-Test einschätzen. Die Mathematikexperten schätzen sich dagegen nur bezüglich ihres mathematischen Selbstkonzepts signifikant schlechter ein ($t=3,16$, $p=,004$, $N=29$), nicht jedoch bezüglich ihres biologischen Selbstkonzept ($t=1,20$, $p=,240$, $N=29$). Für die Gruppe der Sonstigen kann zwischen dem Prä- und Post-Test weder für das mathematisch ($t=1,46$, $p=,163$, $N=19$), noch für das biologische Fähigkeitsselbstkonzept ($t=,248$, $p=,807$, $N=19$) eine signifikante Änderung festgestellt werden (vgl. Tab. 9).

Für den Faktor der Expertise zeigt eine einfaktorielle Varianzanalyse, dass sich zwar alle Expertiseschwerpunkte nach Bearbeitung der Lernumgebung in ihrem mathematischen Selbstkonzept schlechter einschätzen (Biologie: $M=-,196$, $SD=,385$, $N=32$; Mathematik: $M=-,163$, $SD=,277$, $N=29$; Sonstige: $M=-,105$, $SD=,315$, $N=19$), es jedoch keinen signifikanten Unterschied zwischen den drei Gruppen bei der Veränderung des Selbstkonzepts gibt ($F(2,77)=,446$, $p=,642$, partielles $\eta^2=,011$ $N=80$). Auch das biologische Selbstkonzept sinkt für alle drei Gruppen nach Bearbeitung der Lernumgebung (Biologie: $M=-,241$, $SD=,440$, $N=32$; Mathematik: $M=-,064$, $SD=,287$, $N=29$; Sonstige: $M=-,015$, $SD=,265$, $N=19$). Hierbei wird nur ein tendenzieller Unterschied zwischen den Gruppen gefunden ($F(2,77)=3,085$, $p=,051$, partielles $\eta^2=,074$ $N=80$).

Abstraktion: Werden nun die Gestaltungsmerkmale der Abbildungen untersucht, zeigt ein T-Test, dass sich bei Verwendung von Schemazeichnungen nur das mathematische Selbstkonzept zwischen Prä- und Post-Test statistisch signifikant unterscheidet ($t=2,67$, $p=,011$, $N=42$), nicht jedoch das biologische Selbstkonzept ($t=1,60$, $p=,117$, $N=42$). Bei Verwendung der Liniendiagramme ändert sich zwischen den beiden Testzeitpunkten sowohl das mathematische Selbstkonzept ($t=3,53$, $p=,001$, $N=38$), als auch das biologische Selbstkonzept ($t=2,91$, $p=,006$, $N=38$) statistisch signifikant.

Eine einfaktorielle Varianzanalyse zeigt, dass zwar sowohl bei Schemazeichnungen ($M=-,133$, $SD=,322$, $N=42$), als auch bei Liniendiagrammen ($M=-,196$, $SD=,341$, $N=38$) die Einschätzung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts nach Bearbeitung der Lernumgebung abnimmt, jedoch hat die Abstraktion keinen statistisch signifikanten Ein-

fluss auf die Veränderung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts ($F(1,78)=,717$, $p=,400$, partielles $\eta^2=,009$ $N=80$). Das gleiche Ergebnis erhält man für das biologische Fähigkeitsselbstkonzept. Auch hier nimmt die persönliche Einschätzung sowohl bei den Schemazeichnungen ($M=-,099$, $SD=,400$, $N=42$), als auch bei den Liniendiagrammen ($M=-,150$, $SD=,318$, $N=38$) nach der Bearbeitung der Lernumgebung ab, jedoch ist der Einfluss der Abstraktion auf das biologische Fähigkeitsselbstkonzept statistisch nicht signifikant ($F(1,78)=,404$, $p=,527$, partielles $\eta^2=,005$ $N=80$).

Dynamik: Auch bezüglich der Dynamik können statistisch signifikante Unterschiede zwischen dem Prä- und Post-Test im akademischen Fähigkeitsselbstkonzept gefunden werden. Bei Verwendung von statischen Abbildungen unterscheiden sich sowohl das mathematische Selbstkonzept ($t=3,52$, $p=,001$, $N=39$), als auch das biologische Selbstkonzept ($t=2,39$, $p=,022$, $N=39$) statistisch signifikant zwischen den beiden Messzeitpunkten. Bei Verwendung der dynamischen Abbildungen wird nur bezüglich des mathematischen Selbstkonzepts ($t=2,73$, $p=,009$, $N=41$), nicht jedoch bezüglich des biologischen ($t=1,93$, $p=,061$, $N=41$), ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den beiden Messzeitpunkten gefunden.

Bezüglich der Dynamik der Abbildungen erhält man für die einfaktorielle Varianzanalyse ein ähnliches Ergebnis wie für die Abstraktion. Auch hier nimmt das mathematische Fähigkeitsselbstkonzept nach der Bearbeitung der Lernumgebung sowohl bei den statischen ($M=-,176$, $SD=,312$, $N=39$), als auch bei den dynamischen Abbildungen ($M=-,150$, $SD=,351$, $N=41$) ab, jedoch besteht kein statistisch signifikanter Unterschied bezüglich der beiden Gestaltungsmerkmale ($F(1,78)=,122$, $p=,728$, partielles $\eta^2=,002$ $N=80$). Das biologische Fähigkeitsselbstkonzept wird ebenfalls bei sowohl den statischen ($M=-,132$, $SD=,344$, $N=39$), als auch bei den dynamischen Abbildungen ($M=-,115$, $SD=,382$, $N=41$) nach Bearbeitung der Lernumgebung geringer. Hierbei besteht jedoch ebenfalls kein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den beiden Abbildungsformen bezüglich der Einschätzung des Fähigkeitsselbstkonzepts ($F(1,78)=,043$, $p=,836$, partielles $\eta^2=,001$ $N=80$).

Abstraktion und Dynamik: Werden die Abstraktion und die Dynamik der Abbildungen entsprechend der Lernumgebungen gruppiert, nimmt zwar die Einschätzung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts nach Bearbeitung jeder der Lernumgebungen ab (Schema-statisch: $M=-,098$, $SD=,229$, $N=19$; Schema-dynamisch: $M=-,161$, $SD=,386$,

$N=23$; Diagramm-statisch: $M=-,250$, $SD=,365$, $N=20$; Diagramm-dynamisch: $M=-,135$, $SD=,312$, $N=18$), jedoch findet sich auch hierfür kein signifikanter Unterschied zwischen den vier Lernumgebungen ($F(3,76)=,744$, $p=,529$, partielles $\eta^2=,029$ $N=80$). Das selbe Ergebnis wird bezüglich des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts gefunden. Auch hier nimmt nach Bearbeitung der Problemstellungen für jede der vier Lernumgebungen die Einschätzung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts ab (Schema-statisch: $M=-,045$, $SD=,243$, $N=19$; Schema-dynamisch: $M=-,143$, $SD=,495$, $N=23$; Diagramm-statisch: $M=-,214$, $SD=,408$, $N=20$; Diagramm-dynamisch: $M=-,079$, $SD=,157$, $N=18$), jedoch finden sich auch hier keine statistisch signifikanten Unterschiede ($F(3,76)=,821$, $p=,486$, partielles $\eta^2=,031$ $N=80$).

Expertise, Abstraktion und Dynamik: Wird schließlich zusätzlich zur Lernumgebung noch der Faktor der Expertise hinzugenommen, zeigt eine zweifaktorielle Varianzanalyse kein statistisch signifikantes Gesamtmodell bezüglich des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts ($F(11,68)=1,258$, $p=,268$, partielles $\eta^2=,169$ $N=80$). Weder die Expertise, noch die Lernumgebung haben einen signifikanten Haupteffekt auf die Veränderung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts. Auch besteht keine signifikante Interaktion zwischen den beiden Faktoren (vgl. Abb. 30). Ändert sich bei den Mathematikexperten nach Bearbeitung aller Lernumgebungen das mathematische Fähigkeitsselbstkonzept ins negative, kann bei den Biologieexperten beobachtet werden, dass sich das Fähigkeitsselbstkonzept nach Bearbeitung der Lernumgebung Schema-statisch ($M=,048$, $SD=,195$, $N=6$) nicht verschlechtert hat. Auch bei der Gruppe der Sonstigen ändert sich das mathematische Selbstkonzept nach Bearbeitung der Lernumgebung Schema-dynamisch nicht negativ ($M=,107$, $SD=,214$, $N=4$).

Das gleiche Ergebnis erhält man bezüglich des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts. Auch hier zeigt eine zweifaktorielle Varianzanalyse kein statistisch signifikantes Gesamtmodell ($F(11,68)=1,656$, $p=,103$, partielles $\eta^2=,211$ $N=80$). Weder die Expertise, noch die Lernumgebung haben einen signifikanten Haupteffekt auf die Veränderung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts. Auch besteht keine signifikante Interaktion zwischen den beiden Faktoren (vgl. Abb. 31). Interessant ist, dass es für jede der drei Expertisegruppen eine Lernumgebung gab, die zu keiner Verschlechterung der Einschätzung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts führte. Für die Biologieexperten war dies die Lernumgebung Schema-statisch ($M=,024$, $SD=,190$, $N=6$), für die Mathematikexperten

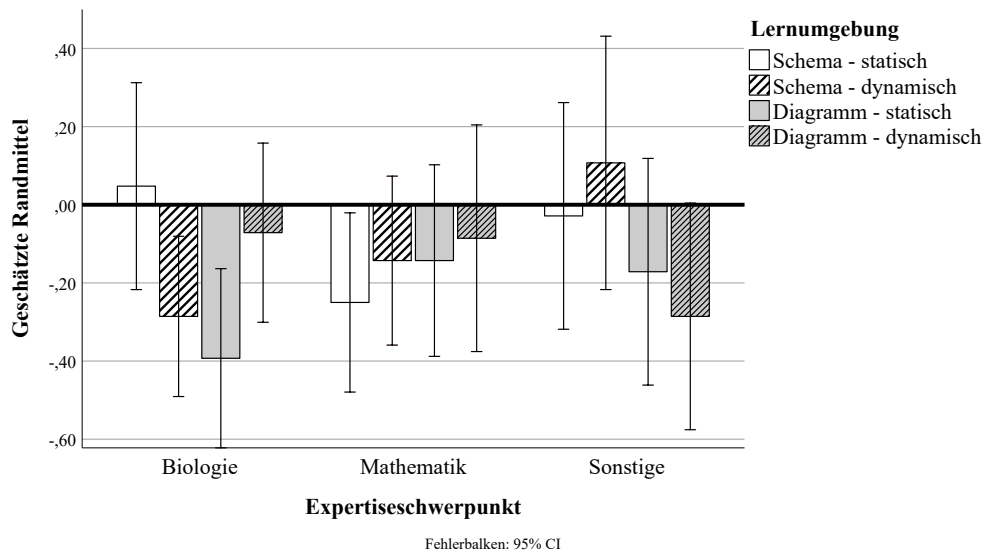


Abbildung 30: Änderung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts zwischen Prä- und Post-Test in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

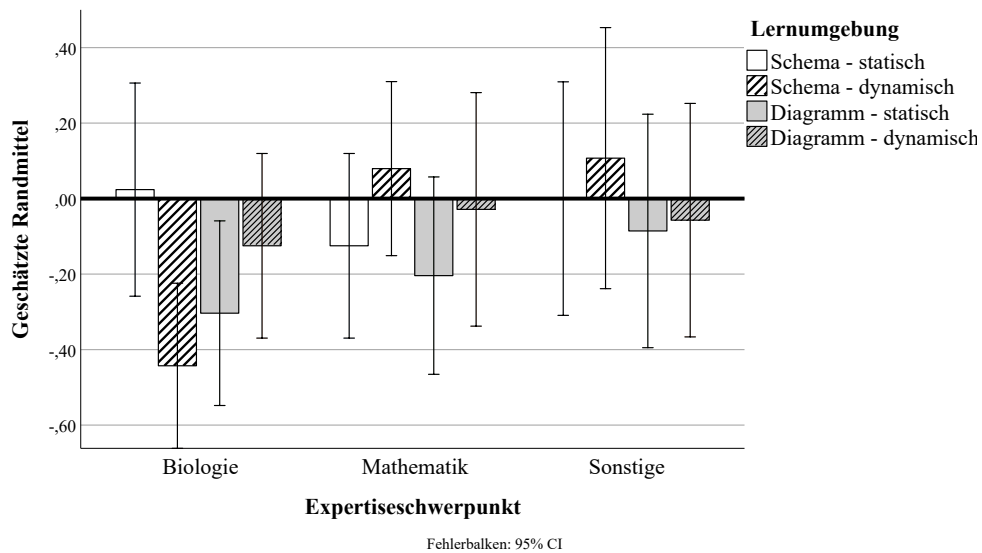


Abbildung 31: Änderung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts zwischen Prä- und Post-Test in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)

die Lernumgebung Schema-dynamisch ($M=,079$, $SD=,320$, $N=9$) und für die Gruppe der Sonstigen waren es die Lernumgebung Schema-statisch ($M=,000$, $SD=,267$, $N=5$) und Schema-dynamisch ($M=,107$, $SD=,317$, $N=4$).

Zusammenhang zwischen dem akademischen Fähigkeitsselbstkonzept und der Testleistung

Die Einschätzung bezüglich des mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts und die gesamte Leistung innerhalb der Lernumgebung korrelieren sowohl im Prä-Test ($r=,275$, $p=,014$, $N=80$) als auch im Post-Test ($r=,252$, $p=,024$, $N=80$) signifikant. Je höher die persönliche Einschätzung des mathematischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts ist, desto bessere Leistungen werden im Test erzielt. In beiden Fällen handelt es sich um einen schwachen Effekt.

Das biologische akademische Fähigkeitsselbstkonzept und die Leistung im Test korrelieren nicht signifikant. Auch korreliert die Veränderung im mathematischen und biologischen Fähigkeitsselbstkonzept nicht signifikant mit der Leistung.

5.4 Diskussion Studie II

Nachfolgend wird Studie II aus methodischer und inhaltlicher Sicht diskutiert. Hinsichtlich der methodischen Analyse wird neben der Stichprobe vor allem die Konstruktion der Multiple Choice Aufgaben kritisch betrachtet. Anschließend werden die Ergebnisse von Studie II für die inhaltliche Diskussion zusammenfassend dargelegt und entsprechend der Forschungsfragen und Hypothesen (vgl. Kapitel 5.1) inhaltlich diskutiert.

5.4.1 Methodische Diskussion

Für die Beantwortung der Fragestellung, ob eine bestimmte Repräsentationsform bei der Bearbeitung von populationsbiologischen Wachstumsprozessen unterstützend auf das biologische und mathematische Modellverständnis sein kann, wurde eine online Lernumgebung entwickelt. Es schlossen $N=80$ Studierende die Bearbeitung der Lernumgebung vollständig ab. Bei der eingesetzten Stichprobe handelt es sich um eine nicht-probabilistische Gelegenheitsstichprobe (Döring & Bortz, 2016). Die Probanden wurden aus forschungsökonomischen Gründen aus den Studierenden der Technischen Universität München rekrutiert, wobei sie, wie in Studie I, gezielt nach dem zu untersuchenden Merkmal (=Expertiseschwerpunkt) zusammengestellt wurden, um darüber eine größtmögliche Aussagekraft bezüglich der Fragestellung gewinnen zu können (Döring & Bortz, 2016). Im Gegensatz zu einer probabilistischen Stichprobe bietet die in Studie II eingesetzte Stichprobe engere Grenzen bezüglich ihrer Aussagekraft (Döring & Bortz, 2016).

Da die Studierenden durch einen allgemeinen Aufruf per Mail zur Teilnahme an der Studie eingeladen wurden, besteht die Möglichkeit, dass überwiegend besonders motivierte Personen mit hohem inhaltlichen Interesse an der Studie teilgenommen haben (Döring & Bortz, 2016). Diese Vermutung wird auch durch die hohen Abbruchzahlen während der Bearbeitung der Lernumgebung bestätigt. Von den $N=159$ Teilnehmern, die sich in das Onlinetool eingewählt haben, haben nur $N=80$ Studierende die gesamte Lernumgebung vollständig bearbeitet. Es handelt sich damit um eine Abbruchquote von 50,3%. Die Abbrüche fanden zu unterschiedlichen Zeitpunkten innerhalb der Lernumgebung statt, wodurch wiederum unterschiedlich große Vergleichsgruppen ($N=104$, $N=84$, $N=80$) für die Analyse der drei Problemstellungen resultierten. Werden

die Stichprobengrößen zwischen den vier Lernumgebungen verglichen, besteht maximal ein Unterschied von $N=7$ Probanden bezüglich der Zellenbesetzung, weshalb die Lernumgebungen untereinander gut vergleichbar sind. Schwieriger gestaltet sich die Vergleichbarkeit bezüglich der unterschiedlichen Studiengängen. Die geringste Teilnehmerzahl ist der Gruppe der Fachwissenschaft Mathematik Studierenden zuzuordnen (vollständige Bearbeitung der Lernumgebung $N=7$), die meisten Teilnehmer stammen aus dem Lehramt Mathematik (vollständige Bearbeitung der Lernumgebung $N=22$). Werden die einzelnen Studiengänge jedoch ihren übergeordneten Expertiseschwerpunkten zugeordnet, entsteht eine Angleichung der Gruppengrößen und damit eine bessere Vergleichbarkeit zwischen den einzelnen Expertiseschwerpunkten.

Die drei Problemstellungen sind vollkommen analog zueinander gestaltet. Sowohl der inhaltliche Aufbau, als auch die Abfolge der einzelnen Items ist gleich, so dass ein Lerneffekt zwischen den drei Problemstellungen sehr wahrscheinlich ist. Dieser Lerneffekt kann jedoch insofern nicht bestätigt werden, da in Problemstellung 2 signifikant mehr Punkte erzielt wurden als in den Problemstellungen 1 und 3. Auch die Tatsache, dass bei der Bearbeitung von Problemstellung 3 noch 6,3 % der Studierenden angibt, sich die Abbildungen nicht angesehen zu haben, spricht dafür, dass der Lerneffekt keinen großen Einfluss auf das finale Ergebnis hat. Die Bearbeitung der Lernumgebung fand online statt. Es kann dementsprechend nicht ausgeschlossen werden, dass die Teilnehmer zur Bearbeitung der Problemstellungen zusätzliche Hilfe (z.B. Internetrecherche o.ä.) in Anspruch genommen haben. Durch das Deaktivieren des Zurück-Buttons in der Lernumgebung konnte zumindest ausgeschlossen werden, dass die Studierenden im Nachhinein ihre Antworten nochmals verändern konnten.

Eine der größten Schwierigkeiten für die Erfassung der biologischen und mathematischen Modellierungsfähigkeiten der Studierenden war die Entwicklung eines reliablen und validen Messinstruments. Bis jetzt gibt es in der fachdidaktischen Forschung noch kein quantitatives Messinstrument, welches den vollständigen mathematischen Modellierungszyklus abbildet, um damit das mathematische Modellieren in naturwissenschaftlichen Kontexten quantitativ erfassen zu können. Für die Auswertung von Studie II wurden die zu jedem Item gehörenden fünf Antwortalternativen anhand einer Rating-Skala bewertet. Anzumerken ist, dass nicht bei jedem Item alle unterschiedlichen Antwortkategorien gegeben waren. Um spezifische Aussagen über den Umgang mit

den Abbildungen bzw. dem biologischen und mathematischen Modellieren treffen zu können, wurden deshalb die entsprechenden Items zu Kategorien zusammengefasst (vgl. 5.3.11). Durch diese thematische Zusammenstellung der Items kann davon ausgegangen werden, dass es sich um inhaltlich valide Kategorien handelt. Da sich diese Kategorien teilweise aus nur wenigen Items zusammensetzen, muss ihre allgemeingültige Aussagekraft jedoch kritisch betrachtet werden. Auch wurde die Gültigkeit dieser Skalen nicht mit einer konfirmatorischen Faktorenanalyse überprüft.

5.4.2 Inhaltliche Diskussion

Forschungsfrage 1: Beeinflusst die Expertise die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

Um zu beurteilen, ob die Expertise der Studierenden einen Einfluss auf die Bearbeitung populationsbiologischer Problemstellungen hat, wird zunächst der Umgang der Studierenden mit den Lernumgebungen betrachtet. Es zeigte sich, dass die Biologieexperten signifikant häufiger die Bearbeitung der Lernumgebung abbrachen, als die Mathematikexperten, wobei die höchste Abbruchquote vor bzw. während der Bearbeitung von Problemstellung 1 zu finden war. Dies könnte daran liegen, dass viele Biologieexperten, sobald sie mit den mathematischen Inhalten der Problemstellungen konfrontiert wurden, die Motivation an der Aufgabenbearbeitung verloren. Mathematik ist ein polarisierendes Fach, das häufig von Nicht-Mathematikern abgelehnt wird (Henn & Kaiser, 2001).

Wird die Leistung der Studierenden bezogen auf die unterschiedlichen Item-Kategorien betrachtet, können zwar Unterschiede zwischen den Biologie- und Mathematikexperten gefunden werden, jedoch betrifft das überwiegend nur einzelne Problemstellungen. So zeigen die Mathematikexperten bezüglich der Kategorie des „Mathematischen Verständnisses“ nur in Problemstellung 2 signifikant bessere Leistungen. Auch die Mathematikexperten hatten überwiegend große Schwierigkeiten beim Lösen der mathematischen Fragestellungen. Dieses Ergebnis deutet darauf hin, dass den Studierenden einerseits grundlegende mathematische Schemata, insbesondere Wissen über Differenzialgleichungen fehlten, um die mathematischen Aufgaben korrekt lösen zu können (Leutner et al., 2014; Lind & Sandmann, 2003). Zum anderen können die Schwierigkeiten, vor allem bei den Mathematikexperten, darin liegen, dass diese nicht in der Lage waren, ihr Wissen über Differenzialgleichungen in einem neuen Kontexten anwenden zu können (Tricot & Sweller, 2014). Positiv zu vermerken ist, dass in allen drei Problemstellungen, alle drei Expertisegruppen jeweils das richtige Ergebnis am häufigsten wählten. Dies deutet darauf hin, dass die Lernenden ihre fehlenden mathematischen Schemata durch die kombinierte Verwendung von Texten und Bildern bzw. Diagrammen kompensieren konnten, um dadurch eine multiple mentale Repräsentation zu konstruieren, die zur Erklärung der Fragestellung herangezogen werden konnte (Lachmayer et al., 2007; Schnotz, 2002; Schnotz et al., 1996). Zum anderen kann geschlossen werden,

dass unabhängig vom Expertiseschwerpunkt, bei den Teilnehmern ein grundlegendes Verständnis vorhanden war, wie das korrekte mathematische Resultat für die Problemstellung lauten muss. Negativ zu vermerken ist, dass die Teilnehmer ihren Lösungsweg nicht reflektiert und stringent bestritten haben. Zwischen den Items sind große Sprünge zu bemerken. Ist in der gegebenen Gleichung eine e -Funktion gegeben, wählt ein Großteil der Teilnehmer diese Gleichung, unabhängig davon, ob sie korrekt ist, oder frei erfunden. Wachstumsprozesse werden bei vielen Studierenden also offenbar eng mit Exponentialfunktionen verknüpft. Es ist insgesamt davon auszugehen, dass keine der Expertisegruppen ein wirkliches Verständnis für den korrekten Lösungsansatz der Differenzialgleichungen hatte, sei es über einen diskreten bzw. einen stetigen Weg.

Dieses Ergebnisse deuten insgesamt darauf hin, dass der Weg des qualitativen Mathematisierens über mathematische Relationen im biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf (vgl. Kap. 2.2.3) gewählt wird, wenn die entsprechenden mathematischen Schemata fehlen. Beispiel hierfür ist das veränderte Antwortverhalten der Teilnehmer bezüglich der Bakterienanzahl nach 24 Stunden. Die Lernenden haben, beeinflusst durch ihr Vorwissen aus dem Alltag (vgl. Schrenk et al., 2018), ein grundlegendes Verständnis darüber, dass eine Anzahl von 6,2 Bakterien nach 24 Stunden unrealistisch ist, weshalb sie über den Weg der mathematischen Relationen schlussfolgern, dass es deutlich *mehr* Bakterien sein müssen. Um ein allgemeines Verständnis des Wachstumsprozesses generieren zu können, muss demnach der Weg der quantitativen Mathematisierung nicht zwangsläufig durchlaufen werden. Das Verständnis über die mathematischen Relationen („*mehr als/ weniger als*“) auf dem Weg der qualitativen Mathematisierung, ermöglicht den Teilnehmern offenbar bereits die Bildung eines (gering elaborierten) mathematischen Modells und damit Schlussfolgerungen bezüglich des korrekten mathematischen Resultats.

Für die Kategorie des „Biologischen Modellprüfung“ wird nur in Problemstellung 1 ein statistisch signifikanter Unterschied gefunden. Die Biologieexperten zeigten, entsprechend ihres größeren themenspezifischen Vorwissens, ein besseres Modellverständnis bezüglich des Zusammenhangs des biologischen Modells mit der Realität. Bezogen auf das „Nutzen bildlicher Informationen“ bestehen zwischen den Expertisegruppen keine Unterschiede. Die Expertise hat somit offenbar keinen Einfluss auf die Nutzung, den Umgang sowie die Argumentation mit Hilfe der unterschiedlichen Repräsentationsfor-

men. Es kann also geschlussfolgert werden, dass alle Studierende eine grundlegende piktoriale Lesefähigkeit besitzen, um die verschiedenen Formen der Informationsdarbietung aufeinander beziehen und ineinander übersetzen zu können (Lewalter, 1997; Schnotz, 2002).

Wird abschließend die Wirkung der Expertise auf die gesamte Leistung im Test betrachtet, zeigt sich zwar, dass die Mathematikexperten besser abschnitten, als die Biologieexperten und die Kontrollgruppe der Sonstigen, jedoch bestehen zwischen den Gruppen keine statistisch signifikanten Unterschiede. Lediglich in Problemstellung 2 schneiden die Mathematikexperten signifikant besser ab.

Zusammenfassend bestehen zwischen den einzelnen Expertisegruppen zwar Unterschiede, diese sind jedoch eher gering. Mathematikexperten zeigen eine gewisse Tendenz zum versierten Umgang mit den mathematischen Fragestellungen, jedoch sind die Leistungen in den drei Problemstellungen zu unterschiedlich, um eine allgemeingültige Aussage daraus ableiten zu können. Das selbe gilt für das bessere biologische Modellverständnis der Biologieexperten. Auch hier sind die Unterschiede zwischen den einzelnen Problemstellungen zu groß, um valide Aussagen treffen zu können.

Die Hypothesen H1.1_(II) und H1.2_(II) können damit nicht angenommen werden.

Forschungsfrage 2: Beeinflusst der Abstraktionsgrad von externen Repräsentationen das Modellverständnis zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

Bezüglich des Umgangs der Studierenden mit den Lernumgebungen zeigte sich, dass die Abstraktion der Repräsentationen keinen Einfluss auf den Abbruch der Bearbeitung hatte. Es kann also davon ausgegangen werden, dass weder die Arbeit mit den Schemazeichnungen, noch mit den Liniendiagramme als besonders attraktiv bzw. unattraktiv für die Studierenden war.

Werden die Item-Kategorien betrachtet, zeigt sich der eindeutige Einfluss der Abbildungen auf die Kategorie des „Nutzen von bildlichen Informationen“. In allen drei Problemstellungen werden bei Verwendung der Liniendiagramme signifikant bessere Leistungen in dieser Kategorie erbracht als mit den Schemazeichnungen. Die Studierenden konnten aus den Liniendiagrammen offenbar mehr Informationen entnehmen, um die Fragen korrekt beantworten zu können, woraus wiederum geschlossen werden kann, dass die abstrakte Repräsentationsform der Liniendiagramme besser unterstützend für die Studierenden war, als die realistische Repräsentation in Form der Schemazeichnungen. Besonders hervorzuheben ist, dass dieses Ergebnis in allen drei Problemstellungen gefunden werden kann. Dies deutet darauf hin, dass der Einfluss der Repräsentation auf die Kategorie des „Nutzen von bildlichen Informationen“ unabhängig von der bearbeiteten Problemstellung ist.

Für keine der übrigen Item-Kategorien zeigt sich ein statistisch signifikanter Einfluss der Abstraktion auf die Bearbeitung. Damit hat die Abstraktion der Abbildung keinen direkten Einfluss auf das mathematische Verständnis sowie die mathematische Modellbildung.

Werden abschließend wiederum die Leistungen der Studierenden im gesamten Test über alle Items hinweg betrachtet, zeigt sich, dass die Abstraktion einen signifikanten Einfluss auf die Testleistung hat. Die Studierenden, die Liniendiagramme zur Bearbeitung erhielten, erzielten bessere Leistungen, als bei Verwendung von Schemazeichnungen. Diese statistisch signifikante Wirkung der Abstraktion auf die Testleistung kann, mit Ausnahme von Problemstellung 2, sowohl im Gesamttest, als auch in den beiden Problemstellungen 1 und 3 gefunden werden. Dieses Ergebnis deutet wiederum darauf hin, dass diese Wirkung der Abstraktion unabhängig von der bearbeiteten Problemstel-

lung ist und damit mit großer Wahrscheinlichkeit auch auf weitere Problemstellungen übertragen werden kann.

Dieser deutliche Einfluss der Abstraktion auf die Bearbeitung der Aufgabenstellungen kann im Kontext der kognitiven Verarbeitung von Texten und Bildern gesehen werden (vgl. Kap. 2.3.3 Mayer, 2014; Schnotz, 2001). Entsprechend dem *structure mapping effect* (vgl. Kap. 2.3.4, Gentner & Markman, 1997; Schnotz & Bannert, 2003; Schnotz et al., 1996) müssen Lernende die Fähigkeit besitzen, Bezüge zwischen zusammengehörenden Elementen und Strukturen in unterschiedlichen Repräsentationen herstellen zu können (Seufert, 2003). Nur wenn die Lernenden in der Lage sind, solche Beziehungen sowohl innerhalb (*intra-representational coherence formation*, z.B. Informationen innerhalb eines Textes) als auch zwischen verschiedenen Repräsentationen (*inter-representational coherence formation*, z.B. Informationen zwischen Text und Bild) aufzubauen, können sie ein tieferes Verständnis erwerben, wodurch sie wiederum in der Lage sind, kohärente Wissensstrukturen zu generieren (Seufert, 2003). Die Lernenden müssen für die Bearbeitung der drei Problemstellungen die Informationen aus dem Text mit den Informationen aus den Abbildungen miteinander integrieren, um darüber die Aufgabenstellungen zu den populationsbiologischen Wachstumsprozessen beantworten zu können. Für diesen Integrationsprozess müssen Lernende erkennen, welche Informationen in den Schemazeichnungen bzw. Liniendiagrammen wichtig und damit zu entnehmen sind (Lachmayer et al., 2007). Bezogen auf die verwendeten realistischen und logischen Bilder bedeutet dies, dass die Lernenden bei Verwendung der Liniendiagramme, obwohl für das Lesen von Diagrammen eine Kenntnis der Darstellungskonventionen erforderlich ist (Nerdel, Nitz & Prechtel, 2019), einfacher die zum Informationstext passenden Informationen identifizieren konnten und ihnen dadurch die *inter-representational coherence formation* offenbar leichter fiel, als bei Verwendung der Schemazeichnungen. Dies lässt sich wiederum mit der *Cognitive Load Theory* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) in Beziehung setzen: Die Belastung des Arbeitsgedächtnisses wird größer, je komplexer und vielfältiger die inhaltlichen Bezüge sowohl intra-, als auch inter-representational sind (Nerdel et al., 2019). Daraus kann geschlussfolgert werden, dass die realistische Darstellungsform der Schemazeichnungen zu komplex war, wodurch der extraneous load (vgl. Cognitive Load Theory, Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) zu groß wurde und dadurch das Lernen erschwert wurde. Ebenfalls damit zusammenhängend

ist, wie bereits in Studie I gezeigt (vgl. Kap. 4.4.2), die unterschiedliche Bearbeitungseffizienz zwischen den beiden Abbildungsformen (Larkin & Simon, 1987; Schnotz & Bannert, 2003). Die Entnahme von Informationen aus den Schemazeichnungen war für die Studierenden offenbar schwieriger als aus den Liniendiagrammen, wodurch die realistischen Repräsentationen den abstrakten in ihrer Bearbeitungseffizienz nachstehen.

Auf Ebene der einzelnen Items ist interessant, dass auf die Frage, welche Informationen die Studierenden aus den Abbildungen entnehmen konnten, mehr Personen bei Verwendung der Schemazeichnungen angaben, sich diese nicht angesehen zu haben, als bei Verwendung der Liniendiagramme. Die Schemazeichnungen scheinen also für die Teilnehmer eher den Charakter von dekorativen Bildern aufzuweisen, die nicht hilfreich für die Beantwortung der Aufgabe sind und deshalb nicht weiter beachtet werden müssen als die Liniendiagramme. Eine Studie in der bezüglich des Lernerfolges explizit zwischen der Unterstützung durch schmückende und instruktionale Bildern verglichen wurde, zeigt, dass den schmückenden Bildern nur wenig Aufmerksamkeit geschenkt wurde, woraus geschlossen werden konnte, dass diese keinen bzw. nur einen geringen Ablenkungseffekt auf die Testleistung besitzen und sich daher weder positiv noch negativ auf den Lernerfolg auswirken (Lenzner, Schnotz & Müller, 2013). Dies bedeutet wiederum, wenn die in der Studie verwendeten Schemazeichnungen für die Studierenden lediglich einen schmückenden Charakter aufwiesen, die Schemazeichnungen weder unterstützend, noch hemmend für die Bearbeitung der Problemstellungen waren.

Zusammenfassend wird festgestellt, dass Liniendiagramme bezüglich der Bearbeitung von Problemstellungen zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen grundlegend besser unterstützend wirken als Schemazeichnungen. Dieses Ergebnis entspricht den Beobachtungen aus Studie I. Einen expliziten positiven Einfluss der Liniendiagramme auf die mathematische Modellbildungen beziehungsweise der Schemazeichnungen auf die biologische Modellbildung, kann jedoch nicht gefunden werden. Hypothese H2.1_(II) kann damit angenommen werden. Hypothese H2.2_(II) muss jedoch verworfen werden.

Forschungsfrage 3: Beeinflusst die Dynamik von externen Repräsentationen die Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen?

Wie die Abstraktion der Repräsentationen hat auch die Dynamik keinen Einfluss auf die Teilnehmer bezüglich des Abbruchs der Bearbeitung. Auch dies wird so interpretiert, dass die statischen und dynamischen Visualisierungsformen ähnlich attraktiv bzw. unattraktiv auf die Studierenden waren.

Wird die Wirkung der Dynamik auf die Bearbeitung der einzelnen Item-Kategorien betrachtet, kann nur vereinzelt ein Einfluss der Dynamik auf die Bearbeitung gefunden werden. Zum einen wirkten die statischen Repräsentationen bezüglich der Kategorie des „Nutzen von bildlichen Informationen“ in Problemstellung 1 besser unterstützend als die dynamischen Visualisierungen. Zum anderen konnten ebenfalls in Problemstellung 1 in der Kategorie „Mathematische Modellprüfung“ bei Verwendung der statischen Abbildungen bessere Leistungen erzielt werden.

Bezüglich der Testleistung über alle Items hinweg, zeigt sich nur für Problemstellung 1 ein positiver Einfluss der statischen Abbildungen auf die Testleistung. Die Studierenden erzielten bessere Leistungen, wenn sie statische Abbildungen zur Bearbeitung bekamen. Zwar ist insgesamt betrachtet die Leistung im Gesamttest bei Verwendung der statischen Abbildungen besser, als mit den dynamischen Abbildungen, jedoch ist auffallend, dass in den beiden Problemstellungen 2 und 3 bei Verwendung der dynamischen und statischen Abbildungen ähnliche Leistungen erzielt wurden. Die Bearbeitung der statischen Abbildungen führte nur noch zu minimal besseren Leistungen.

Der grundsätzliche Vorteil von Animationen, gegenüber statischer Abbildungen, liegt darin, dass mit ihnen Phänomene und Prozesse dargestellt werden können, die so sonst nicht sichtbar wären (vgl. Ainsworth, 2008; Lowe, 2008; Lowe & Boucheix, 2017; Tversky et al., 2002). Durch die Verwendung von Key States bei den statischen Abbildungen ist es möglich, indirekt dynamische Informationen darzustellen (vgl. Kap. 2.3.2, Schnotz & Lowe, 2008; I. Wagner, 2013). In dieser Gestaltung durch die Key States kann daher eine mögliche Erklärung für die ähnlich gute bzw. bessere Unterstützung durch die statischen gegenüber den dynamischen Abbildungen gefunden werden. Vor allem wenn Bewegungen in diskreten Schritten und nicht kontinuierlich erfasst werden, stellt es die natürliche Art dar, sie in diskreten Schritten und nicht in einer kontinuierlichen Animation zu vermitteln (Tversky et al., 2002). Auch in anderen Studien konnte gezeigt werden,

dass statische Abbildungen ähnlich oder sogar besser unterstützend sein können, wie vergleichbare dynamische Abbildungen (vgl. Ayres & Paas, 2007; Mayer et al., 2005; Tversky et al., 2002). Der Grund hierfür kann in der *Static Media Hypothesis* gesehen werden (vgl. Kap. 2.3.2, Mayer et al., 2005). Bezogen auf die statischen und dynamischen Visualisierungen der Wachstumsprozesse lässt dies die Interpretation zu, dass für die Verarbeitung der dynamischen Repräsentationen der extrinsischen kognitiven Verarbeitung zu viel Aufmerksamkeit geschenkt werden musste, wodurch die verbleibende Aufmerksamkeit für die intrinsische und lernbezogene Verarbeitung nicht mehr ausreichte und deshalb schlechtere Leistungen bei der Bearbeitung der Aufgaben erzielt wurden (Mayer et al., 2005). Damit zusammenhängend kann die *Supplantationstheorie* von Salomon (1979, 1994) aufgeführt werden. Danach kann ein externes Darstellungsmittel fehlende mentale Prozess ersetzen, wenn Lernende nicht in der Lage sind, mentale Operationen selbst auszuführen. Das bedeutet, dass die Rezeption der dynamischen Abbildungen an sich einfacher sein müsste, da dort explizit die zeitliche Entwicklung visualisiert wird. Allerdings ist die kognitive Verarbeitung der „Zwischenräume“ zwischen den einzelnen Key States die eigentliche Lernaufgabe, die zur semantischen Verarbeitung der Inhalte führt. Bei Verwendung der Animationen kommt es daher unter Umständen zu einer unvollständigeren Verarbeitung der dynamischen Informationen und dadurch zu schlechteren Leistungen im Vergleich zur Bearbeitung der statischen Abbildungen in Form der Key States.

Eine weitere Erklärung für die schlechtere Leistung in Problemstellung 1 bei Verwendung der dynamischen Repräsentationen, im Gegensatz zu den statischen Repräsentationen, kann in der nicht vorhandenen User-Kontrolle liegen. Die Studierenden konnten lediglich passiv die Animationen betrachten und nicht aktiv in die Geschwindigkeit eingreifen oder die Animation anhalten. Studien konnten zeigen, dass eine aktive Kontrolle der Animationen durch den Lernenden positive Effekte auf den Lernerfolg haben kann (vgl. Ayres & Paas, 2007; Hasler, Kersten & Sweller, 2007). Allerdings konnten Berney und Bétrancourt (2016) in ihrer Meta-Analyse auch zeigen, dass Animationen gegenüber statischen Abbildungen dann einen positiven Effekt haben, wenn diese „system-paced“ waren, das heißt durch den Lernenden bezüglich der Geschwindigkeit der Darstellung nicht beeinflusst werden konnten. Ob sich eine Benutzerkontrolle positiv oder negativ auf den Lerneffekt mit Animationen auswirkt, hängt von vielen Faktoren ab, wie zum

Beispiel individueller kognitiver Lernunterschiede, Vorwissen, oder dem Lerngegenstand (Ainsworth, 2008; Höffler & Schwartz, 2011), was im Rahmen der hier vorgestellten Studie jedoch nicht weiter geklärt werden kann.

Interessant ist der gestiegene Lernerfolg bei Verwendung der dynamischen Abbildungen in Problemstellung 2 und 3 gegenüber Problemstellung 1. Dies kann zum einen auf einen Lerneffekt bei den Studierenden zurückgeführt werden. Die Lernenden waren bei Bearbeitung von Problemstellung 1 noch nicht vertraut mit der bis dahin eher ungewohnten dynamischen Darstellungsform der Wachstumsprozesse. Nach Bearbeitung der ersten Problemstellung sind die Studierenden an die „neue“ Form der dynamischen Repräsentation gewöhnt und haben gelernt mit ihr effektiv umzugehen. Dadurch steigt die Leistung bei der Bearbeitung der Aufgaben bei Verwendung der dynamischen Repräsentationen. Zum anderen kann es an den unterschiedlichen Kontexten der Problemstellungen liegen. Zwar behandeln alle drei Problemstellungen populationsbiologische Wachstumsprozesse, jedoch zeigen sich insgesamt bei der Bearbeitung deutliche Unterschiede in der Leistung zwischen diesen drei Wachstumsprozessen. Die Komplexität der Wachstumsprozesse nimmt von Problemstellung 1, über Problemstellung 2 zu Problemstellung 3 hin zu. Offenbar sind die dynamischen Abbildungen für die komplexeren Wachstumsprozesse besser unterstützend als für den einfachsten Prozess des exponentiellen Wachstums.

Da eine statistisch signifikante Wirkung der Dynamik, sowohl bezüglich der Item-Kategorien, als auch bezüglich der gesamten Testleistung, nur in einer Problemstellung gefunden werden kann, müssen die Ergebnisse kritisch betrachtet werden. Es ist schwer, aus den punktuell gefundenen Wirkungen generalisierbare Aussagen treffen zu können. Allerdings kann dennoch, insgesamt betrachtet, festgestellt werden, dass die statischen Visualisierungen bezüglich der Leistung bei Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen, gegenüber dynamischen Visualisierungen erfolgreicher für den Wissenserwerb waren. Hypothese H3.1_(II) muss damit verworfen werden.

Forschungsfrage 4: Besteht zwischen der Expertise, dem Abstraktionsgrad sowie der Dynamik externer Repräsentationen ein Wechselwirkungseffekt?

Insgesamt betrachtet findet man zwar bei der Bearbeitung der Lernumgebung Schemadynamisch die geringste Abbruchquote und bei der Bearbeitung der Lernumgebung Diagramm-dynamisch die höchste Abbruchquote, jedoch unterscheiden sich die vier Lernumgebungen nicht statistisch signifikant voneinander. Aus den Ergebnissen kann dennoch abgeleitet werden, dass die Lernumgebung mit den dynamischen Schemazeichnungen offenbar attraktiver auf die Studierenden war als die übrigen Lernumgebungen. Dies kann zum einen daran liegen, dass diese Form der Darstellung am neusten und unbekanntesten war, weshalb sie das größte Interesse bei den Studierenden weckte. Auch kann es sein, dass die Studierenden diese Form der Darstellung am ehesten als schmückende Abbildungen empfanden (Eilam, 2013), die nebenbei abliefen und keinen expliziten Einfluss auf die Bearbeitung der Problemstellungen hatten (Lenzner et al., 2013). Allerdings war bei den dynamischen Liniendiagrammen wiederum die höchste Abbruchquote zu finden. Diese Form der dynamischen Visualisierung war für die Studierenden offenbar nicht attraktiv genug, damit sie die Bearbeitung der Problemstellungen zu Ende führten. Dies kann daran liegen, dass diese Darstellungsform für die Studierenden weniger den Charakter einer schmückenden Abbildung hatten, sondern durch die Dynamik eher ungewohnt und ablenkend war. In Kombination mit der Expertise der Teilnehmer kann bezüglich der Abbruchquote für keine der vier verwendeten Lernumgebungen eine Wechselwirkung festgestellt werden. Interessant ist jedoch, dass für die Biologieexperten offenbar die dynamischen Schemazeichnungen am attraktivsten waren. Dies kann daran liegen, dass diese den engsten Bezug zum biologischen Problem herstellen. Für die Mathematikexperten waren die statischen Diagramme dagegen am attraktivsten für die erfolgreiche Beendigung der Lernumgebung. Dies kann daran liegen, dass diese Abbildungsform für die Mathematiker am vertrautesten war. Diese sind geübt im Umgang mit statischen Liniendiagrammen.

Um zu analysieren, ob zwischen den einzelnen Faktoren Wechselwirkungseffekte bestehen, werden nachfolgend die unterschiedlichen Kombinationsmöglichkeiten einzeln diskutiert:

Expertise x Abstraktion: Zunächst wird der Umgang der drei Expertisegruppen mit den realistischen und abstrakten Darstellungen analysiert. Es zeigte sich, dass unabhängig von der Expertise, bei Verwendung der Liniendiagramme in allen drei Problemstellungen jeweils bessere Leistungen erzielt wurden als bei Verwendungen der Schemazeichnungen. Dies deutet darauf hin, dass für alle Studierenden, unabhängig von ihrem mitgebrachten Vorwissen, die Liniendiagramme besser unterstützend sind bei der Bearbeitung populationsbiologischer Wachstumsprozesse. Dieses Ergebnis steht im Einklang mit dem unter Forschungsfrage F2_(II) diskutierten Ergebnis. Für einen erfolgreichen Umgang mit Bildern benötigen die Lernenden sowohl darstellungsspezifisches Vorwissen, als auch themenspezifisches Vorwissen (Lewalter, 1997). Das darstellungsspezifische Vorwissen umfasst das Wissen über Darstellungskonventionen und Steuerungscode der Abbildungen und erleichtert die optimale Nutzung piktorial vermittelter Informationen (Lewalter, 1997). Bezogen auf die Schemazeichnungen und Liniendiagramme kann demnach angenommen werden, dass alle Expertisegruppen über das nötige darstellungsspezifische Vorwissen bezüglich der Interpretation von Liniendiagrammen verfügten, wodurch es ihnen leichter fiel, diese Darstellungen zu verstehen und die passenden Informationen daraus zu entnehmen. Im Gegensatz dazu hatten vermutlich die Teilnehmer aller Expertisegruppen keine bzw. nur geringe Erfahrung mit der schematischen Visualisierung populationsbiologischer Wachstumsprozesse, weshalb ihnen das zugehörige darstellungsspezifische Vorwissen fehlte, um diese Visualisierungen erfolgreich nutzen zu können. Damit zusammenhängend kann wiederum davon ausgegangen werden, dass durch die Schemazeichnungen der *extraneous load* (Cognitive Load Theory, Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) erhöht wurden, wodurch für alle Teilnehmer bei Verwendung der Schemazeichnungen das Lernen erschwert wurde. Damit Lernende Abbildungen ökonomisch betrachten und nutzen können, spielt jedoch auch das themenspezifische Vorwissen eine zentrale Rolle (Lewalter, 1997). Verfügt der Lernende über ein thematisches Rahmenwissen zum betrachteten Inhalt, kann er dies zur Mustererkennung einsetzen (Friedman, 1979). Diese Mustererkennung gelang allen Expertisegruppen besser bei Verwendung der Liniendiagramme. Dies lässt wiederum den Schluss zu, dass populationsbiologische Wachstumsprozesse in den mentalen Modellen der Lernenden eng mit ihrer abstrakten Darstellung in Form von Liniendiagrammen verknüpft sind.

Expertise x Dynamik: Wird nun die Wechselwirkung von Expertise und Dynamik betrachtet, kann eine äußerst interessante Beobachtung gemacht werden. Die Biologieexperten erzielen in allen drei Problemstellungen deutlich bessere Leistungen bei Verwendung der statischen Abbildungen, die Gruppe der Sonstigen jedoch bei Verwendung der dynamischen Abbildungen. Bei den Mathematikexperten bestand nur ein geringer Unterschied in der Leistung bei Verwendung der statischen und dynamischen Abbildungen. Bezugnehmend auf die Diskussion von Forschungsfrage F3_(II), sollten die statischen Abbildungen auf Grund der *Static Media Hypothesis* (Mayer et al., 2005) besser unterstützend sein als die dynamischen Abbildungen. Dies trifft für die Biologie- und Mathematikexperten zu, für die Gruppe der Sonstigen jedoch nicht. Grund für den besseren Umgang der Sonstigen mit den dynamischen Abbildungen kann in der *Facilitating Function* von Animationen gesehen werden (vgl. Kap. 2.3.2, Schnotz, 2002). Die zusätzlich dargebotenen Informationen können kognitive Prozesse erleichtern, wodurch dynamische Darstellungsformen für leistungsschwächere Lernende bzw. Lernende mit geringem Vorwissen unterstützend sein können. Dies ist bei der Gruppe der Sonstigen insofern der Fall, da diese nur ein geringes mathematisches und biologisches themenspezifisches Vorwissen mitbringen. Eine mögliche Erklärung für die deutlich bessere Leistung der Biologieexperten bei Bearbeitung der statischen, im Vergleich zu den dynamischen Abbildungen kann, neben der *Static Media Hypothesis* (Mayer et al., 2005), im *Expertise Reversal Effect* gesehen werden (Kalyuga et al., 2003). Hierbei handelt es sich um ein Phänomen, bei welchem Instruktionmethoden, die bei Lernenden mit geringem Vorwissen sehr effektiv sind, ihre Effektivität verlieren und sogar negative Folgen haben, wenn sie bei Lernenden mit hohem Vorwissen angewendet werden (Kalyuga et al., 2003). Entsprechend der Cognitive Load Theory (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) sollte durch Verwendung der dynamischen Abbildungen der extraneous cognitive load herabgesetzt werden, da die Lernenden die zeitliche Veränderung der Populationsgrößen nicht selbst mental konstruieren müssen. Dies trifft auf die Gruppe der Sonstigen mit ihrem geringen biologischen und mathematischen Vorwissen auch zu. Die Biologieexperten bringen jedoch bereits ihre individuellen aktivierten Schemata in den Prozess der Konstruktion mentaler Repräsentationen der Situation mit ein (Kalyuga et al., 2003). Da sie bereits ein ausführliches Schema darüber besitzen, wie sich Populationen in Abhängigkeit der Zeit dynamisch verändern, benötigen sie keine zusätzlichen

dynamischen und damit redundanten visuellen Informationen, um eine passende mentale Repräsentation zu bilden. Diese zusätzlich gebotene redundante Information kann mit den individuellen Schemata der Lernenden überlappen, wobei die Lernenden versuchen Querverweise und Beziehungen zwischen den überlappenden Komponenten zu suchen. Dies benötigt wiederum zusätzlichen Arbeitsspeicher, wodurch es zu einem *Cognitive Overload* bei den Lernenden kommen kann (Kalyuga et al., 2003). Die Biologieexperten zeigen daher bei Verwendung der dynamischen Abbildungen schlechtere Leistungen als bei Verwendung der statischen. Umgekehrt bedeutet es, dass die Sonstigen weitestgehend frei vom *Expertise Reversal Effect* sind (Kalyuga et al., 2003). Ihre bestehenden mentalen Modelle werden nicht durch eine neue externe Repräsentation überlagert, da bei ihnen die mentalen Modelle nicht in der Weise vorhanden sind, wie bei den Experten. Deshalb erzielen sie bei Verwendung der dynamischen Abbildungen bessere Leistungen, da diese besser unterstützend für sie sind.

Abstraktion x Dynamik: Es zeigte sich, dass bezüglich der Wirkung zwischen Abstraktion und Dynamik der Abbildungen, unabhängig von der Abstraktion, ein Vorteil der statischen gegenüber der dynamischen Abbildungen bestand. Dieses Ergebnis entspricht wiederum den unter Forschungsfrage F2_(II) und Forschungsfrage F3_(III) diskutierten Ergebnissen. Es steht jedoch im Gegensatz zu den Ergebnissen, die Berney und Bétrancourt (2016) in ihrer Meta-Analyse gefunden haben. Sie konnten zeigen, dass das Lernen mit Animationen, die ikonische Darstellungen verwenden (z.B. realistische, fotorealistische oder schematische Bilder), effektiver war als das Lernen mit abstrakten animierten Darstellungen (z.B. analytische Bilder oder formale Darstellungen). Ein möglicher Grund, warum die Verwendung von dynamischen Schemazeichnungen am wenigsten unterstützend war, kann darin gesehen werden, dass für die kognitive Verarbeitung der dynamischen Schemazeichnungen der höchste *Extraneous Load* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) gegeben ist. Die Herstellung von inhaltlichen Bezügen zwischen den Informationen im Text und den Informationen in den dynamischen Schemata, war offenbar zu vielfältig und zu komplex, wodurch die Belastung des Arbeitsgedächtnisses größer wurde und dadurch das Lernen erschwert wurde (Seufert, 2003). Dass die dynamische Darstellung der Liniendiagramme keinen Vorteil gegenüber der statischen Darstellung brachte, liegt vermutlich darin, dass durch die Animation der Liniendiagramme nicht mehr Informationen transportiert wurden.

Expertise x Abstraktion x Dynamik: Als letztes wird die Wechselwirkung zwischen der Expertise, dem Abstraktionsgrad sowie der Dynamik der externen Repräsentationen betrachtet. Wie bereits unter dem Aspekt Expertise x Dynamik diskutiert wurde, konnte die Gruppe der Sonstigen mit den dynamischen Abbildungen bessere Leistungen erzielen, die Gruppe der Biologieexperten jedoch mit den statischen Abbildungen. Wird nun der Aspekt der Abstraktion mit einbezogen, zeigt sich, dass sich dieser positive Einfluss auf die Testleistung lediglich auf die Liniendiagramme zurückführen lässt. Dies entspricht der Diskussion unter Forschungsfrage F2_(II).

Wird der Fokus explizit auf Wechselwirkungen zwischen den einzelnen Faktoren gerichtet, können nur wenige statistisch signifikante Interaktionen festgestellt werden. Alle statistisch signifikanten Wechselwirkungen werden in Problemstellung 1 gefunden. So besteht zwischen der Expertise und der Lernumgebung bezüglich der Item-Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ und der Testleistung in Problemstellung 1 eine signifikante Interaktion. Für die Item-Kategorie „Biologischen Modellprüfung“ kann knapp keine statistisch signifikante Interaktion gefunden werden.

Insgesamt kann festgestellt werden, dass Studierende, die weder ein ausgeprägtes domänenspezifisches Vorwissen in Biologie, noch in Mathematik besitzen, insgesamt am besten durch dynamische Liniendiagramme bei der Bearbeitung von populationsbiologischen Wachstumsmodellen unterstützt werden können. Die Verwendung der drei übrigen Lernumgebungen führt in allen Problemstellungen und Item-Kategorien zu deutlich schlechteren Leistungen. Für die Biologieexperten sind wiederum die statischen Liniendiagramme den drei übrigen Repräsentationskombinationen deutlich überlegen. Für die Mathematikexperten gilt wiederum, dass sie unabhängig von der Dynamik der Abbildungen, die besten Leistungen bei Verwendung der Liniendiagramme zeigten. Die Bearbeitung der Schemazeichnungen führt sowohl bei den statischen, als auch bei den dynamischen Versionen zu deutlich schlechteren Leistungen.

Anknüpfend an die vorangegangenen Diskussionen (vgl. Forschungsfrage F2_(II), Expertise x Abstraktion), kann daher zunächst einmal festgehalten werden, dass unabhängig von der Dynamik, die Liniendiagramme für alle Expertisegruppen eine bessere Unterstützung für das mathematische Modellieren in biologischen Kontexten bieten als Schemazeichnungen. Der Vorteil der Liniendiagramme gegenüber den Schemazeichnungen liegt darin, dass Diagramme über eine Analogierelation aggregierte Informationen

über den zeitkritischen Zusammenhang liefern können (Schnotz, 2001, 2002). Die Extrapolation zusätzlicher Daten wird im Diagramm vorweggenommen. Bei den Schemata handelt es sich um eine aktive kognitive Konstruktionsleistung und erfordert daher viel stärker die Integration der zusätzlichen Informationen aus Text und Symbolen, wodurch wiederum der *extraneous load* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) erhöht wird und dadurch das Lernen erschwert wird. Interessant ist, dass obwohl für das Lesen von Diagrammen eine Kenntnis der Darstellungskonventionen erforderlich ist (Lachmayer et al., 2007; Nerdel et al., 2019; von Kotzebue & Nerdel, 2012), es offenbar für die Lernenden einfacher war, die zum Informationstext passenden Informationen im Diagramm, anstatt in den Schemazeichnungen identifizieren zu können. Generell gilt, dass der Umgang mit Darstellungsformen nur dann lernförderlich ist, wenn Lernende die Fähigkeit besitzen einzelne Repräsentationen zu verstehen, zu verarbeiten und in ein mentales Modell integrieren zu können (vgl. Mayer, 2014; Nerdel et al., 2019; Schnotz & Bannert, 2003). Das deutet wiederum darauf hin, dass die Lernenden über eine entsprechende *Representational Competence* verfügen Liniendiagramme korrekt interpretieren zu können (Nitz et al., 2014).

Wird nun zusätzlich die Dynamik der Abbildungen mit betrachtet, kann für die Erklärung der gefundenen Ergebnisse der *Expertise Reversal Effect* (Kalyuga et al., 2003) angeführt werden. Wie bereits unter Forschungsfrage F3_(II) und dem Aspekt Expertise x Dynamik diskutiert wurde, haben die Sonstigen keine expertisespezifische Gewöhnung an ökologisch valide und kontextgebundene Repräsentationen der Biologie, weshalb es zu keiner Kollision mit bestehenden mentalen Modellen kommt. Für sie sind die dynamischen Liniendiagramme am besten unterstützend. Umgekehrt bei den Biologieexperten, die ihre individuellen aktivierten Schemata in den Prozess der Konstruktion mentaler Repräsentationen der Situation mit einbringen.

Bezug zum biologisch-mathematischen Modellierungskreislauf: Unter Rückbezug auf das unter Kap. 2.5 vorgestellte Prinzip zur Kombination von unterschiedlichen Repräsentationen mit den Schritten des biologisch-mathematischen Modellierungskreislaufs finden die Studierenden, abhängig von der Expertise, an jeweils unterschiedlichen Punkten im Modellierungskreislauf durch die Verwendung der verschiedenen Abbildungen die meiste Unterstützung. Bei allen drei Expertisegruppen konnten die besten Leistungen bei Bearbeitung der Liniendiagrammen erzielt werden. Das bedeutet wiederum, dass

durch die visuelle Darstellung der mathematischen Ebene im Modellierungskreislauf die Studierenden in ihrem Modellierungsprozess am besten unterstützt wurden. Eine explizite Förderung der biologischen Modellebene durch die visuelle Unterstützung mit den Schemazeichnungen führte bei keiner der drei Gruppen zu einer besseren Bearbeitung der Problemstellungen. Grund hierfür kann die komplexe Thematik der mathematischen Modellierung der Wachstumsprozesse sein. Wie unter Forschungsfrage F1_(II) diskutiert, hatten alle Studierende große Probleme mit der Beantwortung der mathematischen Fragestellungen. Das bedeutet, dass ihnen entweder die entsprechenden mathematischen Schemata fehlten, um die Aufgaben erfolgreich lösen zu können, oder sie nicht in der Lage waren ihr entsprechendes Vorwissen zu aktivieren (Tricot & Sweller, 2014). Wurden sie durch die Verwendung der Liniendiagramme jedoch auf der mathematischen Modellebene bei der Bearbeitung der Aufgaben unterstützt, waren sie besser in der Lage die Repräsentationen der Lernumgebung semantisch zu verarbeiten und zu integrieren sowie ihr Vorwissen zu aktivieren und aus ihren bestehenden Schemata neue zu konstruieren, die zur Beantwortung der Fragestellung nützlich waren.

Zusammenfassung zu Forschungsfrage F4_(II): Zusammenfassend bringt die dynamische Darstellung von Liniendiagrammen für die Bearbeitung der populationsbiologischen Wachstumsprozesse grundsätzlich keinen Mehrwert. Bei Bearbeitung der statischen Liniendiagramme werden ähnliche oder deutlich bessere Leistungen erbracht als mit den dynamischen Liniendiagrammen. Wird jedoch die Expertise der Studierenden berücksichtigt, muss diese Aussage differenziert werden. Für die Gruppe der Sonstigen bringt es einen deutlichen Vorteil für die Bearbeitung der Aufgaben, wenn die Liniendiagramme dynamisch präsentiert wurden. Hypothese H4.1_(II) kann damit nicht angenommen werden.

Die Annahme, dass dynamische Schemazeichnungen stärker unterstützend bei der Aufgabenbearbeitung zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen sind als statische Schemazeichnungen, kann so ebenfalls nicht bestätigt werden. Wenn nur der Zusammenhang zwischen Abstraktion und Dynamik betrachtet wird, werden mit den statischen Schemazeichnungen ähnliche oder deutlich bessere Leistungen erzielt als mit den dynamischen Schemata. Wird wiederum die Expertise der Studierenden mit berücksichtigt, ändert sich diese Beobachtung nur gering. Auch hier sind überwiegend

die statischen Schemazeichnungen den dynamischen Schemata überlegen. Hypothese H4.2_(II) kann damit ebenfalls nicht angenommen werden und muss verworfen werden.

Die letzte Hypothese H4.3_(II) kann nur zum Teil bestätigt werden. Zwar zeigte die Gruppe der Sonstigen bei Verwendung der dynamischen Liniendiagramme die besten Leistungen im Gesamttest, jedoch wurden bei Verwendung der dynamischen Schemazeichnungen wiederum auch die schlechtesten Ergebnisse erzielt. Diese Beobachtung zieht sich durch alle drei Problemstellungen, wobei die Unterschiede zwischen den dynamischen Liniendiagrammen und Schemazeichnungen immer sehr deutlich sind. Zusammenfassend bedeutet dies, dass animierte Liniendiagramme Studierenden, die weder Biologie, noch Mathematik studieren, am besten bei der Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen unterstützen können. Umgekehrt gilt allerdings, dass animierte Schemazeichnungen nicht geeignet sind, um Studierende, die weder Biologie, noch Mathematik studieren, bei der Bearbeitung von Aufgaben zu populationsbiologischen Wachstumsprozessen wirksam unterstützen zu können. Hypothese H4.3_(II) muss daher insgesamt betrachtet abgelehnt werden.

Forschungsfrage 5: Besteht ein Zusammenhang zwischen der Expertise und dem akademischen Fähigkeitsselbstkonzept?

Die Auswertung der Fähigkeitsselbstkonzepte der Studierenden zeigt, dass sie bezüglich ihres individuellen Studienfachs ein größeres Vertrauen in ihre Fähigkeiten mitbringen (Stiensmeier-Pelster & Schöne, 2008). Die Biologiestudierenden schätzen ihr biologisches Fähigkeitsselbstkonzept signifikant höher ein als ihr mathematisches Selbstkonzept. Daraus kann geschlossen werden, dass ihre Zuteilung zu den Biologieexperten passend erscheint. Umgekehrt schätzen sich die Mathematikstudierenden bezüglich ihrer mathematischen Fähigkeiten signifikant höher ein als in ihrem biologischen Fähigkeitsselbstkonzept. Damit ist auch die Zuteilung der Mathematikstudierenden in die Gruppe der Mathematikexperten sinnvoll. Interessant ist, dass die Kontrollgruppe der Studierenden, die weder Biologie, noch Mathematik studieren, sich bezüglich ihres mathematischen und biologischen Selbstkonzepts sehr ähnlich einschätzen. Vom Niveau liegen sie zwischen den Selbstkonzepten der Biologie- und Mathematikexperten. Da sie sich weder in ihrem biologischen, noch in ihrem mathematischen Selbstkonzept signifikant besser einschätzen, erscheint es passend, dass diese Studierenden, weder als Biologie-, noch als Mathematikexperten eingestuft werden.

Insgesamt spiegelt sich die Einteilung der Expertiseschwerpunkte, basierend auf den Studiengängen, im individuellen Fähigkeitsselbstkonzept wider. Die Hypothesen H5.1^(II) und H5.2^(II) können daher angenommen werden.

Forschungsfrage 6: Verändert sich das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept der Studierenden in Abhängigkeit der bearbeiteten Lernumgebung?

Wird das akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts bezüglich seiner individuellen Veränderung innerhalb einer Gruppe betrachtet, finden sich für alle drei Faktoren (Expertise, Abstraktion, Dynamik) signifikante Verschlechterungen, sowohl im mathematischen, als auch im biologischen Fähigkeitsselbstkonzept. Insgesamt bedeutet es also, dass unabhängig von der Expertise, der Abstraktion oder der Dynamik, sowohl das mathematische, als auch das biologische Fähigkeitsselbstkonzept nach Bearbeitung der populationsbiologischen Aufgaben schlechter eingeschätzt wird als zu Beginn. Dies deutet darauf hin,

dass die Aufgaben sowohl aus biologischer, als auch aus mathematischer Sicht schwer zu lösen waren. Ist es den Lernenden aufgrund des hohen inhaltlichen Anspruchs der Aufgaben nicht möglich, die Problemstellungen elaboriert lösen zu können, attribuieren sie ihr Scheitern internal und schätzen sich deshalb im Post-Test schlechter ein (Stiensmeier-Pelster & Schöne, 2008). Beim Vergleich zwischen den Gruppen, finden sich keine signifikanten Unterschiede. Weder bezüglich der einzelnen Faktoren (Expertise, Abstraktion, Dynamik) unterscheiden sich die unabhängigen Stichproben in der Veränderung des Selbstkonzepts statistisch signifikant voneinander, noch besteht bei Kombination aus den einzelnen Faktoren ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den Gruppen.

Zusammenfassend nimmt das mathematische und biologische Fähigkeitsselbstkonzept insgesamt ab. Bezogen auf die abhängige Stichprobe aus Prä- und Post-Test haben die Expertise, die Abstraktion sowie die Dynamik der verwendeten Repräsentation einen signifikanten Einfluss auf das mathematische und zum Teil das biologische Selbstkonzept. Werden alle Faktoren jeweils als unabhängige Stichproben miteinander verglichen, unterscheiden sich die einzelnen Gruppen bezüglich der Veränderung des Selbstkonzepts jedoch nicht statistisch signifikant untereinander. Die Hypothesen H6.1_(II) und H6.2_(II) müssen verworfen werden.

6 Ausblick und Relevanz

6.1 Implikationen für die (fachdidaktische) Lehr-Lernforschung

Aus den Ergebnissen dieser Arbeit lassen sich Schlussfolgerungen für die fachdidaktische Lehr-Lernforschung ziehen.

Eine der größten Schwierigkeiten für die Erfassung der biologischen und mathematischen Modellierungsfähigkeiten der Studierenden war die Entwicklung eines reliablen und validen Messinstruments. Bis jetzt gibt es in der fachdidaktischen Forschung noch kein quantitatives Messinstrument, welches den vollständigen mathematischen Modellierungszyklus abbildet, um damit das mathematische Modellieren in naturwissenschaftlichen Kontexten quantitativ erfassen zu können. Auch im Rahmen dieser Arbeit gelang es leider nicht, ein reliables Messinstrument zu konstruieren. Zwar wurde bei der Erstellung auf konstruktvalide Itemkombinationen (vgl. Kap. 4.2.4 und 5.2.4) geachtet, jedoch zeigten sich vor allem bezüglich der statistischen Analysen in Studie II, die deutlichen Schwierigkeiten reliable Skalen daraus ableiten zu können. Die Entwicklung eines solchen quantitativen Messinstrumentes, bei welchem das mathematische Modellieren auch auf weitere naturwissenschaftliche Kontexte übertragen werden kann, stellt eine wichtige Aufgabe für die zukünftige fachdidaktische Lehr-Lernforschung dar.

Aufbauend auf dem in dieser Arbeit fokussierten Untersuchungsgegenstand des mathematischen Modellierens in biologischen Kontexten, wäre es denkbar, weitere Aspekte zu untersuchen, die an diese Forschung anschließen. Vor allem das Lösen der mathematischen Fragestellungen stellte für die Lernenden eine große Herausforderung dar. Es wäre daher interessant zu überprüfen, ob das mathematische Modellieren durch den Einsatz von *Worked-Out Examples* (Renkl, 1997) mit zusätzlichen *Selbsterklärungen* (Renkl, 2002) unterstützt werden kann. Diese Untersuchung wäre vor allem unter

dem Aspekt der unterschiedlichen Expertise der Studierenden (Mathematikexperten/-novizen, Biologieexperten/-novizen) aufschlussreich (Kroß & Lind, 2001).

Das Ziel der Arbeit war es, unterschiedliche Repräsentationen bezüglich ihrer Unterstützungsmöglichkeit bei mathematischen Modellierungsaufgaben in der Biologie miteinander zu vergleichen. Damit eine bestimmte Repräsentation die Bearbeitung der Problemstellungen unterstützen kann, muss natürlich vorausgesetzt werden, dass diese Abbildung bei der Bearbeitung der Lernumgebungen überhaupt betrachtet werden. Dies kann mit der vorliegenden Arbeit leider nicht genauer nachvollzogen werden. Für weitere fachdidaktische Forschungsarbeiten wäre es daher interessant, durch *Eye Tracking* die Blickbewegungen der Teilnehmer zu analysieren, um damit zu ermitteln, ob, wie und wie lange die Studierenden den unterschiedlichen Abbildungen Aufmerksamkeit schenken.

Damit das Lernen mit den unterschiedlichen Abbildungsformen erleichtert werden kann, sind darüber hinaus unterschiedliche instruktionale Gestaltungsmöglichkeiten denkbar, die das Ziel haben, Lernenden den kognitiven Verarbeitungsprozess zu erleichtern und dadurch den *Cognitive Load* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) zu minimieren. Eine allgemeine Schwierigkeit beim Lernen mit Multimedia ist die Bildung kohärenter mentaler Modelle aus verbalen und piktorialen Informationen (Schnotz, 2002). In der vorliegenden Arbeit wurden die Bilder parallel zu den Informationstexten und Aufgaben angeboten. Es wäre denkbar, im Sinne des *Scaffoldings* (Eitel, Scheiter, Schüler et al., 2013), Lernende zunächst Informationen explizit aus dem Bild extrahieren zu lassen, um diese als mentales Gerüst zu verwenden, wodurch wiederum die Konstruktion des mentalen Modells erleichtert werden kann (Eitel, Scheiter & Schüler, 2013; Eitel, Scheiter, Schüler et al., 2013). Auch wäre es denkbar, Lernenden eine zusätzliche Unterstützung zu bieten, indem durch die Technik des *Signaling* (Mayer & Moreno, 2003; Richter, Scheiter & Eitel, 2016; Seufert, 2003) verwandte Elemente in Texten und Bildern explizit hervorgehoben werden. Eine ähnliche Instruktionmethode ist das *Cueing* (Boucheix, Lowe, Putri & Groff, 2013), wobei dieses vor allem für die dynamischen Darstellungen geeignet ist. Hierbei handelt es sich um die Manipulation visuell-räumlicher Eigenschaften von Lehrmaterialien, um den Lernenden bei der Auswahl relevanter Informationen zu helfen, die Informationen zu organisieren und in eine kohärente Darstellung zu integrieren (de Koning, Tabbers, Rikers & Paas, 2009).

Es wäre interessant eine dieser Instruktionsmethoden zur Unterstützung des Modellierungsprozesses einzusetzen, um zu sehen, ob es dadurch zu einem positiven Lernerfolg kommt.

Aus inhaltlicher Sicht muss betont werden, dass im Rahmen dieser Arbeit lediglich populationsbiologische Wachstumsprozesse und damit ein recht eingeschränkter biologischer Themenbereich behandelt wurden. Dass es bei der Bearbeitung der drei Problemstellungen zu sehr unterschiedlichen Leistungen kam, wird als Indiz für einen deutlichen Einfluss des Kontextes der Aufgaben auf die Bearbeitung gewertet. Innerhalb der Biologie gibt es unzählige weitere Modelle (z.B. Ausbreitung von Krankheiten im Bereich der Epidemiologie, Wahrscheinlichkeit für die Vererbung von bestimmten Merkmalen im Bereich der Populationsgenetik, Enzymkinetik,... vgl. Ableitinger, 2011; Engel, 2010; Müller & Kuttler, 2015), die mit Hilfe der Mathematik erklärt werden können. Für zukünftige Untersuchungen wäre es daher interessant, wie Studierende mit solchen mathematischen Modellierungsaufgaben in der Biologie umgehen.

Im Zuge dieser Überlegung sollte der Aspekt der idealen Bedingungen mit berücksichtigt werden. In dieser Arbeit wurde immer von idealisierten Modellannahmen ausgegangen. Durch die konstanten Bedingungen können konkrete Annahmen über die Entwicklungsverläufe getroffen werden. Es wäre jedoch ebenfalls interessant, wie Studierende mit komplexeren Modellen, wie z.B. Klimamodellen, umgehen, bei denen sich Variablen entsprechend der Realität regelmäßig verändern. Hierfür wäre als instruktionale Unterstützung der Einsatz von Simulationen, die eine flexible Veränderung von Variablen und Parametern erlauben, sinnvoll.

6.2 Praxisrelevanz für Schule sowie Lehrerbildung und -fortbildung

Der rasant fortschreitende Klimawandel, aber auch das starke Bevölkerungswachstum und die damit verbundenen Fragen nach den noch verfügbaren Ressourcen, all diese Themen sind Schlüsselprobleme der Menschheit (vgl. epochaltypische Schlüsselprobleme Klafki, 1998), mit denen sich die Schüler von heute, in Zukunft mehr denn je auseinander setzen müssen. In den Bildungsstandards im Fach Biologie für den mittleren Schulabschluss steht als eines der wichtigsten Ziele der Naturwissenschaftlichen Bildung, die Ermöglichung einer „aktive[n] Teilhabe an gesellschaftlicher Kommunikation und Meinungsbildung“ (Beschlüsse der Kultusministerkonferenz, 2005, S. 6). Für diese aktive Meinungsbildung ist es essentiell, dass die Schüler Fähigkeiten erwerben, mit Prognosen (z.B. über den Fortschritt des Klimawandels) kritisch umzugehen und diese bewerten zu können.

Eine Möglichkeit Schüler an den kritischen Umgang mit Zahlen in naturwissenschaftlichen Kontexten heranzuführen, kann im mathematischen Modellieren gesehen werden. Über den Weg des qualitativen Mathematisierens (vgl. Kap. 2.2.3) können Schüler bereits früh an das Modellieren herangeführt werden. Sie können dadurch motiviert werden, kritisch über Ergebnisse zu reflektieren, wodurch wiederum kognitive Aktivitäten angeregt und eine Verknüpfungen mit Vorwissen aktiviert werden kann. Obwohl im Lehrplan explizit darauf hingewiesen wird, dass z.B. für das Thema der Beeinflussung der Enzymaktivität keine mathematische Herleitung stattfinden soll (Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung, 2019a), ist es dennoch sinnvoll, den Schülern den Zusammenhang zwischen der Biologie und der Mathematik als Werkzeug aufzuzeigen. Dass das Modellieren von populationsbiologischen Wachstumsprozessen mit Hilfe von Differenzialgleichungen für Schüler nicht zielführend ist, kann nach den deutlichen Schwierigkeiten, die selbst Mathematikstudierende mit den Gleichungen hatten, gut nachvollzogen werden. Interessant ist, dass dennoch in einem Biologie Schulbuch der 12. Jahrgangsstufe (Weber, 2010) genau solche Gleichungen gefunden werden konnten. Es ist nicht sinnvoll mathematische Beispiele nur zu verwendet, um biologische Themen hervorzuheben, ohne die Aufmerksamkeit auf die gleichzeitige Entwicklung des mathematischen Denkens der Schüler zu richten (Jungck, 2011).

Eine Möglichkeit, um das mathematische Modellieren im Schulunterricht zu unterstützen, kann in der Verwendung von unterschiedlichen visuellen Darstellungen gesehen werden. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass es zum Teil deutliche Unterschiede in der Nutzungseffizienz der unterschiedlichen Repräsentationskombinationen gab. Wird bei Lernmaterialien eine Auswahl an mehreren Darstellungen geboten, können die Lernenden mit ihrer bevorzugten Darstellungsform arbeiten (Ainsworth, 1999). Darüber hinaus bieten moderne Gestaltungsmöglichkeiten mit digitalen Medien unzählige weitere Möglichkeiten den Lernenden den Verarbeitungsprozess zu erleichtern und dadurch den *Cognitive Load* (Chandler & Sweller, 1991; Sweller et al., 1998) zu minimieren. So sind Methoden wie *Scaffolding* (Eitel, Scheiter, Schüler et al., 2013), *Signaling* (Richter et al., 2016), oder auch *Cueing* (Boucheix et al., 2013) denkbar (vgl. Kap. 6.1). Aber auch die Verwendung von Simulationen für die Modellierung komplexerer Modelle scheint sinnvoll.

Das wichtigste, damit Schüler überhaupt einen adäquaten Umgang mit mathematischen Fragestellungen in naturwissenschaftlichen Kontexten lernen können, sind gut ausgebildete Lehrkräfte, die selbst vertraut sind mit dieser Thematik. Dies stellt unter dem Aspekt der professionellen Handlungskompetenz von Lehrkräften (Baumert & Kunter, 2006) sowie dem fachlichen, fachdidaktischen und pädagogischen Professionswissen von Lehrkräften (Helmke, 2009) eine zentrale Aufgabe der Lehrerbildung dar. Nur wenn die Studierenden ein grundlegendes Fundament, nicht nur an naturwissenschaftlichen, sondern vor allem auch an mathematischen Kompetenzen in ihrem Studium vermittelt bekommen, und darüber hinaus in der fachdidaktischen Lehrerbildung Werkzeuge an die Hand gelegt bekommen, wie sie ihr naturwissenschaftliches und mathematisches Wissen im Unterricht sinnvoll einsetzen können, können sie später in der Schule dieses Wissen aktiv vermitteln.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei all den Personen bedanken, die mich auf diesem Weg begleitet haben und zum Gelingen dieser Dissertation beigetragen haben.

Mein besonderer Dank geht hierbei an meine Erstbetreuerin Frau Prof. Dr. Claudia Nerdel. Sie haben mir den Freiraum und das Vertrauen geschenkt, mich wissenschaftlich weiterentwickeln zu können. Danke für die anregenden Diskussionen, Ihre konstruktiven Hilfestellungen und die Möglichkeit den Goldlaufkäfer in dieser Promotion mit einbringen zu können. Auch bedanke ich mich bei Herrn Prof. Dr. Philipp Schmiemann für das Zweitgutachten dieser Arbeit.

Danke an alle Kolleginnen und Kollegen der Fachdidaktik Life Sciences, die mich über die Jahre begleitet haben und für so viele lustige Momente im Arbeitsalltag gesorgt haben. Danke für die schöne Zusammenarbeit und die geselligen Mittagspausen. Ein herzlicher Dank geht auch an meine unendlich fleißige wissenschaftliche Hilfskraft Christina Peischl. Danke an Dr. Christina Beck und Dr. Patricia Schöppner, dass ihr inhaltlich und methodisch immer ein offenes Ohr für mich hattet und mich auch privat zum Lachen gebracht habt.

Mein besonderer Dank geht an Lukas Traub. Als mein persönlicher Programmierer hast Du mir nicht nur die Animationen programmiert und mir unermüdlichen IT-Support geleistet, Du hast mich jeden Tag angespornt das Beste aus mir heraus zu holen. Danke, dass Du an meiner Seite bist.

Zum Schluss danke ich meiner Familie. Danke, dass ihr mich immer unterstützt habt und an mich geglaubt habt.

Abbildungsverzeichnis

1	Mathematischer Modellierungszyklus nach Blum und Leiß, 2005, S. 19 (1: Problemsituation verstehen, 2: Problem strukturieren/präzisieren, 3: Problem mathematisieren, 4: Mathematische Werkzeuge auswählen, erschaffen und anwenden, 5: Ergebnis interpretieren, 6: Ergebnis validieren)	17
2	Biologisch-mathematischer Modellierungskreislauf	21
3	Prinzip der Kognitiven Theorie des multimedialen Lernens (Verändert nach Mayer (2014))	37
4	Das Integrierte Modell des Text- und Bildverstehens (Verändert nach Schnotz (2001))	39
5	Zuordnung von unterschiedlichen Repräsentationskombinationen zu den einzelnen Modellierungsschritten des biologisch-mathematischen Model- lierungskreislaufs	46
6	Durchführung und Ablauf von Studie I: Erfassung personenbezogener Begleitdaten, Erfassung des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Mathematik und Biologie (prä und post) sowie Bearbeitung einer der beiden Lernumgebungen	57
7	Beispielseite aus der Lernumgebung aus Studie I: Entnommen aus Lern- umgebung 1 (Schemazeichnungen), Problemstellung 1 (exponentielles Wachstum von Bakterien), Aufgabe 6 (Mathematisieren).	58
8	Im Rahmen von Studie I verwendete Abbildungen gegliedert nach Pro- blemstellung und Lernumgebung	62
9	Ablauf der Datenerhebung in Studie II	124

10	Beispielseite aus der Lernumgebung von Studie II (Lernumgebung Schemazeichnung - dynamisch, Problemstellung 1 exponentielles Wachstum von Bakterien, Item 9 „Vorhersage“)	126
11	Alle im Rahmen von Studie II eingesetzten Abbildungen, gegliedert nach den drei Problemstellungen und den jeweils verwendeten Repräsentationsvariationen (1 und 2 statisch, 3 und 4 dynamisch)	127
12	Testleistung in Abhängigkeit der Expertise der Teilnehmer (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)	136
13	Testleistung in Abhängigkeit des Studiengangs der Teilnehmer (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)	136
14	Testleistung in Abhängigkeit der Abstraktion der Repräsentation (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)	139
15	Testleistung in Abhängigkeit der Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der einfaktoriellen Varianzanalyse)	140
16	Testleistung in Abhängigkeit von Expertise und Abstraktion der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	141
17	Testleistung in Abhängigkeit von Expertise und Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	143
18	Testleistung in Abhängigkeit von Abstraktion und Dynamik der Repräsentation (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	145
19	Testleistung im Gesamttest in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	148
20	Testleistung in Problemstellung 1 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	149
21	Testleistung in Problemstellung 2 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	149
22	Testleistung in Problemstellung 3 in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	150
23	Prozentuale Werte der richtigen Antworten über die 13 Items und 3 Problemstellungen	152
24	Prozentuale Werte der falschen Antworten über die 13 Items und 3 Problemstellungen	152

25	Testleistung in Problemstellung 1 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	162
26	Testleistung in Problemstellung 2 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	162
27	Testleistung in Problemstellung 3 bezüglich der Kategorie des mathematischen Verständnis in Abhängigkeit von Item und Expertise (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	163
28	Bearbeitung der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ in Problemstellung 1, in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	167
29	Bearbeitung der Kategorie „Biologische Modellprüfung“ in Problemstellung 1, in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	167
30	Änderung des mathematischen Fähigkeitsselbstkonzepts zwischen Prä- und Post-Test in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	174
31	Änderung des biologischen Fähigkeitsselbstkonzepts zwischen Prä- und Post-Test in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung (Ergebnis der zweifaktoriellen Varianzanalyse)	174

Tabellenverzeichnis

1	Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts aufgeteilt nach Studiengängen (Biologie $N=7$, Mathematik $N=6$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)	98
2	Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Expertiseschwerpunkt (Biologie $N=7$, Mathematik $N=6$)	100
3	Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Repräsentation (Schema $N=7$, Diagramm $N=6$)	100
4	Ergebnisse des Wilcoxon-Test für das akademische Fähigkeitsselbstkonzept aufgeteilt nach Expertise und Repräsentation (Biologie/Schema $N=4$, Biologie/Diagramm $N=3$, Mathematik/Schema $N=3$, Mathematik/Diagramm $N=3$)	101
5	Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer in ihre Studiengänge in Studie II ($N=80$, vollständige Bearbeitung der gesamten Lernumgebung)	122
6	Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer in ihre Studiengänge in Studie II ($N=104$, nur Bearbeitung von Problemstellung 1)	123
7	Abbruchquoten nach den jeweiligen Bearbeitungszeitpunkten in Studie II	134
8	Antworthäufigkeiten der Item 5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 1 $N=104$, Problemstellung 2 $N=84$, Problemstellung 3 $N=80$)	157
9	Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Studie II, aufgeteilt nach Expertiseschwerpunkten (Biologie $N=34$, Mathematik $N=29$, Sonnstige $N=19$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)	170

A.1	Übersicht der 12 Aufgaben aus Studie I	235
A.2	Items der beiden Skalen für das biologische und mathematische akademische Fähigkeitsselbstkonzept	235
A.3	Finales Kategoriensystem zur Analyse mentaler Modelle beim Lösen mathematischer Modellierungsaufgaben in der Biologie	236
A.4	Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens (1.1 Erfolgreicher Abruf von Wissen)	237
A.5	Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens (1.2 Herstellung von Beziehungen zwischen den Problemstellungen & 1.3 Expliziter Rückgriff auf externe Wissensquellen)	238
A.6	Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.1 Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen)	239
A.7	Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.2 Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen)	240
A.8	Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.3 Integration von unterschiedlich repräsentierter Information)	241
A.9	Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.4 Aufbau eines Situationsmodells)	242
A.10	Kategorie 3 - Monitoring	243
A.11	Ergebnis des Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien aus Studie I, gruppiert nach der Expertise (Biologie $N=7$; Mathematik $N=6$)	244
A.12	Ergebnis des Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien aus Studie I, gruppiert nach der verwendeten Repräsentation (Schema $N=7$; Diagramm $N=6$)	244
A.13	Ergebnis des Chi-Quadrat-Tests bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien gruppiert nach Expertise und Repräsentation (Biologie/Schema $N=4$, Biologie/Diagramm $N=3$, Mathematik/Schema $N=3$, Mathematik/Diagramm $N=3$)	245
A.14	Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts ($N=13$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)	245
B.15	Übersicht der 13 Items von Studie II	246

B.16 Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer innerhalb der vier Lernumgebungen von Studie II, gegliedert nach den Expertiseschwerpunkten	246
B.17 Deskriptive Statistik zur Testleistung im gesamten Test und den drei Problemstellungen, in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung	247
B.18 Häufigkeitsprofil der Antworthäufigkeiten der 13 Items aus Problemstellung 1, 2 und 3 (Angaben in Prozent)	248
B.19 Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 1, N=104)	249
B.20 Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 2, N=84)	250
B.21 Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 3, N=80)	250
B.22 Deskriptive Statistik der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise	251
B.23 Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematisches Verständnis“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise	251
B.24 Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematische Modellprüfung“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise	252
B.25 Deskriptive Statistik der Kategorie „Biologische Modellprüfung“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise	252
B.26 Deskriptive Statistik der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung	253
B.27 Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematisches Verständnis“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung	254
B.28 Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematische Modellprüfung“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung	255
B.29 Deskriptive Statistik der Kategorie „Biologische Modellprüfung“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung	256
B.30 Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Studie II (N=80): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)	257

Literatur

- Ableitinger, C. (2011). *Biomathematische Modelle im Unterricht: Fachwissenschaftliche und didaktische Grundlagen mit Unterrichtsmaterialien*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Wiesbaden.
- Ainsworth, S. (1999). The functions of multiple representations. *Computers & Education*, 33, 131–152.
- Ainsworth, S. (2006). DeFT: A conceptual framework for considering learning with multiple representations. *Learning and Instruction*, 16(3), 183–198. doi:10.1016/j.learninstruc.2006.03.001
- Ainsworth, S. (2008). How do animations influence learning? In D. Robinson & G. Schraw (Hrsg.), *Current Perspectives on Cognition, Learning, and Instruction: Recent Innovations in Educational Technology that Facilitate Student Learning* (S. 37–67).
- Ainsworth, S., Bibby, P. & Wood, D. (2002). Examining the Effects of Different Multiple Representational Systems in Learning Primary Mathematics. *The Journal of the Learning Sciences*, 11(1), 25–61.
- Ainsworth, S. & van Labeke, N. (2004). Multiple forms of dynamic representation. *Learning and Instruction*, 14(3), 241–255. doi:10.1016/j.learninstruc.2004.06.002
- Artigue, M. & Blomhøj, M. (2013). Conceptualizing inquiry-based education in mathematics. *ZDM*, 45(6), 797–810. doi:10.1007/s11858-013-0506-6
- Ayres, P. & Paas, F. (2007). Can the cognitive load approach make instructional animations more effective? *Applied Cognitive Psychology*, 21(6), 811–820. doi:10.1002/acp.1351
- Baddeley, A. D. (1990). *Human memory: Theory and practice*. Boston: Allyn and Bacon.
- Bagno, E., Berger, H. & Eylon, B.-S. (2008). Meeting the challenge of students' understanding of formulae in high-school physics: a learning tool. *Physics Education*, 43(1), 75–82.

- Baumert, J. & Kunter, M. (2006). Stichwort: Professionelle Kompetenz von Lehrkräften. *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft*, 9(4), 469–520.
- Beck, C. (2017). Biologiespezifisches Bildverständnis beim Umgang mit multiplen externen Repräsentationen: Entwicklung und Validierung eines Kompetenzmodells zur Integration von Diagrammen und Schemata: Dissertation. Technische Universität München. Zugriff unter <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1368009/1368009.pdf>
- Begon, M., Howarth, R. W. & Townsend, C. R. (2017). *Ökologie* (3. Auflage). Berlin: Springer Spektrum.
- Berger, K. (2012). Bilder, Animationen und Notizen: Empirische Untersuchung zur Wirkung einfacher visueller Repräsentationen und Notizen auf den Wissenserwerb in der Optik: Dissertation. Universität Wien.
- Berney, S. & Bétrancourt, M. (2016). Does animation enhance learning? A meta-analysis. *Computers & Education*, 101, 150–167. doi:10.1016/j.compedu.2016.06.005
- Beschlüsse der Kultusministerkonferenz. (2004). Bildungsstandards im Fach Mathematik für den Mittleren Schulabschluss. München: Wolters Kluwer Deutschland GmbH.
- Beschlüsse der Kultusministerkonferenz. (2005). *Bildungsstandards im Fach Biologie für den Mittleren Schulabschluss*. München, Neuwied: Luchterhand.
- Bétrancourt, M. (2005). The animation and Interactivity Principles in Multimedia Learning. In R. E. Mayer (Hrsg.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (S. 287–296). New York: Cambridge University Press.
- Bétrancourt, M. & Tversky, B. (2000). Effect of computer animation on users' performance: a review. *Le travail humain*, 4(63), 311–329.
- Blum, W. (1985). Anwendungsorientierter Mathematikunterricht in der didaktischen Diskussion. In *Mathematische Semesterberichte. Zur Pflege des Zusammenhangs zwischen Schule und Universität* (Bd. 32, S. 195–232). Göttingen: Vandenhoeck & Ruprecht.
- Blum, W. & Borromeo Ferri, R. (2009). Mathematical Modelling: Can It Be Taught And Learnt? *Journal of Mathematical Modelling and Application*, 1(1), 45–58.
- Blum, W. & Leiß, D. (2005). Modellieren im Unterricht mit der "Tanken"-Aufgabe. *mathematik lehren*, (128), 18–21.
- Blum, W. & Leiß, D. (2006). "Filling up": The Problem of independence-preserving teacher interventions in lessons with demanding modelling tasks. In M. Bosch

- (Hrsg.), *European Research in Mathematics Education IV* (S. 1623–1633). Universitat Ramon Llull.
- Blum, W. & Schukajlow, S. (2018). Selbständiges Lernen mit Modellierungsaufgaben: Untersuchung von Lernumgebungen zum Modellieren im Projekt DISUM. In S. Schukajlow & W. Blum (Hrsg.), *Evaluierte Lernumgebungen zum Modellieren* (S. 51–72). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Bogacz, S. & Trafton, J. G. (2002). Understanding Static and Dynamic Visualizations. In M. Hegarty, B. Meyer & N. H. Narayanan (Hrsg.), *Diagrammatic Representation and Inference* (Bd. 2317, S. 347–349). Lecture Notes in Computer Science. doi:10.1007/3-540-46037-3\textunderscore}35
- Borromeo Ferri, R. (2011). *Wege zur Innenwelt des mathematischen Modellierens: Kognitive Analysen zu Modellierungsprozessen im Mathematikunterricht* (1. Aufl.). Wiesbaden: Vieweg+Teubner (GWV).
- Borromeo Ferri, R., Greefrath, G. & Kaiser, G. (Hrsg.). (2013). *Mathematisches Modellieren für Schule und Hochschule: Theoretische und didaktische Hintergründe*. Realitätsbezüge im Mathematikunterricht. Wiesbaden: Springer Spektrum.
- Bortz, J. & Schuster, C. (2016). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler* (Limitierte Sonderausgabe, 7., vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage). Springer-Lehrbuch. Berlin: Springer.
- Bossé, M. J., Lee, Tammy, D., Swinson, M. & Faulconer, J. (2010). The NCTM Process Standards and the Five Es of Science: Connecting Math and Science. *School Science and Mathematics*, 110(5), 262–276. doi:10.1111/j.1949-8594.2010.00033.x
- Boucheix, J.-M., Lowe, R., Putri, D. K. & Groff, J. (2013). Cueing animations: Dynamic signaling aids information extraction and comprehension. *Learning and Instruction*, 25, 71–84. doi:10.1016/j.learninstruc.2012.11.005
- Boulter, C. J. & Buckley, B. C. (2000). Constructing a Typology of Models for Science Education. In J. K. Gilbert & C. J. Boulter (Hrsg.), *Developing models in science education* (S. 41–57). Dordrecht: Kluwer.
- Bühl, A. (2019). *SPSS: Einführung in die moderne Datenanalyse ab SPSS 25* (16., aktualisierte Auflage). Pearson Studium - Scientific Tools. Hallbergmoos: Pearson.

- Bühner, M. & Ziegler, M. (2012). *Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler* (3. Aufl.). Always learning. München: Pearson Studium. Zugriff unter <http://lib.myilibrary.com/detail.asp?id=404927>
- Busse, A. (2013). Umgang mit realitätsbezogenen Kontexten in der Sekundarstufe II. In R. Borromeo Ferri, G. Greefrath & G. Kaiser (Hrsg.), *Mathematisches Modellieren für Schule und Hochschule*. Realitätsbezüge im Mathematikunterricht. Wiesbaden: Springer Spektrum.
- Cai, D., Viljaranta, J. & Georgiou, G. K. (2018). Direct and indirect effects of self-concept of ability on math skills. *Learning and Individual Differences*, 61, 51–58. doi:10.1016/j.lindif.2017.11.009
- Campbell, A. M., Zanta, C. A., Heyer, L. J., Kittinger, B., Gabric, K. M., Adler, L. & Schulz, B. (2006). DNA microarray wet lab simulation brings genomics into the high school curriculum. *CBE life sciences education*, 5(4), 332–339. doi:10.1187/cbe.06-07-0172
- Chandler, P. & Sweller, J. (1991). Cognitive Load Theory and the Formation of Instruction. *Cognition and Instruction*, 8(4), 293–332.
- ChanLin, L. (2001). Formats and prior knowledge on learning in a computer-based lesson. *Journal of Computer Assisted Learning*, 17, 406–419.
- Chi, M. T. H. (2006). Two Approaches to the Study of Experts' Characteristics. In K. A. Ericsson (Hrsg.), *The Cambridge handbook of expertise and expert performance*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Cohen, J. E. (2004). Mathematics is biology's next microscope, only better; biology is mathematics' next physics, only better. *PLoS biology*, 2(12), 2017–2023. doi:10.1371/journal.pbio.0020439
- Collins, A. & Gentner, D. (1987). How people construct mental models. In D. Holland & N. Quinn (Hrsg.), *Cultural models in language and thought* (S. 243–266). Cambridge: Cambridge University Press.
- Davison, D. M., Miller, K. W. & Metheny, D. L. (1995). What Does Integration of Science and Mathematics Really Mean? *School Science and Mathematics*, 95(5), 226–230. doi:10.1111/j.1949-8594.1995.tb15771.x
- de Koning, B. B., Tabbers, H. K., Rikers, R. M. J. P. & Paas, F. (2009). Towards a Framework for Attention Cueing in Instructional Animations: Guidelines for Research and

- Design. *Educational Psychology Review*, 21(2), 113–140. doi:10.1007/s10648-009-9098-7
- Dickhäuser, C. & Buch, S. R. (2009). Leistung nach Misserfolg in Abhängigkeit von Zielorientierung und aufgabenspezifischem Fähigkeitsselbstkonzept: Eine experimentelle Studie. *Zeitschrift für Pädagogische Psychologie*, 23(3-4), 247–258. doi:10.1024/1010-0652.23.34.247
- Döring, N. & Bortz, J. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (5. vollständig überarbeitete, aktualisierte und erweiterte Auflage). Springer-Lehrbuch. doi:10.1007/978-3-642-41089-5
- Duval, R. (2006). A Cognitive Analysis of Problems of Comprehension in a Learning of Mathematics. *Educational Studies in Mathematics*, 61(1-2), 103–131. doi:10.1007/s10649-006-0400-z
- Eck, C., Garcke, H. & Knabner, P. (2017). *Mathematische Modellierung* (3. Auflage). Springer-Lehrbuch. Berlin: Springer Spektrum. Zugriff unter <http://www.springer.com/>
- Eilam, B. (2013). Possible Constraints of Visualization in Biology: Challenges in Learning with Multiple Representations. In D. F. Treagust & C.-Y. Tsui (Hrsg.), *Multiple representations in biological education* (S. 55–73). Models and Modeling in Science Education. Dordrecht: Springer.
- Eitel, A., Scheiter, K. & Schüler, A. (2013). How Inspecting a Picture Affects Processing of Text in Multimedia Learning. *Applied Cognitive Psychology*, 27(4), 451–461. doi:10.1002/acp.2922
- Eitel, A., Scheiter, K., Schüler, A., Nyström, M. & Holmqvist, K. (2013). How a picture facilitates the process of learning from text: Evidence for scaffolding. *Learning and Instruction*, 28, 48–63. doi:10.1016/j.learninstruc.2013.05.002
- Engel, J. (2010). *Anwendungsorientierte Mathematik: Von Daten zur Funktion: Eine Einführung in die mathematische Modellbildung für Lehramtsstudierende*. Mathematik für das Lehramt. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Ericsson, K. A. & Charness, N. (1994). Expert performance: Its structure and acquisition. *American Psychologist*, 49(8), 725–747. doi:10.1037/0003-066x.49.8.725
- Ericsson, K. A. & Simon, H. A. (1993). *Protocol analysis: Verbal reports as data* (Rev. ed., 3. print). A Bradford book. Cambridge, Mass.: MIT Press.

- Flaherty, E. G. (2014). The Thinking Aloud Technique and Problem Solving Ability. *The Journal of Educational Research*, 68(6), 223–225.
- Fleige, J., Seegers, A., Upmeyer zu Belzen, A. & Krüger, D. (Hrsg.). (2016). *Modellkompetenz im Biologieunterricht 7 -10: Phänomene begreifbar machen - in 11 komplett ausgearbeiteten Unterrichtseinheiten* (2. Auflage). Donauwörth: Auer.
- Frey, A., Taskinen, P., Schütte, K., Prenzel, M., Artelt, C., Baumert, J., ... Pekrun, R. (Hrsg.). (2009). *PISA-2006-Skalenhandbuch: Dokumentation der Erhebungsinstrumente*. Münster: Waxmann.
- Friedman, A. (1979). Framing pictures: The role of knowledge in automatized encoding and memory for gist. *Journal of experimental psychology. General*, 108(3), 316–355.
- Friel, s. N., Curcio, F. R. & Bright, G. W. (2001). Making Sense of Graphs: Critical Factors Influencing Comprehension and Instructional Implications. *Journal for Research in Mathematics Education*, 32(2), 124–158.
- Galbraith, P. (2012). Models of Modelling: Genres, Purposes or Perspectives. *Journal of Mathematical Modelling and Application*, 1(5), 3–6.
- Galbraith, P. & Stillman, G. (2006). A framework for identifying student blockages during transitions in the modelling process. *Zentralblatt für Didaktik der Mathematik*, 2(38), 143–162.
- Gentner, D. & Markman, A. B. (1997). Structure mapping in analogy and similarity. *American Psychologist*, 52(1), 45–56. doi:10.1037//0003-066X.52.1.45
- Gentner, D. & Stevens, A. L. (Hrsg.). (1983). *Mental Models*. Hoboken: Taylor and Francis. Zugriff unter <http://gbv.ebib.com/patron/FullRecord.aspx?p=1596442>
- Gentner, D. & Whitley, E. W. (1997). Mental models of population growth: A preliminary investigation. In M. H. Bazerman (Hrsg.), *Environment, ethics, and behavior* (S. 209–233). The New Lexington Press social and behavioral science series. San Francisco: New Lexington Press.
- Gilbert, J. K. (2005). Visualization: A metacognitive skill in science and science education. In J. K. Gilbert (Hrsg.), *Visualization in science education* (S. 9–27). Models and Modeling in Science Education. Dordrecht: Springer.
- Gilbert, J. K., Boulter, C. J. & Elmer, R. (2000). Positioning Models in Science Education and in Design and Technology Education. In J. K. Gilbert & C. J. Boulter (Hrsg.), *Developing models in science education* (S. 3–17). Dordrecht: Kluwer.

- Gilbert, S. F. (2018). Achilles and the tortoise: Some caveats to mathematical modeling in biology. *Progress in biophysics and molecular biology*, 137, 37–45. doi:10.1016/j.pbiomolbio.2018.01.005
- Goldhausen, I. & Di Fuccia, D. (2015). Der Prozess des mathematischen Modellierens im Chemieunterricht. In S. Bernholt (Hrsg.), *Heterogenität und Diversität - Vielfalt der Voraussetzungen im naturwissenschaftlichen Unterricht* (S. 205–207). Kiel: IPN.
- Goldin, G. A. & Kaput, J. J. (1996). A joint perspective on the idea of representation in learning and doing mathematics. In L. P. Steffe (Hrsg.), *Theories of mathematical learning* (S. 397–430). Mahwah, N.J.: L. Erlbaum Associates.
- Gouvea, J. & Passmore, C. (2017). 'Models of' versus 'Models for'. *Science & Education*, 26(1-2), 49–63. doi:10.1007/s11191-017-9884-4
- Greefrath, G. (2010). *Didaktik des Sachrechnens in der Sekundarstufe*. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag.
- Greefrath, G., Kaiser, G., Blum, W. & Borromeo Ferri, R. (2013). Mathematisches Modellieren – Eine Einführung in theoretische und didaktische Hintergründe. In R. Borromeo Ferri, G. Greefrath & G. Kaiser (Hrsg.), *Mathematisches Modellieren für Schule und Hochschule* (S. 11–37). Realitätsbezüge im Mathematikunterricht. Wiesbaden: Springer Spektrum.
- Hafner, A. J. (1957). Influence of Verbalization on Problem Solving. *Psychological Reports*, (3), 360.
- Halloun, I. A. (2007). Mediated Modeling in Science Education. *Science & Education*, 16(7-8), 653–697. doi:10.1007/s11191-006-9004-3
- Harrison, A. G. & Treagust, D. F. (2000). A typology of school science models. *International Journal of Science Education*, 22(9), 1011–1026. doi:10.1080/095006900416884
- Hasler, B. S., Kersten, B. & Sweller, J. (2007). Learner control, cognitive load and instructional animation. *Applied Cognitive Psychology*, 21(6), 713–729. doi:10.1002/acp.1345
- Hegarty, M. (1992). Mental Animation: Inferring Motion From Static Displays of Mechanical Systems. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 18(5), 1084–1102.
- Hegarty, M. (2014). Multimedia Learning and the Development of Mental Models. In R. E. Mayer (Hrsg.), *The Cambridge handbook of multimedia learning* (S. 673–702). Cambridge handbooks in psychology. doi:10.1017/CBO9781139547369.033

- Hegarty, M., Kriz, S. & Cate, C. (2003). The Roles of Mental Animations and External Animations in Understanding Mechanical Systems. *Cognition and Instruction*, 21(4), 209–249. doi:10.1207/s1532690xci2104\textunderscore}1
- Helmke, A. (2009). *Unterrichtsqualität und Lehrerprofessionalität: Diagnose, Evaluation und Verbesserung des Unterrichts* (1. Auflage). Seelze-Velber: Klett/Kallmeyer.
- Henn, H.-W. (2002). Mathematik und der Rest der Welt. *mathematik lehren*, (113), 4–7.
- Henn, H.-W. & Kaiser, G. (2001). Mathematik – ein polarisierendes Schulfach. *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft*, 4(3), 359–380. doi:10.1007/s11618-001-0042-y
- Höffler, T. N. (2007). Lernen mit dynamischen Visualisierungen: Metaanalyse und experimentelle Untersuchungen zu einem naturwissenschaftlichen Lerninhalt. Universität Duisburg-Essen.
- Höffler, T. N. (2010). Spatial Ability: Its Influence on Learning with Visualizations—a Meta-Analytic Review. *Educational Psychology Review*, 22(3), 245–269. doi:10.1007/s10648-010-9126-7
- Höffler, T. N. & Leutner, D. (2007). Instructional animation versus static pictures: A meta-analysis. *Learning and Instruction*, 17(6), 722–738. doi:10.1016/j.learninstruc.2007.09.013
- Höffler, T. N. & Schwartz, R. N. (2011). Effects of pacing and cognitive style across dynamic and non-dynamic representations. *Computers & Education*, 57(2), 1716–1726. doi:10.1016/j.compedu.2011.03.012
- Janssen, J. & Laatz, W. (2013). *Statistische Datenanalyse mit SPSS: Eine anwendungsorientierte Einführung in das Basissystem und das Modul Exakte Tests* (8. Aufl. 2013). Berlin: Springer.
- Jenkinson, J. (2017). The Role of Craft-Based Knowledge in the Design of Dynamic Visualizations. In R. Lowe & R. Ploetzner (Hrsg.), *Learning from dynamic visualization* (S. 93–117). Cham: Springer.
- Johnson-Laird, P. N. (1990). *Mental models: Towards a cognitive science of language, inference, and consciousness* (Reprinted.). Cambridge: Cambridge Univ. Press.
- Jungck, J. R. (2011). Mathematical Biology Education: Modeling Makes Meaning. *Mathematical Modelling of Natural Phenomena*, 6(6), 1–21. doi:10.1051/mmnp/20116601
- Kalyuga, S., Ayres, P., Chandler, P. & Sweller, J. (2003). The expertise reversal effect. *Educational Psychologist*, 38(1).

- Karsai, I. & Kamps, G. (2010). The Crossroads between Biology and Mathematics: The Scientific Method as the Basics of Scientific Literacy. *BioScience*, 60(8), 632–638. doi:10.1525/bio.2010.60.8.9
- Kauffman, S. A. (1993). *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*. Oxford University Press.
- Kimpel, L. (2018). *Aufgaben in der Allgemeinen Chemie: Zum Zusammenspiel von chemischem Verständnis und Rechenfähigkeit*. Berlin: Logos Verlag.
- Kintsch, W. (1988). The Role of Knowledge in Discourse Comprehension: A Construction-Integration Model. *Psychological Review*, 95(2), 163–182.
- Kintsch, W. (1993). Information accretion and reduction in text processing: Inferences. *Discourse Processes*, 16(1-2), 193–202. doi:10.1080/01638539309544837
- Kintsch, W. & Greeno, J. G. (1985). Understanding and solving word arithmetic problems. *Psychological Review*, 92(1), 109–129. doi:10.1037/0033-295X.92.1.109
- Klafki, W. (1998). Schlüsselprobleme der modernen Welt und die Aufgaben der Schule: Grundlinien einer neuen Allgemeinbildungskonzeption in internationaler/interkultureller Perspektive. In I. Gogolin, M. Krüger-Potratz & M. A. Meyer (Hrsg.), *Pluralität und Bildung* (S. 235–249). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Kline, M. (1986). *Mathematics and the search for knowledge* (7. printing). New York, NY: Oxford Univ. Press.
- Knauff, M. (2019). Mentales Modell. In M. A. Wirtz (Hrsg.), *Dorsch - Lexikon der Psychologie*. Zugriff unter <https://m.portal.hogrefe.com/dorsch/mentales-modell/>
- Knuuttila, T. (2011). Modelling and representing: An artefactual approach to model-based representation. *Studies in History and Philosophy of Science Part A*, 42(2), 262–271. doi:10.1016/j.shpsa.2010.11.034
- Konrad, K. (2010). Lautes Denken. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 476–490). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Wiesbaden.
- Kot, M. (2001). *Elements of Mathematical Ecology*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kozma, R. & Russel, J. (1997). Multimedia and Understanding: Expert and Novice Responses to Different Representations of Chemical Phenomena. *Journal of Research in Science Teaching*, 34(9), 949–968.

- Kroß, A. & Lind, G. (2001). Einfluss des Vorwissens auf Intensität und Qualität des Selbsterklärens beim Lernen mit biologischen Beispielaufgaben. *Unterrichtswissenschaft*, 29(1), 5–25.
- Krüger, D., Kauertz, A. & Upmeyer zu Belzen, A. (2018). Modelle und das Modellieren in den Naturwissenschaften. In D. Krüger, I. Parchmann & H. Schecker (Hrsg.), *Theorien in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Kuckartz, U., Rädiker, S., Ebert, T. & Schehl, J. (2013). *Statistik: Eine verständliche Einführung*. Wiesbaden: Springer VS.
- Kühl, T., Scheiter, K., Gerjets, P. & Gemballa, S. (2011). Can differences in learning strategies explain the benefits of learning from static and dynamic visualizations? *Computers & Education*, 56(1), 176–187. doi:10.1016/j.compedu.2010.08.008
- Lachmayer, S., Nerdel, C. & Prechtel, H. (2007). Modellierung kognitiver Fähigkeiten beim Umgang mit Diagrammen im naturwissenschaftlichen Unterricht. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 13, 145–160.
- Larkin, J. H. & Simon, H. A. (1987). Why a Diagram is (Sometimes) Worth Ten Thousand Words. *Cognitive Science*, 11(1), 65–100. doi:10.1016/S0364-0213(87)80026-5
- Lehmann, I. & Schulz, W. (2016). *Mengen - Relationen - Funktionen: Eine anschauliche Einführung* (4., überarbeitete und erweiterte Auflage). Wiesbaden: Springer Spektrum.
- Lenzner, A., Schnotz, W. & Müller, A. (2013). The role of decorative pictures in learning. *Instructional Science*, 41(5), 811–831. doi:10.1007/s11251-012-9256-z
- Leutner, D., Opfermann, M. & Schmeck, A. (2014). Lernen mit Medien. In T. Seidel & A. Krapp (Hrsg.), *Pädagogische Psychologie* (S. 297–322). Psychologie 2014. Weinheim: Julius Beltz.
- Lewalter, D. (1997). *Lernen mit Bildern und Animationen: Studie zum Einfluß von Lernermerkmalen auf die Effektivität von Illustrationen: Zugl.: München, Univ., Diss., 1996*. Pädagogische Psychologie und Entwicklungspsychologie. Münster: Waxmann.
- Lind, G., Friege, G., Kleinschmidt, L. & Sandmann, A. (2004). Beispiellernen und Problemlösen. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 10, 29–49.
- Lind, G. & Sandmann, A. (2003). Lernstrategien und Domänenwissen. *Zeitschrift für Psychologie / Journal of Psychology*, 211(4), 171–192. doi:10.1026/ /0044-3409.211.4.171

- Lowe, R. (1999). Extracting information from an animation during complex visual learning. *European Journal of Psychology of Education*, 14(2), 225–244. doi:10.1007/BF03172967
- Lowe, R. (2008). Learning from Animation: Where to Look, When to Look. In R. Lowe & W. Schnotz (Hrsg.), *Learning with animation*. Cambridge: Cambridge Univ.
- Lowe, R. & Boucheix, J.-M. (2008). Learning from Animated Diagrams: How Are Mental Models Built? In G. Stapleton, J. Howse & J. Lee (Hrsg.), *Diagrammatic Representation and Inference* (Bd. 5223, S. 266–281). Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Lowe, R. & Boucheix, J.-M. (2017). A Composition Approach to Design of Educational Animations. In R. Lowe & R. Ploetzner (Hrsg.), *Learning from dynamic visualization* (S. 5–30). Cham: Springer.
- Madlung, A., Bremer, M., Himelblau, E. & Tullis, A. (2011). A study assessing the potential of negative effects in interdisciplinary math-biology instruction. *CBE life sciences education*, 10(1), 43–54. doi:10.1187/cbe.10-08-0102
- Mahr, B. (2008). Ein Modell des Modellseins: Ein Beitrag zur Aufklärung des Modellbegriffs. In U. Dirks & E. Knobloch (Hrsg.), *Modelle* (S. 187–218). Frankfurt am Main: Lang.
- Mäki, U. (2005). Models are experiments, experiments are models. *Journal of Economic Methodology*, 12(2), 303–315. doi:10.1080/13501780500086255
- Malvern, D. (2000). Mathematical Models in Science. In J. K. Gilbert & C. J. Boulter (Hrsg.), *Developing models in science education* (S. 59–92). Dordrecht: Kluwer.
- Massolt, J., Nowak, A., Trump, S. & Borowski, A. (2016). Mathematisches Modellieren im Physikunterricht - Erfolgreiche SuS vs. Nicht-erfolgreiche SuS. In C. Maurer (Hrsg.), *Authentizität und Lernen - das Fach in der Fachdidaktik. Gesellschaft für Didaktik der Chemie und Physik, Jahrestagung in Berlin 2015*. (S. 464–466).
- Mayer, R. E. (1997). Multimedia Learning: Are We Asking the Right Questions? *Educational Psychologist*, 32(1), 1–19.
- Mayer, R. E. (2009). *Multimedia learning* (Second edition). Cambridge: Cambridge University Press. Zugriff unter <https://doi.org/10.1017/CBO9780511811678>

- Mayer, R. E. (2014). Cognitive Theory of Multimedia Learning. In R. E. Mayer (Hrsg.), *The Cambridge handbook of multimedia learning* (S. 43–71). Cambridge handbooks in psychology. doi:10.1017/CBO9781139547369.005
- Mayer, R. E., Hegarty, M., Mayer, S. & Campbell, J. (2005). When static media promote active learning: Annotated illustrations versus narrated animations in multimedia instruction. *Journal of experimental psychology. Applied*, 11(4), 256–265. doi:10.1037/1076-898X.11.4.256
- Mayer, R. E. & Moreno, R. (2002). Animation as an Aid to Multimedia Learning. *Educational Psychology Review*, 14(1), 87–99.
- Mayer, R. E. & Moreno, R. (2003). Nine Ways to Reduce Cognitive Load in Multimedia Learning. *Educational Psychologist*, 38(1), 43–52.
- Mayring, P. (2010). Qualitative Inhaltsanalyse. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 601–613). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften / Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Wiesbaden.
- McEwen, L. A., Harris, D., Schmid, R. F., Vogel, J., Western, T. & Harrison, P. (2009). Evaluation of the redesign of an undergraduate cell biology course. *CBE life sciences education*, 8(1), 72–78. doi:10.1187/cbe.07-09-0088
- Meisert, A. (2008). Vom Modellwissen zum Modellverständnis: Elemente einer umfassenden Modellkompetenz und deren Fundierung durch lernerseitige Kriterien zur Klassifikation von Modellen. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 14, 243–261.
- Metz, A. M. (2008). Teaching statistics in biology: Using inquiry-based learning to strengthen understanding of statistical analysis in biology laboratory courses. *CBE life sciences education*, 7(3), 317–326. doi:10.1187/cbe.07-07-0046
- Mietzel, G. (2007). *Pädagogische Psychologie des Lernens und Lehrens* (8., überarb. und erw. Aufl.). Lehrbuch. Göttingen: Hogrefe. Zugriff unter <http://elibrary.hogrefe.de/9783840921001/A>
- Moschkovich, J., Schoenfeld, A. H. & Arcavi, A. (1993). Aspects of understanding: On multiple perspectives and representations of linear relations and connections among them. In T. A. Romberg, E. Fenemba & T. P. Carpenter (Hrsg.), *Integrating research on the graphical representation of functions* (S. 69–100). New York: Erlbaum.

- Müller, J. & Kuttler, C. (2015). *Methods and models in Mathematical Biology: Deterministic and stochastic approaches* (1st ed.). Lecture notes on Mathematical Modelling in the Life Sciences. doi:10.1007/978-3-642-27251-6
- Nachtigall, W. (1978). *Einführung in biologisches Denken und Arbeiten* (2., durchges. Aufl.). Biologische Arbeitsbücher. Heidelberg: Quelle & Meyer.
- Nerdel, C. (2002). Die Wirkung von Animation und Simulation auf das Verständnis von stoffwechselphysiologischen Prozessen. Kiel.
- Nerdel, C. (2017). *Grundlagen der Naturwissenschaftsdidaktik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Nerdel, C., Nitz, S. & Prechtel, H. (2019). Kompetenzen beim Umgang mit Abbildungen und Kompetenzen beim Umgang mit Abbildungen und Diagrammen. In J. Groß, M. Hammann, P. Schmiemann & J. Zabel (Hrsg.), *Biologiedidaktische Forschung* (S. 147–165). Berlin: Springer Spektrum.
- Niegemann, H. M. (2008). *Kompendium multimediales Lernen*. X.media.press. Berlin: Springer.
- Nitz, S., Ainsworth, S., Nerdel, C. & Prechtel, H. (2014). Do student perceptions of teaching predict the development of representational competence and biological knowledge? *Learning and Instruction*, 31, 13–22.
- Nitz, S. & Fechner, S. (2018). Mentale Modelle. In D. Krüger, I. Parchmann & H. Schecker (Hrsg.), *Theorien in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Ortiz, M. T. (2006). Numbers, Neurons & Tides, Oh My! Mathematics, the Forgotten Tool in Biology. *The American Biology Teacher*, 68(8), 458–462.
- Paivio, A. (1990). *Mental representations: A dual coding approach*. Oxford psychology series. Oxford: Oxford University Press und Clarendon Press.
- Pang, J. & Good, R. (2000). A Review of the Integration of Science and Mathematics: Implications for Further Research. *School Science and Mathematics*, 100(2), 73–82. doi:10.1111/j.1949-8594.2000.tb17239.x
- Passmore, C., Gouvea, J. & Giere, R. N. (2014). Models in Science and in Learning Science: Focusing Scientific Practice on Sense-making. In M. R. Matthews (Hrsg.), *International Handbook of Research in History, Philosophy and Science Teaching* (S. 1171–1202). Dordrecht: Springer Netherlands.

- Planinic, M., Ivanjek, L., Susac, A. & Milin-Sipus, Z. (2013). Comparison of university students' understanding of graphs in different contexts. *Physical Review Special Topics - Physics Education Research*, 9(2). doi:10.1103/PhysRevSTPER.9.020103
- Pollak, H. O. (1979). The Interaction between Mathematics and Other School Subjects. In UNESCO (Hrsg.), *New Trends in Mathematics Teaching IV* (S. 232–248). Paris.
- Porter, T. M. (1995). *Trust in Numbers: The Pursuit of Objectivity in Science and Public Life*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Renkl, A. (1997). Learning from worked-out examples: A study on individual differences. *Cognitive Science*, 21(1), 1–29. doi:10.1016/S0364-0213(99)80017-2
- Renkl, A. (2002). Worked-out examples: Instructional explanations support learning by self-explanations. *Learning and Instruction*, 12(5), 529–556. doi:10.1016/S0959-4752(01)00030-5
- Renkl, A. & Scheiter, K. (2017). Studying Visual Displays: How to Instructionally Support Learning. *Educational Psychology Review*, 29(3), 599–621. doi:10.1007/s10648-015-9340-4
- Retzlaff-Fürst, C. (2013). Protokollieren, Zeichnen und Mathematisieren. In H. Gropengießer, U. Harms & U. Kattmann (Hrsg.), *Fachdidaktik Biologie* (S. 312–324). Seelze: Aulis Verlag.
- Richter, J., Scheiter, K. & Eitel, A. (2016). Signaling text-picture relations in multimedia learning: A comprehensive meta-analysis. *Educational Research Review*, 17, 19–36. doi:10.1016/j.edurev.2015.12.003
- Rothe, H.-J. & Schindler, M. (1996). Expertise und Wissen. In H. Gruber & A. Ziegler (Hrsg.), *Expertiseforschung* (S. 35–57). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.
- Salomon, G. (1979). Media and symbol systems as related to cognition and learning. *Journal of Educational Psychology*, 71(2), 131–148.
- Salomon, G. (1994). *Interaction of Media, Cognition, and Learning*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Sandmann, A. (2014). Lautes Denken - die Analyse von Denk-, Lern- und Problemlöseprozessen. In D. Krüger, I. Parchmann & H. Schecker (Hrsg.), *Methoden in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung* (S. 179–188). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

- Schmalhofer, F. (1996). Maschinelles Lernen: Eine Kognitionswissenschaftliche Betrachtung. In N. Birbaumer, D. Frey, J. Kuhl, F. E. Weinert & W. Prinz (Hrsg.), *Enzyklopädie der Psychologie* (S. 445–501). Göttingen: Hogrefe.
- Schmidt, H.-J., Bell, H.-J. & Wainwright, M. (1975). Mathematische Probleme im Chemieunterricht. *Praxis der Naturwissenschaften-Chemie in der Schule*, 24(85).
- Schnotz, W. (2001). Wissenserwerb mit Multimedia. *Zeitschrift für Lernforschung*, 29(4), 292–318.
- Schnotz, W. (2002). Wissenserwerb mit Texten, Bildern und Diagrammen. In L. J. Issing & P. Klimsa (Hrsg.), *Information und Lernen mit Multimedia und Internet* (S. 65–81). Weinheim: Beltz PVU.
- Schnotz, W. & Bannert, M. (2003). Construction and interference in learning from multiple representation. *Learning and Instruction*, 13(2), 141–156. doi:10.1016/S0959-4752(02)00017-8
- Schnotz, W., Böckheler, J., Grzondziel, H., Gärtner, I. & Wächter, M. (1998). Individuelles und kooperatives Lernen mit interaktiven animierten Bildern. *Zeitschrift für Pädagogische Psychologie*, 12(2-3), 135–145.
- Schnotz, W. & Lowe, R. (2003). External and internal representations in multimedia learning: (Introduction). *Learning and Instruction*, 13(2), 117–123. doi:10.1016/S0959-4752(02)00015-4
- Schnotz, W. & Lowe, R. (2008). A Unified View of Learning from Animated and Static Graphics. In R. Lowe & W. Schnotz (Hrsg.), *Learning with animation* (S. 304–356). Cambridge: Cambridge Univ.
- Schnotz, W., Zink, T. & Pfeiffer, M. (1996). Visualisierungen im Lehr-Lern-Prozeß. *Zeitschrift für Pädagogik*, 42(2), 193–213.
- Schrenk, M., Gropengießer, H., Groß, J., Hammann, M., Weitzel, H. & Zabel, J. (2018). Schülervorstellungen im Biologieunterricht. In D. Krüger, I. Parchmann & H. Schecker (Hrsg.), *Theorien in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Schukajlow, S. (2006). Schüler-Schwierigkeiten beim Lösen von Modellierungsaufgaben: Ergebnisse aus dem DISUM-Projekt. In *Beiträge zum Mathematikunterricht 2006* (S. 489–496). Hildesheim: Franzenbecker.

- Schulte, H. (1978). Modelle im Biologieunterricht des Sekundarbereichs. *Der Biologieunterricht*, 14(3), 83–101.
- Sedlmeier, P. & Renkewitz, F. (2013). *Forschungsmethoden und Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler* (2., aktualisierte und erweiterte Auflage). Always learning. München: Pearson.
- Seufert, T. (2003). Supporting coherence formation in learning from multiple representations. *Learning and Instruction*, 13(2), 227–237. doi:10.1016/S0959-4752(02)00022-1
- Shavelson, R. J., Hubner, J. J. & Stanton, G. C. (1976). Self-Concept: Validation of Construct Interpretations. *Review of Educational Research*, 46(3), 407–441. doi:10.3102/00346543046003407
- So, W. W.-M. (2013). Connecting Mathematics in Primary Science Inquiry Projects. *International Journal of Science and Mathematics Education*, (11), 385–406.
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2004a). Lehrplan Gymnasium Bayern: Fachlehrplan Biologie 10. Zugriff unter http://www.gym8-lehrplan.bayern.de/contentserv/3.1.neu/g8.de/id_26227.html
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2004b). Lehrplan Gymnasium Bayern: Fachlehrplan Mathematik 10. Zugriff unter http://www.gym8-lehrplan.bayern.de/contentserv/3.1.neu/g8.de/id_26221.html
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2019a). LehrplanPLUS Gymnasium Bayern: Fachlehrplan Biologie 10. Zugriff unter <https://www.lehrplanplus.bayern.de/fachlehrplan/gymnasium/10/biologie>
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2019b). LehrplanPLUS Gymnasium Bayern: Fachlehrplan Biologie 12. Zugriff unter <https://www.lehrplanplus.bayern.de/fachlehrplan/gymnasium/12/biologie>
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2019c). LehrplanPLUS Gymnasium Bayern: Fachlehrplan Mathematik 10. Zugriff unter <https://www.lehrplanplus.bayern.de/fachlehrplan/gymnasium/10/mathematik>
- Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung. (2019d). LehrplanPLUS Gymnasium Bayern: Fachprofil Mathematik. Zugriff unter <https://www.lehrplanplus.bayern.de/fachprofil/gymnasium/mathematik>

- Stachowiak, H. (1980). Der Weg zum Systematischen Neopragmatismus und das Konzept der Allgemeinen Modelltheorie. In H. Stachowiak (Hrsg.), *Modelle und Modelldenken im Unterricht*. Forschen und Lernen. Bad Heilbrunn/Obb.: Klinkhardt.
- Stebner, F., Kühl, T., Höffler, T. N., Wirth, J. & Ayres, P. (2017). The role of process information in narrations while learning with animations and static pictures. *Computers & Education*, 104, 34–48.
- Stiensmeier-Pelster, J. & Schöne, C. (2008). Fähigkeitsselbstkonzept. In W. Schneider, M. Hasselhorn & J. Bengel (Hrsg.), *Handbuch der pädagogischen Psychologie*. Handbuch der Psychologie. Göttingen: Hogrefe.
- Strahl, A., Schleusner, U., Mohr, M. & Müller, R. (2010). Wie Schüler Formeln gliedern - eine explorative Studie. *PhyDid B*, 1(9), 18–24.
- Svoboda, J. & Passmore, C. (2013). The Strategies of Modeling in Biology Education. *Science & Education*, 22(1), 119–142. doi:10.1007/s11191-011-9425-5
- Sweller, J., van Merriënboer, J. & Paas, F. (1998). Cognitive Architecture and Instructional Design. *Educational Psychology Review*, 3(10).
- Szabo, M. & Poohkay, B. (1996). An Experimental Study of Animation, Mathematics Achievement, and Attitude Toward Computer-Assisted Instruction. *Journal of Research on Computing in Education*, 28(3), 390–402. doi:10.1080/08886504.1996.10782173
- Tietze, U.-P., Klika, M. & Wolpers, H. (2000). *Mathematikunterricht in der Sekundarstufe II: Band 1* (2., durchgesehene Auflage). Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag.
- Tricot, A. & Sweller, J. (2014). Domain-Specific Knowledge and Why Teaching Generic Skills Does Not Work. *Educational Psychology Review*, 26(2), 265–283. doi:10.1007/s10648-013-9243-1
- Tversky, B., Morrison, J. B. & Bétrancourt, M. (2002). Animation: can it facilitate? *International Journal of Human-Computer Studies*, (57), 247–262. doi:10.1006/ijhc.1017
- Uhden, O. (2012). *Mathematisches Denken im Physikunterricht: Theorieentwicklung und Problemanalyse*. Studien zum Physik- und Chemielernen. Berlin: Logos Verlag.
- Uhden, O. (2016). Verständnisprobleme von Schülerinnen und Schülern beim Verbinden von Physik und Mathematik. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 22(1), 13–24. doi:10.1007/s40573-015-0038-4
- Upmeier zu Belzen, A. (2013). Unterrichten mit Modellen. In H. Gropengießer, U. Harms & U. Kattmann (Hrsg.), *Fachdidaktik Biologie* (S. 325–334). Seelze: Aulis Verlag.

- Valentine, J. C., DuBois, D. L. & Cooper, H. (2004). The Relation Between Self-Beliefs and Academic Achievement: A Meta-Analytic Review. *Educational Psychologist*, 39(2), 111–133.
- van Dijk, T. A. & Kintsch, W. (1983). *Strategies of discourse comprehension*. New York: Academic Press.
- VERBI Software. (2018). MAXQDA 2018. Berlin, Germany. Zugriff unter <https://www.maxqda.com>
- von Kotzebue, L. & Nerdel, C. (2012). Professionswissen von Biologielehrkräften zum Umgang mit Diagrammen. *Zeitschrift für Didaktik der Naturwissenschaften*, 18, 181–200.
- von Kotzebue, L. & Nerdel, C. (2015). Modellierung und Analyse des Professionswissens zur Diagrammkompetenz bei angehenden Biologielehrkräften. *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft*, 18(4), 687–712. doi:10.1007/s11618-015-0639-1
- Wagner, I. (2013). Lernen mit Animationen: Effekte dynamischer und statischer Visualisierungen auf die Bildung perzeptueller und kognitiver Repräsentationen beim Erwerb von Wissen über dynamische Sachverhalte: Dissertation. Universität Koblenz-Landau.
- Wagner, I. & Schnotz, W. (2017). Learning from Static and Dynamic Visualizations: What Kind of Questions Should We Ask? In R. Lowe & R. Ploetzner (Hrsg.), *Learning from dynamic visualization* (S. 69–91). Cham: Springer.
- Weber, U. (Hrsg.). (2010). *Fokus Biologie: Gymnasium Bayern: Jahrgangsstufe 12* (1. Aufl.). Berlin: Cornelsen.
- Weidenmann, B. (1988). *Psychische Prozesse beim Verstehen von Bildern* (1. Auflage). Huber-Psychologie-Forschung. Bern: Huber.
- Weidenmann, B. (1994). *Lernen mit Bildmedien: Psychologische und didaktische Grundlagen* (2., neu ausgestattete Aufl.). Weinheim: Beltz.
- Weidle, R. & Wagner, A. C. (1994). Die Methode des Lauten Denkens. In G. Huber & H. Mandl (Hrsg.), *Verbale Daten* (S. 81–103). Weinheim: Beltz.
- Wilson, E. O., Bossert, W. H. & Jacobs, U. (1973). *Einführung in die Populationsbiologie*. Heidelberger Taschenbücher. doi:10.1007/978-3-642-65635-4

-
- Wirtz, M. A. & Caspar, F. (2002). *Beurteilerübereinstimmung und Beurteilerreliabilität: Methoden zur Bestimmung und Verbesserung der Zuverlässigkeit von Einschätzungen mittels Kategoriensystemen und Ratingskalen*. Göttingen: Hogrefe Verl. für Psychologie.
- Woolnough, J. (2000). How do students learn to apply their mathematical knowledge to interpret graphs in physics? *Research in Science Education*, 30(3), 259–267.
- Wu, H.-K. & Puntambekar, S. (2012). Pedagogical Affordances of Multiple External Representations in Scientific Processes. *Journal of Science Education and Technology*, 21(6), 754–767. doi:10.1007/s10956-011-9363-7
- Yore, L. D. & Hand, B. (2010). Epilogue: Plotting a Research Agenda for Multiple Representations, Multiple Modality, and Multimodal Representational Competency. *Research in Science Education*, 40(1), 93–101. doi:10.1007/s11165-009-9160-y
- Ziepprecht, K., Jäger, D. S. & Schwanewedel, J. (2017). Charakteristika von Repräsentationen im Biologieunterricht aus Sicht von Schülerinnen und Schülern der Sekundarstufe II. *Biologie Lehren und Lernen - Zeitschrift für Didaktik der Biologie (ZDB)*, 21(1), 23–41. doi:10.4119/UNIBI/ZDB-V21-I1-333

A Anhang

A.1 Studie I

A.1.1 Material Studie I

Tabelle A.1: Übersicht der 12 Aufgaben aus Studie I

Item	Erfasst	Inhalt
Item 1 Item 2 Item 3 Item 4	Reproduktion	Inhalt des Informationstextes wiedergeben Fragestellung wiedergeben Schätzen Inhalt der Abbildung beschreiben
Item 5 Item 6 Item 7 Item 8	mathematische Modellierung	Strukturieren Mathematisieren mathematische Werkzeuge anwenden Interpretieren
Item 9 Item 10 Item 11 Item 12	Transfer	Umgestaltung Vorhersage Konzept Fehlerbehebung

Tabelle A.2: Items der beiden Skalen für das biologische und mathematische akademische Fähigkeitsselbstkonzept

Skala für das biologische akademische Fähigkeitsselbstkonzept	
Item 1	Anspruchsvolle Inhalte aus der Biologie lerne ich leicht.
Item 2	Ich kann biologische Problemstellungen gut lösen.
Item 3	Ich lerne neue biologische Inhalte schnell.
Item 4	Biologische Inhalte finde ich einfach.
Item 5	Neue Begriffe aus der Biologie verstehe ich leicht.
Item 6	Neue Konzepte aus der Biologie verstehe ich leicht.
Item 7	Ich schätze mich selbst als Experte für Biologie ein.
Skala für das mathematische akademische Fähigkeitsselbstkonzept	
Item 1	Anspruchsvolle Inhalte aus der Mathematik lernen ich leicht.
Item 2	Ich kann mathematische Problemstellungen gut lösen.
Item 3	Ich lerne neuen mathematische Inhalte schnell.
Item 4	Mathematische Inhalte finde ich einfach.
Item 5	Neue Begriffe aus der Mathematik verstehe ich leicht.
Item 6	Neue Konzepte in der Mathematik verstehe ich leicht.
Item 7	Ich schätze mich selbst als Experte für Mathematik ein.

A.1.2 Ergebnisse Studie I

Finales Kategoriensystem mit exemplarischen Belegen

Tabelle A.3: Finales Kategoriensystem zur Analyse mentaler Modelle beim Lösen mathematischer Modellierungsaufgaben in der Biologie

1. Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens
1.1 Erfolgreicher Abruf von Wissen
1.1.1 aus dem Informationstext
1.1.2 aus den zuvor bearbeiteten Aufgaben
1.1.3 aus dem Gedächtnis
1.2 Herstellung von Beziehungen zwischen den Problemstellungen
1.2.1 Beziehungen innerhalb einer Problemstellung
1.2.2 Beziehungen zwischen verschiedenen Problemstellungen
1.3 Expliziter Rückgriff auf externe Wissensquellen
1.3.1 im Informationstext
1.3.2 in den Abbildungen
1.3.3 in eigenen Notizen
2. Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz
2.1 Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen
2.1.1 Paraphrasieren des Informationstextes
2.1.2 Paraphrasieren der Fragestellung
2.1.3 mathematisches Paraphrasieren
2.1.4 Beschreibung von Lösungswegen
2.2 Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen
2.2.1 Paraphrasieren der Abbildungen
2.2.2 Detailreduktion
2.2.3 charakteristische Merkmale identifizieren und beschreiben
2.3 Integration von unterschiedlich repräsentierter Information
2.3.1 zwischen Text und Abbildung
2.3.2 zwischen Formel und Abbildung
2.3.3 Konstruktion neuer Repräsentation aus gegebenen Repräsentationen
2.3.4 Zweifel bei der Integration zwischen unterschiedlichen Repräsentationen
2.4 Inferenzen, die dem Aufbau eines integrierten Situationsmodelles dienen
2.4.1 Schlussfolgerungen unter Verwendung der im Text gegebenen Information
2.4.2 Schlussfolgerungen unter Verwendung der in den Abbildungen gegebenen Information
2.4.3 mathematisches Schlussfolgern
2.4.4 Berechnung gesuchter Größen
2.4.5 Diagnose eigener Fehler
2.4.6 Allgemeines Modellverständnis
3. Monitoring
3.1 Verständnisstatements
3.2 Missverständnisstatements
3.3 Diagnose eigener Schwierigkeiten
3.4 Zweifel an eigenen Ergebnissen
3.5 Bemerkung zum methodischen Vorgehen
3.6 Notieren von wichtigen Informationen
3.7 Erstaunen und Freude
3.8 inhaltliche Bewertung der Aufgabe
3.9 Statements zum Umgang mit dem Text

Tabelle A.4: Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens
(1.1 Erfolgreicher Abruf von Wissen)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
1. Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens		
1.1 Erfolgreicher Abruf von Wissen		
1.1.1 aus dem Informationstext	Erinnern an Informationen aus dem Text, der gerade nicht vorliegt	<i>„Ich kann mich nur erinnern, dass die Wachstumsrate 0,2 war und das Bakterium sich immer verdoppelt, aber ich kann mich nicht mehr daran erinnern, in welcher Zeit das war.“ (Mathematik-Schema)</i>
1.1.2 aus den zuvor bearbeiteten Aufgaben	expliziter Verweis auf Informationen aus vorhergehender Problemstellung	<i>„Wenn sie keine Konkurrenz aufeinander ausüben, dann entwickeln sich beide wie wir es bei den ersten beiden [Problemstellungen] auch schon gesehen haben.“ (Mathematik-Schema)</i>
1.1.3 aus dem Gedächtnis	nicht in der Aufgabe erwähntes Wissen, Vorwissen	<i>„Aber ich weiß von früher noch, dass es so eine Formel gab mit Halbwertszeitformel. Die weiß ich aber nicht mehr genau, wie es geht. Aber irgendwie so, 0,5 mal N, also Individuenzahl durch R oder so.“ (Biologie-Schema)</i>

Tabelle A.5: Kategorie 1 - Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens
(1.2 Herstellung von Beziehungen zwischen den Problemstellungen & 1.3
Expliziter Rückgriff auf externe Wissensquellen)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
1. Hinzufügen von Wissen durch Abruf zugehörigen Wissens		
1.2 Herstellung von Beziehungen zwischen den Problemstellungen		
1.2.1 Beziehungen innerhalb einer Problemstellung	expliziter Verweis auf selbe Problemstellung	<i>„Das ist im Prinzip die Antwort, die ich auch auf die vorige Frage schon gegeben habe.“</i> (Mathematik-Schema)
1.2.2 Beziehungen zwischen verschiedenen Problemstellungen	expliziter Verweis auf andere Problemstellung	<i>„Deswegen ist es relativ vergleichbar was mit den Bakterien auf diesem Agar passiert und oder mit diesem Käfer in [...] der Allacher Lohe“</i> (Biologie-Schema)
1.3 Expliziter Rückgriff auf externe Wissensquellen		
1.3.1 im Informationstext	erneutes Vorlesen des Informationstextes	<i>„Da ist von von einer warmen und feuchten Umgebung die Rede. Das wird als Idealbedingung bezeichnet.“</i> (Mathematik-Schema)
1.3.2 in den Abbildungen	erneutes Betrachten der Abbildungen	<i>„Also, die Darstellungen sind ja alle 20 Jahre.“</i> (Mathematik-Schema)
1.3.3 in eigenen Notizen	Nachschlagen in den eigenen Aufzeichnungen	<i>„Da hatte ich ja schon die Notizen.“</i> (Mathematik-Diagramm)

Tabelle A.6: Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.1 Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
2. Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz		
2.1 Inferenzen, die dem Aufbau einer Textbasis dienen		
2.1.1 Paraphrasieren des Informationstextes	Zusammenfassung der Information	„Das Grauhörnchen und das Eichhörnchen, da geht es um die Konkurrenz zwischen denen, da das Grauhörnchen dem Eichhörnchen ein bisschen überlegen ist und sich dadurch schneller vermehrt.“ (Biologie-Schema)
2.1.2 Paraphrasieren der Fragestellung	Zusammenfassung der Fragestellung	„Also, die Fragestellung ist noch mal, wie viele Goldkäfer sich bis 2018 angesiedelt haben.“ (Mathematik-Schema)
2.1.3 mathematisches Paraphrasieren	Formeln verbalisieren, Zahlenwerte Variablen zuordnen	„Also wir haben ein Produkt das ist N mal r und das ist die Änderung von dN durch dt .“ (Biologie-Schema)
2.1.4 Beschreibung von Lösungswegen	verbale Beschreibung von Lösungsansätzen	„Was einfach nur wichtig ist, ist der Term vorher mit der Wachstumsrate und der Individuenzahl kann nicht größer als 300 werden, fertig. Das heißt, ich würde einfach berechnen wann er 300 wird.“ (Biologie-Diagramm)

Tabelle A.7: Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.2 Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
2. Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz		
2.2 Erfassung von Oberflächenmerkmalen der Abbildungen		
2.2.1 Paraphrasieren der Abbildungen	Zusammenfassung der Abbildung	<i>„Man sieht die verschiedenen Jahre und den Käfern und das Gebiet wird immer voller mit dem Käfer. Ja, und es sind die Zeitabstände sind immer gleich, überall gleich, aber es kommen immer mehr Käfer dazu.“ (Mathematik-Schema)</i>
2.2.2 Detailreduktion	Bestandteile werden für unwichtig erklärt und weggelassen	<i>„Zwischendurch war mal ein kleiner Anstieg, den will ich jetzt aber mal nicht berücksichtigen.“ (Biologie-Diagramm)</i>
2.2.3 charakteristische Merkmale identifizieren und beschreiben	Auffällige Merkmale werden mit Hilfe von Vorwissen oder durch Vermutungen betont	<i>„Und wir sehen eben so einen typischen Kurvenverlauf von so einem exponentiellen Wachstum, dass es eben am Anfang asymptotisch sich an der X-Achse nähert und dann eben signifikant ansteigt mit der Zeit.“ (Mathematik-Diagramm)</i>

Tabelle A.8: Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.3 Integration von unterschiedlich repräsentierter Information)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
2. Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz		
2.3 Integration von unterschiedlich repräsentierter Information		
2.3.1 zwischen Text und Abbildung	Zusammenhang zwischen Text und Abbildung herstellen	„Die Grauhörnchen nehmen noch weiter zu, Grund dafür sind eben die bessere Nahrungsaufnahme und Größe wahrscheinlich. Wie es im Text genannt war.“ (Mathematik-Diagramm)
2.3.2 zwischen Formel und Abbildung	Zusammenhang zwischen Formel und Abbildung herstellen	„Wobei die Frage ist, ob dt in Minuten oder in Stunden gerechnet wird, aber ich gehe mal von Stunden aus, weil es in der Grafik auch Stunden sind.“ (Biologie-Diagramm)
2.3.3 Konstruktion neuer Repräsentation aus gegebenen Repräsentationen	selbstständiges Anfertigen neuer Repräsentationen	„Ich versuche das Ganze jetzt ein bisschen aufzuzeichnen in Form eines Diagramms“ (Mathematik-Schema)
2.3.4 Zweifel bei der Integration zwischen unterschiedlichen Repräsentationen	inhaltlicher Zusammenhang zwischen den unterschiedlichen Repräsentationen wird angezweifelt	„Wobei ich jetzt ehrlich gesagt nicht weiß, ob die Abbildung lediglich einen schmückenden Charakter hat, oder ob die tatsächlich jetzt die entsprechenden Werte enthält.“ (Mathematik-Schema)

Tabelle A.9: Kategorie 2 - Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz (2.4 Aufbau eines Situationsmodells)

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
2. Hinzufügen von Wissen durch Wissenserzeugung mittels Inferenz		
2.4 Inferenzen, die dem Aufbau eines integrierten Situationsmodelles dienen		
2.4.1 Schlussfolgerungen unter Verwendung der im Text gegebenen Information	Argumentieren mit Hilfe der Informationen aus dem Text	„Nachdem sich die Bakterien, wie es in dem Informationstext genannt wurde, durch Teilung vermehren, wird das Wachstum wahrscheinlich exponentiell sein.“ (Mathematik-Schema)
2.4.2 Schlussfolgerungen unter Verwendung der in den Abbildungen gegebenen Information	Argumentieren mit Hilfe der Abbildungen	„In den Abbildungen sieht man auch ganz gut, dass nach 60 Jahren fast nur noch Grauhörnchen da sind und nur noch vereinzelt Eichhörnchen.“ (Mathematik-Schema)
2.4.3 mathematisches Schlussfolgern	Argumentieren mit Hilfe mathematischer Grundlagen; Herleiten von Formeln; Einsetzen von Zahlenwerten;	„Dann haben wir r , N und dt gegeben und können es nach dN umstellen. Also dN ist gleich r mal N mal dt .“ (Biologie-Diagramm)
2.4.4 Berechnung gesuchter Größen	Zahlenrechnungen	„14 mal 0,4 mal 300 minus 14 durch 300. Ich komme auf 5,34 Käfer.“ (Biologie-Schema)
2.4.5 Diagnose eigener Fehler	Fehler werden als solche erkannt und verbessert	„Oh, Differenz. Ich habe plus genommen.“ (Biologie-Schema)
2.4.6 Allgemeines Modellverständnis	Bewusstsein über den Modellcharakter der Problemstellung	„Das ist wieder der Unterschied zwischen dem mathematischen Modell und den realen Bedingungen, da fließen noch ganz andere Faktoren mit ein, deshalb würde ich sagen, qualitativ übertragbar, quantitativ nicht“ (Mathematik-Schema)

Tabelle A.10: Kategorie 3 - Monitoring

Kategorie	Definition	Ankerbeispiel
3. Monitoring		
3.1 Verständnisstatements	Ausdruck bezüglich Verständnis und Bestätigung	„Ah, ich glaube K war die Kapazitätsgrenze. Das könnte Sinn machen.“ (Mathematik-Diagramm)
3.2 Missverständnisstatements	Ausdruck bezüglich Missverständnis	„Wieso hab ich 16 bekommen, verstehe ich überhaupt nicht, was das jetzt entspricht“ (Biologie-Diagramm)
3.3 Diagnose eigener Schwierigkeiten	Schwierigkeiten bei der Problemlösung werden erkannt, können jedoch nicht gelöst werden	„Ich überlege gerade wie man das berechnen könnte, was hätte ich denn tun sollen mit dieser Formel? Keine Ahnung.“ (Biologie-Diagramm)
3.4 Zweifel an eigenen Ergebnissen	Bewusstsein darüber, dass eigenes Ergebnis nicht richtig ist	„Ne, das sind zu viele, also 40.000 sind das auch nicht.“ (Biologie-Schema)
3.5 Bemerkung zum methodischen Vorgehen	Beschreibung, welche methodischen Schritte gemacht werden	„Ich tippe das jetzt in den Taschenrechner ein.“ (Biologie-Schema)
3.6 Notieren von wichtigen Informationen	Festhalten von Informationen auf dem iPad	„Ich schreibe erst mal auf, was wir alles schon wissen.“ (Mathematik-Diagramm)
3.7 Erstaunen und Freude	Ausdruck des Erstaunens und Freude über inhaltliche Informationen und Ergebnisse	„Wenn das jetzt stimmt, das wäre der Wahnsinn.“ (Mathematik-Diagramm)
3.8 inhaltliche Bewertung der Aufgabe	Aussagen bezüglich der inhaltlichen Gestaltung der Aufgaben	„Wenn ich jetzt wieder was rechnen muss, dann kriege ich einen Vogel.“ (Biologie-Schema)
3.9 Statements zum Umgang mit dem Text	Aussagen bezüglich des Textes	„Wenn ich schon so viel Text sehe.“ (Biologie-Diagramm)

Statistische Analyse des Einfluss von Repräsentation und Expertise auf die Bearbeitung der Lernumgebung

Tabelle A.11: Ergebnis des Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien aus Studie I, gruppiert nach der Expertise (Biologie $N=7$; Mathematik $N=6$)

Kategorie	Biologie	Mathe	U	Z	p
1.1.3 aus Gedächtnis	99	69	19,000	-0,289	,836
2.1.1 Paraphr. Infotext	39	39	14,000	-1,021	,366
2.1.2 Paraphr. Fragestellung	41	45	17,000	-0,579	,628
2.1.3 mathem. Paraphr.	120	95	18,000	-0,431	,731
2.1.4 Lösungswege	9	19	8,000	-1,902	,073
2.2.1 Paraphr. Abbildungen	47	53	13,000	-1,149	,295
2.2.2 Detailreduktion	1	3	16,500	-0,872	,534
2.2.3 Merkmale identifizieren	29	29	17,500	-0,506	,628
2.3.1 Text und Abbildung	2	7	18,000	-0,525	,731
2.3.2 Formel und Abbildung	15	14	17,000	-0,596	,628
2.3.3 neue Repräsentation	4	3	17,000	-0,699	,628
2.3.4 Zweifel an Integration	3	4	18,000	-0,482	,731
2.4.1 Infotext Schlussfolgerungen	82	101	8,500	-1,788	,073
2.4.2 Abbildungen Schlussfolgerungen	87	58	14,500	-0,931	,366
2.4.3 mathem. Schlussfolgern	110	124	11,000	-1,438	,181
2.4.4 Berechnung gesuchter Größen	70	72	18,000	-0,430	,731
2.4.5 Diagnose eigener Fehler	21	33	9,500	-1,657	,101
2.4.6 Allgemeines Modellverständnis	19	23	13,500	-1,082	,295

Tabelle A.12: Ergebnis des Mann-Whitney-U-Test bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien aus Studie I, gruppiert nach der verwendeten Repräsentation (Schema $N=7$; Diagramm $N=6$)

Kategorie	Schema	Diagramm	U	Z	p
1.1.3 aus Gedächtnis	85	83	12,000	-1,300	,234
2.1.1 Paraphr. Infotext	36	42	11,000	-1,459	,181
2.1.2 Paraphr. Fragestellung	50	36	18,000	-0,434	,700
2.1.3 mathem. Paraphr.	116	99	21,000	-0,072	,945
2.1.4 Lösungswege	14	14	19,000	-0,366	,731
2.2.1 Paraphr. Abbildungen	48	52	14,000	-1,006	,366
2.2.2 Detailreduktion	2	2	18,000	-0,581	,731
2.2.3 Merkmale identifizieren	33	25	17,000	-0,579	,628
2.3.1 Text und Abbildung	3	6	14,000	-1,224	,366
2.3.2 Formel und Abbildung	16	13	20,500	-0,075	,945
2.3.3 neue Repräsentation	7	0	9,000	-2,098	,101
2.3.4 Zweifel an Integration	4	3	21,000	0,000	1,000
2.4.1 Infotext Schlussfolgerungen	110	73	12,500	-1,216	,234
2.4.2 Abbildungen Schlussfolgerungen	73	72	18,000	-0,430	,731
2.4.3 mathem. Schlussfolgern	81	153	6,500	-2,086	,035*
2.4.4 Berechnung gesuchter Größen	66	76	14,000	-1,003	,366
2.4.5 Diagnose eigener Fehler	29	25	20,500	-0,072	,945
2.4.6 Allgemeines Modellverständnis	12	30	9,000	-1,731	,101

Tabelle A.13: Ergebnis des Chi-Quadrat-Tests bezüglich der Statementhäufigkeiten ausgewählter Kategorien gruppiert nach Expertise und Repräsentation (Biologie/Schema $N=4$, Biologie/Diagramm $N=3$, Mathematik/Schema $N=3$, Mathematik/Diagramm $N=3$)

Kategorie	Biol./ Sch.	Biol./ Diagr.	Mathem./ Sch.	Mathem./ Diagr.	<i>p</i>
1.1.3 aus Gedächtnis	62	37	23	46	<,000***
2.1.1 Paraphr. Infotext	20	19	16	23	,364
2.1.2 Paraphr. Fragestellung	23	18	27	18	,714
2.1.3 mathem. Paraphr.	64	56	52	43	,838
2.1.4 Lösungswege	4	5	10	9	,686
2.2.1 Paraphr. Abbildungen	25	22	23	30	,328
2.2.2 Detailreduktion	0	1	2	1	,248
2.2.3 Merkmale identifizieren	15	14	18	11	,426
2.3.1 Text und Abbildung	0	2	3	4	,257
2.3.2 Formel und Abbildung	7	8	9	5	,340
2.3.3 neue Repräsentation	4	0	3	0	1,000
2.3.4 Zweifel an Integration	1	2	3	1	,270
2.4.1 Infotext Schlussfolgerungen	55	27	55	46	,083
2.4.2 Abbildungen Schlussfolgerungen	49	38	24	34	,078
2.4.3 mathem. Schlussfolgern	39	71	42	82	,799
2.4.4 Berechnung gesuchter Größen	41	29	25	47	,004**
2.4.5 Diagnose eigener Fehler	14	7	15	18	,127
2.4.6 Allgemeines Modellverständnis	6	13	6	17	,695

Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Tabelle A.14: Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts ($N=13$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme ganz zu“)

Skala	α	<i>M</i>	<i>Mdn</i>	<i>SD</i>
Biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,90	2,88	2,86	,57
Biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,93	2,73	2,71	,65
Mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,81	2,55	2,57	,49
Mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,90	2,22	2,29	,61

A.2 Studie II

A.2.1 Material Studie II

Tabelle B.15: Übersicht der 13 Items von Studie II

Item	Erfasst	Inhalt
Item 1	Reproduktion	Inhalt des Informationstextes wiedergeben
Item 2		Inhalt der Abbildung wiedergeben
Item 3		Schätzen
Item 4	mathematische Modellierung	Strukturieren
Item 5.1		Mathematisieren I
Item 5.2		Mathematisieren II
Item 6		mathematische Werkzeuge anwenden
Item 7		Interpretieren
Item 8	Validieren	
Item 9	Transfer	Vorhersage
Item 10		Umgestaltung
Item 11		Konzept
Item 12		Fehlerbehebung

A.2.2 Ergebnisse Studie II

Häufigkeiten der erfolgreichen und abgebrochenen Bearbeitungen

Tabelle B.16: Häufigkeitsverteilung der Teilnehmer innerhalb der vier Lernumgebungen von Studie II, gegliedert nach den Expertiseschwerpunkten

Lernumgebung	Expertise	Start	nur PS 1	nur PS 1&2	vollständig
1: Schema - statisch	Biologie	18	7	6	6
	Mathematik	13	10	9	8
	Sonstige	9	6	5	5
	gesamt	40	23	20	19
2: Schema - dynamisch	Biologie	18	13	11	10
	Mathematik	13	10	9	9
	Sonstige	8	5	4	4
	gesamt	39	28	24	23
3: Diagramm - statisch	Biologie	20	14	8	8
	Mathematik	10	8	7	7
	Sonstige	10	8	6	5
	gesamt	40	30	21	20
4: Diagramm - dynamisch	Biologie	22	11	8	8
	Mathematik	9	7	6	5
	Sonstige	9	5	5	5
	gesamt	40	23	19	18
Teilnehmer gesamt		159	104	84	80

Wechselwirkung von Expertise, Abstraktion und Dynamik auf die Testleistung

Tabelle B.17: Deskriptive Statistik zur Testleistung im gesamten Test und den drei Problemstellungen, in Abhängigkeit von Expertise und Lernumgebung

Problemstellung	Expertiseschwerpunkt	Lernumgebung	N	M	SD
Gesamttest	Biologie	Schema-statisch	6	54,17	12,92
		Schema-dynamisch	10	49,20	6,97
		Diagramm-statisch	8	67,50	14,31
		Diagramm-dynamisch	8	52,63	10,42
	Mathematik	Schema-statisch	8	56,25	10,25
		Schema-dynamisch	9	55,00	10,02
		Diagramm-statisch	7	64,00	15,98
		Diagramm-dynamisch	5	58,79	12,55
	Sonstige	Schema-statisch	5	49,40	10,97
		Schema-dynamisch	4	48,00	5,29
		Diagramm-statisch	5	50,80	16,54
		Diagramm-dynamisch	5	66,40	16,20
Problemstellung 1	Biologie	Schema-statisch	7	17,43	5,09
		Schema-dynamisch	13	14,54	3,13
		Diagramm-statisch	14	21,64	4,25
		Diagramm-dynamisch	11	16,09	5,41
	Mathematik	Schema-statisch	10	16,80	3,49
		Schema-dynamisch	10	15,80	6,30
		Diagramm-statisch	8	18,75	4,68
		Diagramm-dynamisch	7	17,29	4,15
	Sonstige	Schema-statisch	6	19,33	4,84
		Schema-dynamisch	5	15,20	2,59
		Diagramm-statisch	8	16,25	5,01
		Diagramm-dynamisch	5	22,00	8,34
Problemstellung 2	Biologie	Schema-statisch	6	19,17	10,69
		Schema-dynamisch	11	18,64	4,50
		Diagramm-statisch	8	23,75	7,08
		Diagramm-dynamisch	8	18,25	5,45
	Mathematik	Schema-statisch	9	22,00	5,70
		Schema-dynamisch	9	22,67	5,90
		Diagramm-statisch	7	24,43	8,00
		Diagramm-dynamisch	6	23,03	6,27
	Sonstige	Schema-statisch	5	14,60	3,65
		Schema-dynamisch	4	17,00	2,16
		Diagramm-statisch	6	18,67	8,87
		Diagramm-dynamisch	5	23,40	4,16
Problemstellung 3	Biologie	Schema-statisch	6	17,33	6,47
		Schema-dynamisch	10	15,40	5,80
		Diagramm-statisch	8	21,00	5,73
		Diagramm-dynamisch	8	18,38	3,85
	Mathematik	Schema-statisch	8	16,38	5,07
		Schema-dynamisch	9	16,22	3,80
		Diagramm-statisch	7	20,71	5,35
		Diagramm-dynamisch	5	20,80	6,42
	Sonstige	Schema-statisch	5	15,40	4,39
		Schema-dynamisch	4	16,00	,82
		Diagramm-statisch	5	15,20	3,42
		Diagramm-dynamisch	5	21,00	5,61

Qualitative Itemanalyse

Tabelle B.18: Häufigkeitsprofil der Antworthäufigkeiten der 13 Items aus Problemstellung 1, 2 und 3 (Angaben in Prozent)

Problemstellung	Item	falsch	Abbildung gering elaboriert/ Fehlvorstellung	Abbildung elaboriert	richtig
PS 1 (N=104)	Item_1	47,1 %	-	-	52,9 %
	Item_2	21,2 %	17,3 %	28,8 %	32,7 %
	Item_3	48,1 %	15,4 %	-	36,5 %
	Item_4	56,7 %	-	-	43,3 %
	Item_5.1	74,0 %	8,7 %	-	17,3 %
	Item_5.2	79,8 %	2,9 %	-	17,3 %
	Item_6	76,9 %	4,8 %	-	18,3 %
	Item_7	1,9 %	14,4 %	76,0 %	7,7 %
	Item_8	32,7 %	28,8 %	9,6 %	28,8 %
	Item_9	15,4 %	49,0 %	11,5 %	24,0 %
	Item_10	54,8 %	-	-	45,2 %
	Item_11	4,8 %	52,9 %	-	42,3 %
Item_12	31,7 %	-	-	68,3 %	
PS 2 (N=84)	Item_1	69,0 %	-	-	31,0 %
	Item_2	21,4 %	13,1 %	36,9 %	28,6 %
	Item_3	28,6 %	11,9 %	-	59,5 %
	Item_4	47,6 %	-	-	52,4 %
	Item_5.1	45,2 %	7,1 %	-	47,6 %
	Item_5.2	42,9 %	3,6 %	-	53,6 %
	Item_6	45,2 %	7,1 %	-	47,6 %
	Item_7	6,0 %	-	38,1 %	56,0 %
	Item_8	20,2 %	38,1 %	11,9 %	29,8 %
	Item_9	27,4 %	-	17,9 %	54,8 %
	Item_10	31,0 %	-	-	69,0 %
	Item_11	22,6 %	70,2 %	-	7,1 %
Item_12	66,7 %	-	-	33,3 %	
PS 3 (N=80)	Item_1	50,0 %	-	-	50,0 %
	Item_2	18,8 %	6,3 %	40,0 %	35,0 %
	Item_3	30,0 %	10,0 %	-	60,0 %
	Item_4	67,5 %	-	-	32,5 %
	Item_5.1	62,5 %	12,5 %	-	25,0 %
	Item_5.2	62,5 %	3,8 %	-	33,8 %
	Item_6	65,0 %	5,0 %	-	30,0 %
	Item_7	32,5 %	-	20,0 %	47,5 %
	Item_8	30,0 %	21,3 %	10,0 %	38,8 %
	Item_9	28,7 %	20,0 %	-	51,2 %
	Item_10	72,5 %	-	-	27,5 %
	Item_11	50,0 %	5,0 %	-	45,0 %
Item_12	58,8 %	-	-	41,3 %	

Wirkung der Expertise auf die Bearbeitung der Items

Tabelle B.19: Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 1, $N=104$)

Item	Gleichung Ergebnis	Gleichung wörtlich	Gleichung mathematisch	Gleichung mit Ergebnis
Biologie				
nicht rechnen	Abbildung	4,4 %	4,4 %	2,2 %
$dN = \dots$	falsch falsch	64,4 %	48,9 %	8,9 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	22,2 %	31,1 %	51,1 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	8,9 %	8,9 %	15,6 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	-	6,7 %	22,2 %
Mathematik				
nicht rechnen	Abbildung	5,7 %	2,9 %	2,9 %
$dN = \dots$	falsch falsch	42,9 %	28,6 %	8,6 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	25,7 %	54,3 %	71,4 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	14,3 %	11,4 %	14,3 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	11,4 %	2,9 %	2,9 %
Sonstige				
nicht rechnen	Abbildung	20,8 %	-	12,5 %
$dN = \dots$	falsch falsch	29,2 %	54,2 %	25,0 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	29,2 %	20,8 %	25,0 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	-	-	4,2 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	20,8 %	25,0 %	33,3 %

Tabelle B.20: Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 2, N=84)

Item	Gleichung Ergebnis	Gleichung wörtlich	Gleichung mathematisch	Gleichung mit Ergebnis
Biologie				
nicht rechnen	Abbildung	3,0 %	3,0 %	9,1 %
$dN = \dots$	falsch falsch	39,4 %	36,4 %	18,2 %
$N(t) = e\dots$	richtig richtig	33,3 %	33,3 %	42,4 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	9,1 %	21,2 %	15,2 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	falsch richtig	15,2 %	6,1 %	15,2 %
Mathematik				
nicht rechnen	Abbildung	3,2 %	-	3,2 %
$dN = \dots$	falsch falsch	25,8 %	29,0 %	16,1 %
$N(t) = e\dots$	richtig richtig	54,8 %	48,4 %	64,5 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	9,7 %	12,9 %	9,7 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	falsch richtig	6,5 %	9,7 %	6,5 %
Sonstige				
nicht rechnen	Abbildung	20,0 %	10,0 %	10,0 %
$dN = \dots$	falsch falsch	20,0 %	35,0 %	25,0 %
$N(t) = e\dots$	richtig richtig	30,0 %	25,0 %	30,0 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	-	15,0 %	20,0 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	falsch richtig	30,0 %	15,0 %	15,0 %

Tabelle B.21: Antworthäufigkeiten der Item_5.1, 5.2 und 6 aus Kategorie „Mathematisieren“ in Prozent (Problemstellung 3, N=80)

Item	Gleichung Ergebnis	Gleichung wörtlich	Gleichung mathematisch	Gleichung mit Ergebnis
Biologie				
nicht rechnen	Abbildung	9,4 %	6,3 %	12,5 %
$dN = \dots$	falsch falsch	37,5 %	18,8 %	6,3 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	40,6 %	34,4 %	21,9 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	6,3 %	21,9 %	21,9 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	6,3 %	18,8 %	37,5 %
Mathematik				
nicht rechnen	Abbildung	13,8 %	-	-
$dN = \dots$	falsch falsch	27,6 %	13,8 %	6,9 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	24,1 %	55,2 %	58,6 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	10,3 %	6,9 %	6,9 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	24,1 %	24,1 %	27,6 %
Sonstige				
nicht rechnen	Abbildung	15,8 %	5,3 %	-
$dN = \dots$	falsch falsch	10,5 %	42,1 %	10,5 %
$N(t) = e\dots$	falsch richtig	42,1 %	26,3 %	52,6 %
$N_{t+1} = \dots$	richtig falsch	21,1 %	10,5 %	15,8 %
$N(t + \Delta t) = \dots$	richtig richtig	10,5 %	15,8 %	21,1 %

Wirkung der Repräsentationen auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Tabelle B.22: Deskriptive Statistik der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise

Kategorie	Variable	N	M	SD
PS 1: Bildliche Informationen nutzen	realistisch	51	1,17	,51
	abstrakt	53	1,70	,73
	statisch	53	1,60	,65
	dynamisch	51	1,28	,69
	Biologie	45	1,38	,67
	Mathematik	35	1,43	,70
	Sonstige	24	1,58	,69
PS 2: Bildliche Informationen nutzen	realistisch	44	1,55	,77
	abstrakt	40	2,04	,71
	statisch	41	1,90	,83
	dynamisch	43	1,67	,72
	Biologie	33	1,71	,83
	Mathematik	31	1,92	,71
	Sonstige	20	1,70	,81
PS 3: Bildliche Informationen nutzen	realistisch	42	1,55	,62
	abstrakt	38	2,03	,82
	statisch	39	1,84	,78
	dynamisch	41	1,73	,75
	Biologie	32	1,74	,76
	Mathematik	29	1,70	,70
	Sonstige	19	1,97	,87

Tabelle B.23: Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematisches Verständnis“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise

Kategorie	Variable	N	M	SD
PS 1: Mathematisches Verständnis	realistisch	51	,80	,70
	abstrakt	53	,98	,64
	statisch	53	,89	,67
	dynamisch	51	,89	,72
	Biologie	45	,78	,61
	Mathematik	35	,86	,63
	Sonstige	24	1,13	,89
PS 2: Mathematisches Verständnis	realistisch	44	1,37	,88
	abstrakt	40	1,41	,89
	statisch	41	1,32	,89
	dynamisch	43	1,46	,88
	Biologie	33	1,36	,89
	Mathematik	31	1,66	,92
	Sonstige	20	1,03	,79
PS 3: Mathematisches Verständnis	realistisch	42	1,02	,87
	abstrakt	38	1,12	,70
	statisch	39	,97	,84
	dynamisch	41	1,16	,75
	Biologie	32	1,17	,72
	Mathematik	29	1,01	,86
	Sonstige	19	,99	,84

Tabelle B.24: Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematische Modellprüfung“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise

Kategorie	Variable	N	M	SD
PS 1: Mathematische Modellprüfung	realistisch	51	1,48	,96
	abstrakt	53	1,67	,93
	statisch	53	1,77	,90
	dynamisch	51	1,37	,95
	Biologie	45	1,48	,90
	Mathematik	35	1,79	,95
	Sonstige	24	1,46	1,01
PS 2: Mathematische Modellprüfung	realistisch	44	1,56	,76
	abstrakt	40	1,43	,85
	statisch	41	1,46	,83
	dynamisch	43	1,52	,79
	Biologie	33	1,50	,75
	Mathematik	31	1,65	,84
	Sonstige	20	1,25	,82
PS 3: Mathematische Modellprüfung	realistisch	42	,96	,90
	abstrakt	38	1,28	1,02
	statisch	39	1,17	1,10
	dynamisch	41	1,06	,84
	Biologie	32	1,31	,99
	Mathematik	29	1,02	1,06
	Sonstige	19	,92	,77

Tabelle B.25: Deskriptive Statistik der Kategorie „Biologische Modellprüfung“, aufgeteilt nach den Faktoren Abstraktion, Dynamik und Expertise

Kategorie	Variable	N	M	SD
PS 1: Biologische Modellprüfung	realistisch	51	2,06	1,40
	abstrakt	53	2,04	1,41
	statisch	53	1,92	1,42
	dynamisch	51	2,18	1,35
	Biologie	45	2,60	1,03
	Mathematik	35	1,54	1,52
	Sonstige	24	1,75	1,51
PS 2: Biologische Modellprüfung	realistisch	44	,89	1,39
	abstrakt	40	1,13	1,47
	statisch	41	,73	1,30
	dynamisch	43	1,26	1,50
	Biologie	33	,73	1,31
	Mathematik	31	1,26	1,51
	Sonstige	20	1,05	1,47
PS 3: Biologische Modellprüfung	realistisch	42	1,07	1,46
	abstrakt	38	1,42	1,52
	statisch	39	1,31	1,51
	dynamisch	41	1,17	1,84
	Biologie	32	1,13	1,48
	Mathematik	29	1,34	1,52
	Sonstige	19	1,26	1,52

Wirkung der Expertise und Lernumgebung auf die Bearbeitung ausgewählter Items

Tabelle B.26: Deskriptive Statistik der Kategorie „Bildliche Informationen nutzen“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung

Kategorie	Expertise- schwerpunkt	Lernumgebung	N	M	SD
PS1: Bildliche Informationen nutzen	Biologie	Schema-statisch	7	,964	,466
		Schema-dynamisch	13	1,096	,463
		Diagramm-statisch	14	1,875	,586
		Diagramm-dynamisch	11	1,341	,744
	Mathematik	Schema-statisch	10	1,200	,258
		Schema-dynamisch	10	1,225	,702
		Diagramm-statisch	8	2,125	,668
		Diagramm-dynamisch	7	1,250	,764
	Sonstige	Schema-statisch	6	1,750	,354
		Schema-dynamisch	5	,800	,209
		Diagramm-statisch	8	1,531	,725
		Diagramm-dynamisch	5	2,250	,530
PS2: Bildliche Informationen nutzen	Biologie	Schema-statisch	6	1,453	,954
		Schema-dynamisch	11	1,272	,564
		Diagramm-statisch	8	2,375	,612
		Diagramm-dynamisch	8	1,844	,876
	Mathematik	Schema-statisch	9	1,833	,910
		Schema-dynamisch	9	1,967	,707
		Diagramm-statisch	7	2,036	,783
		Diagramm-dynamisch	6	1,917	,708
	Sonstige	Schema-statisch	5	1,500	,685
		Schema-dynamisch	4	1,063	,657
		Diagramm-statisch	6	2,000	,880
		Diagramm-dynamisch	5	2,050	,758
PS3: Bildliche Informationen nutzen	Biologie	Schema-statisch	6	1,500	,894
		Schema-dynamisch	10	1,500	,612
		Diagramm-statisch	8	2,094	,755
		Diagramm-dynamisch	8	1,875	,779
	Mathematik	Schema-statisch	8	1,594	,667
		Schema-dynamisch	9	1,500	,673
		Diagramm-statisch	7	2,250	,677
		Diagramm-dynamisch	5	1,450	,570
	Sonstige	Schema-statisch	5	1,550	,447
		Schema-dynamisch	4	1,813	,473
		Diagramm-statisch	5	1,950	1,151
		Diagramm-dynamisch	5	2,550	1,006

Tabelle B.27: Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematisches Verständnis“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung

Kategorie	Expertise- schwerpunkt	Lernumgebung	N	M	SD
PS1: Mathematisches Verständnis	Biologie	Schema-statisch	7	,750	,829
		Schema-dynamisch	13	,519	,374
		Diagramm-statisch	14	,9115	,677
		Diagramm-dynamisch	11	,955	,557
	Mathematik	Schema-statisch	10	,725	,533
		Schema-dynamisch	10	,900	,747
		Diagramm-statisch	8	,625	,267
		Diagramm-dynamisch	7	1,250	,777
	Sonstige	Schema-statisch	6	1,333	,817
		Schema-dynamisch	5	,950	1,110
		Diagramm-statisch	8	1,094	,812
		Diagramm-dynamisch	5	1,100	1,098
PS2: Mathematisches Verständnis	Biologie	Schema-statisch	6	1,417	,954
		Schema-dynamisch	11	1,523	1,015
		Diagramm-statisch	8	1,219	,839
		Diagramm-dynamisch	8	1,219	,508
	Mathematik	Schema-statisch	9	1,611	,821
		Schema-dynamisch	9	1,556	,882
		Diagramm-statisch	7	2,000	,829
		Diagramm-dynamisch	6	1,500	1,131
	Sonstige	Schema-statisch	5	,600	,454
		Schema-dynamisch	4	,875	,520
		Diagramm-statisch	6	,708	,732
		Diagramm-dynamisch	5	1,950	,622
PS3: Mathematisches Verständnis	Biologie	Schema-statisch	6	1,042	,765
		Schema-dynamisch	10	1,125	,884
		Diagramm-statisch	8	1,156	,755
		Diagramm-dynamisch	8	1,344	,499
	Mathematik	Schema-statisch	8	,844	,755
		Schema-dynamisch	9	1,139	,961
		Diagramm-statisch	7	,786	,835
		Diagramm-dynamisch	5	1,350	,798
	Sonstige	Schema-statisch	5	1,050	1,462
		Schema-dynamisch	4	,813	,515
		Diagramm-statisch	5	,950	,779
		Diagramm-dynamisch	5	1,100	,379

Tabelle B.28: Deskriptive Statistik der Kategorie „Mathematische Modellprüfung“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung

Kategorie	Expertise- schwerpunkt	Lernumgebung	N	M	SD
PS1: Mathematische Modellprüfung	Biologie	Schema-statisch	7	1,500	,707
		Schema-dynamisch	13	1,231	,881
		Diagramm-statisch	14	2,000	,832
		Diagramm-dynamisch	11	1,091	,889
	Mathematik	Schema-statisch	10	1,600	,967
		Schema-dynamisch	10	1,800	1,183
		Diagramm-statisch	8	1,938	1,050
		Diagramm-dynamisch	7	1,857	,556
	Sonstige	Schema-statisch	6	1,917	,970
		Schema-dynamisch	5	,700	,758
		Diagramm-statisch	8	1,563	1,050
		Diagramm-dynamisch	5	1,500	1,061
PS2: Mathematische Modellprüfung	Biologie	Schema-statisch	6	1,333	,876
		Schema-dynamisch	11	1,636	,809
		Diagramm-statisch	8	1,625	,694
		Diagramm-dynamisch	8	1,313	,704
	Mathematik	Schema-statisch	9	1,722	,667
		Schema-dynamisch	9	1,722	,667
		Diagramm-statisch	7	1,357	1,180
		Diagramm-dynamisch	6	1,750	,987
	Sonstige	Schema-statisch	5	1,200	,908
		Schema-dynamisch	4	1,375	,946
		Diagramm-statisch	6	1,333	,876
		Diagramm-dynamisch	5	1,100	,822
PS3: Mathematische Modellprüfung	Biologie	Schema-statisch	6	1,250	1,129
		Schema-dynamisch	10	1,200	,949
		Diagramm-statisch	8	1,688	1,252
		Diagramm-dynamisch	8	1,125	,694
	Mathematik	Schema-statisch	8	,813	1,100
		Schema-dynamisch	9	,889	,741
		Diagramm-statisch	7	1,500	1,225
		Diagramm-dynamisch	5	,900	1,342
	Sonstige	Schema-statisch	5	,900	,822
		Schema-dynamisch	4	,500	,707
		Diagramm-statisch	5	,600	,822
		Diagramm-dynamisch	5	1,600	,224

Tabelle B.29: Deskriptive Statistik der Kategorie „Biologische Modellprüfung“ in Abhängigkeit von Expertise und bearbeiteter Lernumgebung

Kategorie	Expertise- schwerpunkt	Lernumgebung	N	M	SD	
PS1: Biologische Modellprüfung	Biologie	Schema-statisch	7	2,570	1,134	
		Schema-dynamisch	13	2,540	1,127	
		Diagramm-statisch	14	3,000	,000	
		Diagramm-dynamisch	11	2,180	1,401	
	Mathematik	Schema-statisch	10	1,500	1,581	
		Schema-dynamisch	10	1,500	1,581	
		Diagramm-statisch	8	1,500	1,604	
		Diagramm-dynamisch	7	1,710	1,604	
	Sonstige	Schema-statisch	6	1,500	1,643	
		Schema-dynamisch	5	3,000	,000	
		Diagramm-statisch	8	,750	1,389	
		Diagramm-dynamisch	5	2,400	1,342	
	PS2: Biologische Modellprüfung	Biologie	Schema-statisch	6	,500	1,225
			Schema-dynamisch	11	,820	1,401
			Diagramm-statisch	8	,750	1,389
			Diagramm-dynamisch	8	,750	1,389
Mathematik		Schema-statisch	9	,670	1,323	
		Schema-dynamisch	9	1,330	1,581	
		Diagramm-statisch	7	1,290	1,604	
		Diagramm-dynamisch	6	2,000	1,549	
Sonstige		Schema-statisch	5	,000	,000	
		Schema-dynamisch	4	2,250	1,500	
		Diagramm-statisch	6	1,000	1,549	
		Diagramm-dynamisch	5	1,200	1,643	
PS3: Biologische Modellprüfung		Biologie	Schema-statisch	6	1,500	1,643
			Schema-dynamisch	10	,600	1,265
			Diagramm-statisch	8	1,500	1,604
			Diagramm-dynamisch	8	1,1305	1,553
	Mathematik	Schema-statisch	8	1,500	1,604	
		Schema-dynamisch	9	,670	1,323	
		Diagramm-statisch	7	1,710	1,604	
		Diagramm-dynamisch	5	1,800	1,643	
	Sonstige	Schema-statisch	5	,600	1,342	
		Schema-dynamisch	4	2,250	1,500	
		Diagramm-statisch	5	,600	1,342	
		Diagramm-dynamisch	5	1,800	1,643	

Analyse des mathematischen und biologischen akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts

Tabelle B.30: Skalenstatistik des akademischen Fähigkeitsselbstkonzepts in Studie II
($N=80$): vierstufige Likert-Skala (1: „stimme gar nicht zu“ bis 4: „stimme
ganz zu“)

Skala	α	M	Mdn	SD
Mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,925	2,51	2,57	,65
Mathematisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,941	2,35	2,36	,68
Biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Prä-Test ($n=7$)	,934	2,70	2,86	,67
Biologisches akademisches Fähigkeitsselbstkonzept Post-Test ($n=7$)	,943	2,58	2,71	,69

