

Daten aus Waldinventuren innovativ nutzen

Die im Universitätswald der Ludwig-Maximilians-Universität (LMU) 2016 erhobenen Inventurdaten wurden geostatistisch ausgewertet. Diese Methode ermöglicht eine vollflächige Interpolation zwischen den gemessenen Probepunkten. Ziel war es, forstliche Planungshilfen in Form von Karten zu erstellen. Daher sind für die Modellierung mittels Geostatistik Vorinformationen über das Untersuchungsgebiet und angepasste Strategien zur Datenerhebung besonders wichtig.

Sebastian Rössert, Thomas Knoke,
Stefan Friedrich

Waldinventuren stellen für Forstbetriebe stets eine wichtige, wenn auch kostenintensive Investition dar. Einen möglichen Ansatz der Kostenoptimierung stellt Prof. Dr. Knoke in diesem Heft vor. Eine weitere Möglichkeit der Effizienzsteigerung besteht darin, die Inventurdaten möglichst umfassend für die betriebliche Planung zu nutzen.

Im Rahmen eines Berichts über die Waldinventur im Universitätswald der LMU (AFZ-DerWald 19/2017) wurde von den Autoren die Idee skizziert, die Messwerte der permanenten Stichprobeninventur zur Erstellung forstlicher Planungshilfen zu nutzen. Hintergrund dieses Vorhabens war die Entscheidung, im Inventurjahr 2016 auf eine klassische Bestandesauscheidung zu verzichten. Dennoch erleichtern Forstbetriebskarten die Maßnahmenplanung, auch bei einer Bewirtschaftung

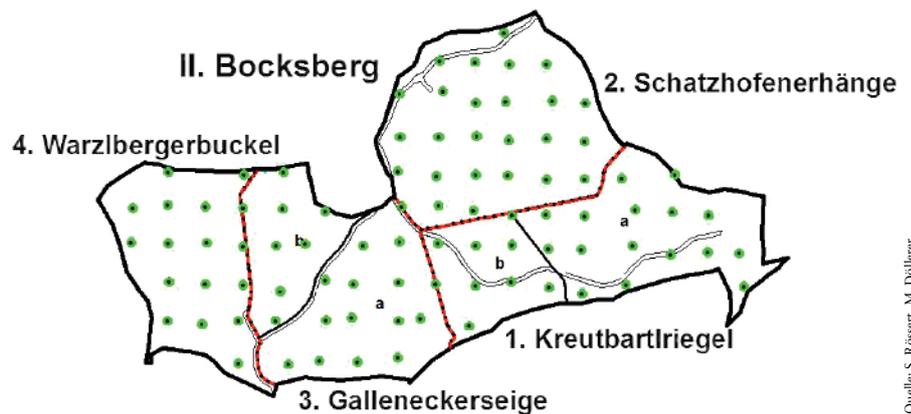


Abb. 1: Lage der Inventurpunkte der Betriebsinventur 2016 im Distrikt Bocksberg des Universitätswaldes der Ludwig-Maximilians-Universität bei Landshut. Schwarze Punkte = Inventurpunkte (Raster etwa 100 m x 100 m), grüne Kreise = Inventurkreise

Quelle: S. Rössert, M. Döllner

über Bestandesgrenzen hinweg [1]. In einer Masterarbeit kamen daher Methoden der Geostatistik zum Einsatz, um die Möglichkeit einer vollflächigen Visualisierung des Waldzustands in Form von Karten zu erreichen. Im Fokus standen für die praktische Bewirtschaftung relevante Informationen. Als Datengrundlage wurden die Stichprobeninventuren der Jahre 2016 und 2002 verwendet. Aus dem Jahr 2002 wurde zudem die damals erstellte Forstbetriebskarte genutzt. Abb. 1 zeigt das Schema der Inventur beispielhaft für den Distrikt Bocksberg.

Geostatistik in der Umwelt- und Forstwissenschaft

Ursprünglich entwickelt wurde das Konzept der Geostatistik durch den Bergbauingenieur Krige in den 1950er-Jahren [2]. Ziel war es, aus wenigen Punktmessungen Informationen über ein gesamtes Untersuchungsgebiet zu gewinnen. In verschiedenen Geo- und Umweltwissenschaften wie der Bodenkunde, der Hydrologie und Klimaforschung oder auch den Agrarwissen-

schaften werden geostatistische Verfahren heute vielfach verwendet [3, 4, 5].

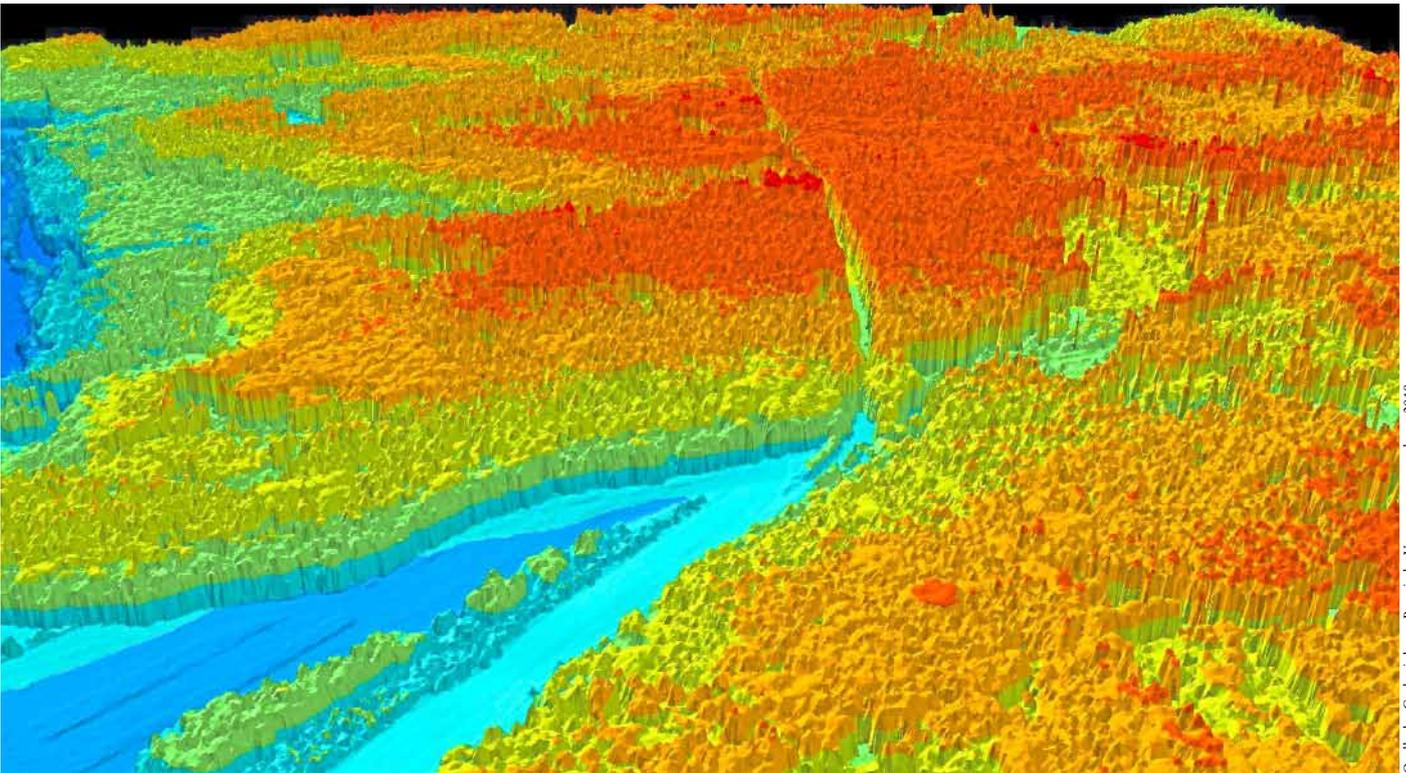
Auf dem Gebiet der Forstwissenschaft kam die Geostatistik bereits im Bereich der Plantagenwirtschaft in Brasilien [6, 7] und Neuseeland [8, 9] zum Einsatz. Im europäischen Raum wurden im Zuge des ICP Forests (International Co-operative Programme on Assessment and Monitoring of Air Pollution Effects on Forests) Verteilungskarten für sechs Hauptbaumarten erzeugt [10]. Im Bereich der Forstplanung wurden in Schweden (homogene fichtendominierte Wälder) [11, 12] und in Kroatien [13] Modellierungen durchgeführt. Für mitteleuropäische und strukturreiche Forstbetriebe, wie den Universitätswald in Landshut (vgl. Abb. 2), lagen bisher keine wissenschaftlichen Untersuchungen zur Anwendbarkeit geostatistischer Verfahren vor.

Theoretische Grundlagen

Die Geostatistik arbeitet mit dem Konzept der regionalisierten Variablen. Dabei handelt es sich um die Annahme, dass eine

Schneller Überblick

- Geostatistische Methoden eröffnen neue Möglichkeiten für (vorhandene) Inventurdaten
- Mit vergleichsweise geringem Aufwand können Planungshilfen in Kartenform erzeugt werden
- Eine angepasste Stichprobenstrategie kann die Modellqualität verbessern
- Vorinformationen über z. B. Behandlungseinheiten tragen wesentlich zur Genauigkeit der Ergebnisse bei
- Die Kombination mit Analysen aus der Fernerkundung ist vielversprechend



Quelle der Geobasisdaten: Bayerische Vermessungsverwaltung, 2018

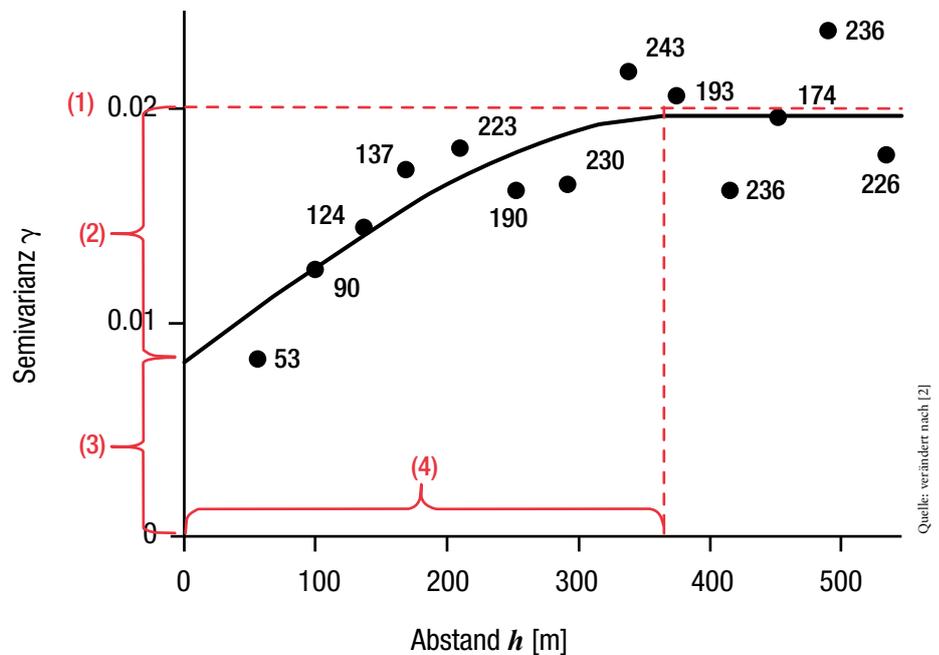
Abb. 2: Digitales 3D-Oberflächenmodell eines Ausschnitts des Universitätswaldes der Ludwig-Maximilians-Universität bei Landshut. Farbskala von Blau (niedrige Messwerte) zu Rot (hohe Messwerte). Deutlich wird die Strukturiertheit des Waldes anhand der wechselnden Höhenstufen.

Variable x , beispielsweise der pH-Wert des Bodens, an allen Orten des Untersuchungsgebiets in unterschiedlicher Ausprägung vorhanden und messbar ist. Bei einem Messwert Z der Variable x an einem bestimmten Punkt im Testgebiet, z. B. ein Inventurpunkt mit gemessenem pH-Wert $Z(x) = 5$, handelt es sich um einen zufälligen Wert innerhalb einer Verteilung. Weiter wird die Annahme getroffen, dass $Z(x)$ abhängig von $Z(x+h)$ ist, einem benachbarten Messwert im Abstand h . Beispielsweise könnte der pH-Wert in der Entfernung $h = 1$ m bei $Z(x+h) = 5,2$ liegen. Aufgrund dieser Abhängigkeit kann eine Korrelation zwischen $Z(x)$ und $Z(x+h)$ angenommen werden [2]. Vereinfacht gesagt: Je näher zwei Messwerte räumlich beieinanderliegen, desto ähnlicher sind auch die gemessenen Werte.

Zur Beschreibung dieser Korrelation in Abhängigkeit von der räumlichen Distanz zweier beliebiger Punkte im Untersuchungsgebiet zueinander wird in der Geostatistik das sogenannte Semivariogramm verwendet. Aufgetragen wird die Semivarianz γ in Abhängigkeit vom Abstand h . An die berechneten Wertepaar-Punkte (empirisches Semivariogramm) wird eine Modellfunktion (theoretisches Semiva-

riogramm) angepasst. Mit ihr lässt sich wiederum auf der Basis der räumlichen Distanz h , eine Schätzung für beliebige

Punkte im Untersuchungsgebiet vornehmen, an denen nicht gemessen wurde. Die Besonderheit dieses als „Kriging“ bezeichnet



Quelle: verändert nach [2]

Abb. 3: Beispiel eines Semivariogramms mit den Kennwerten (1) Schwellenwert, (2) durch das Modell erklärter Anteil der Gesamtstreuung (3) Nugget-Varianz und (4) Korrelationsreichweite. Die Punkte stellen die für die nebenstehende Zahl an Wertepaaren berechnete Semivarianz γ entsprechend des Abstandes h dar. Die durchgezogene Linie zeigt das theoretische Semivariogramm, die bestangepasste geostatistische Modellfunktion.

Legende

- Bestandesgrenze (Straße)
- Unterabteilungsgrenze
- Unterabteilungsgrenze (Straße)
- - - Abteilungsgrenze
- - - Abteilungsgrenze (Straße)
- Eigentumsgrenze

Mittlerer Vorrat

- 0 - 100 Efm/ha
- 101 - 200 Efm/ha
- 201 - 300 Efm/ha
- 301 - 400 Efm/ha
- 401 - 500 Efm/ha
- 501 - 600 Efm/ha
- > 600 Efm/ha

- Nichtholzboden
- sonstige Fläche
- unbestockte Fläche

95 % Konfidenzintervall
[Schätzwert +/- ca. 130 Efm/ha]

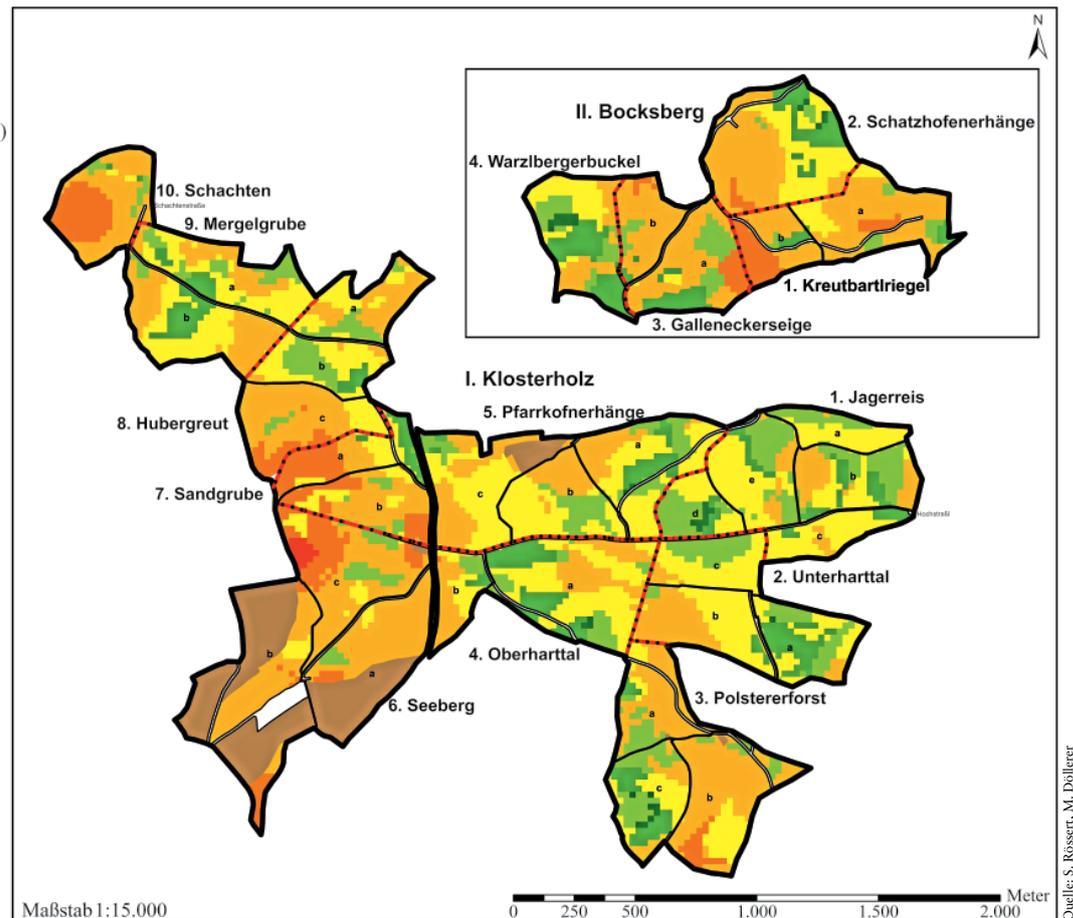


Abb. 4: Kartendarstellung des mittleren Vorrats in Efm/ha aus der geostatistischen Modellierung der Inventurdaten (2016) für den Wald der Ludwig-Maximilians-Universität bei Landshut. Farbskala von Grün (niedrige Vorräte) zu Rot (hohe Vorräte). Bei der Verwendung der Karte muss das angegebene Konfidenzintervall beachtet werden.

neten Interpolationsverfahrens ist, dass neben der Entfernung auch die räumliche Lage der Messpunkte zueinander berücksichtigt wird.

Auch die Schwankung für Messwerte in beliebig kleinen Abstände ($h \rightarrow 0$) lässt sich aus dem Semivariogramm ermitteln. Dieser Anteil der Streuung (die sog. Nugget-Varianz) kann beispielsweise durch Messfehler entstehen.

Ein weiteres wichtiges Maß stellt die Korrelationsreichweite dar, also derjenige Abstand h zweier Punkte voneinander, bis zu dem das Modell eine Abhängigkeit unterstellt. Ab diesem Abstand h_{korr} nimmt die Semivarianz nicht weiter zu, es wird ein Schwellenwert erreicht. Die Differenz zwischen diesem Schwellenwert und der Nugget-Varianz erklärt somit denjenigen Anteil der Gesamtstreuung, der durch das geostatistische Modell erklärt werden kann [14].

Diese wichtigen Kenngrößen des Semivariogramms sind in Abb. 3 dargestellt.

Modellierung von d_g , Vorrat, Fichten- und Laubholzanteil

Modelliert und kartografisch dargestellt wurden die forstlich relevanten Variablen:

- Durchmesser des Grundflächenmittels (d_g) in cm,
- mittlerer Vorrat in Efm/ha und
- Standflächenanteile der Fichte bzw. des Laubholzes in %/ha.

Die Schätzwerte wurden für Blöcke von $25 \text{ m} \times 25 \text{ m}$ kalkuliert. Dies verringert den Schätzfehler und den Rechenaufwand bei gleichzeitig für die Praxis ausreichender räumlicher Auflösung. Zum Einsatz kamen unterschiedliche Techniken und Basismodelltypen der Geostatistik, um die Aussagekraft der Modellierung zu optimieren.

Anwendungsergebnisse

Die ersten geostatistischen Analysen ließen erkennen, dass aus den forstlichen Inventurdaten des strukturreichen Uni-

versitätswaldes nicht ohne spezielle Techniken und methodische Kunstgriffe praxistaugliche Ergebnissen abgeleitet werden können. Wird allein der Datensatz der Inventur aus dem Jahr 2016 verwendet, ergeben sich relativ hohe Ungenauigkeiten. Als Maß hierfür dient die Krige-Standardabweichung. Sie wird im Rahmen des Kriging-Verfahrens zur Ermittlung der Schätzwerte berechnet; die Streuung der Schätzwerte um den wahren Wert ist dadurch quantifizierbar.

Über die Annahme, dass die geschätzten Werte normalverteilt sind, kann auch das 95%-Vertrauensintervall als Wertebereich angegeben werden. Ermittelt wurden für den d_g etwa $\pm 9 \text{ cm}$, beim Vorrat $\pm 155 \text{ Efm/ha}$ und für die Anteilsvariablen etwa ± 43 Prozentpunkte beim Fichtenanteil je Hektar bzw. etwa ± 41 Prozentpunkte beim Laubholzanteil je Hektar.

Um die Genauigkeit der Vorhersagen zu verbessern wurde zunächst der Datensatz der vorausgegangenen Inventur aus dem

Jahr 2002 in die Modellierung integriert. Einbezogen wurde das Raummuster der untersuchten Messgrößen. Die Berechnung der Schätzwerte erfolgte weiterhin für jedes Inventurjahr separat.

Zusätzlich fand die im Zuge der Forsteinrichtung 2002 erstellte Forstbetriebskarte Eingang in die Modellerstellung. Diese Vorinformation erwies sich als besonders wertvoll, da hierin die Grenzen der Bestände und Nutzungsarten verzeichnet sind. Neben den räumlichen Trennlinien fließen so auch Informationen über die Bewirtschaftung ein. Mittels einer spezielleren Variogramtechnik wurden daher die auf Nutzungsarten und Inventurdaten basierenden Residuen geostatistisch modelliert. So konnte eine Verbesserung der Konfidenzintervalle auf ± 131 Efm/ha beim Vorrat, auf etwa ± 37 % beim Fichtenanteil und auf etwa ± 34 % beim Laubholzanteil erreicht werden. Das Konfidenzintervall des d_g dagegen verschlechterte sich um 1 cm auf etwa $\pm 9,8$ cm.

Durch die optimierten geostatistischen Modelle lag der Erklärungsanteil der Datenstreuung durch das Raummuster bei etwa 60 % für Fichten- bzw. Laubholzanteil pro Hektar, bei 51 % für den d_g und bei 22 % für den Vorrat. Offenbar variiert also die Baumartenzusammensetzung weniger kleinräumig als der d_g und besonders der Vorrat.

Die Ergebnisse der verbesserten Modelle wurden mit GIS-Techniken aufbereitet und als Karten exportiert. Abb. 4 zeigt beispielhaft die räumliche Verteilung des mittleren Vorrats in Efm/ha. Bei der Verwendung und Beurteilung der Karte muss das zuvor beschriebene Konfidenzintervall beachtet werden.

Lösungsansätze zur Verbesserung der Genauigkeit

Durch die Analyse der Semivariogramme wurden zwei wesentliche Problempunkte identifiziert. Zum einen fehlen Messpunktepaare, die in geringeren Abständen als etwa 80 m voneinander entfernt liegen – vor dem Hintergrund eines im Raster von 100 m \times 100 m konzipierten Inventurgitters eine logische Beobachtung. Für das geostatistische Modell, also die Anpassung der theoretischen Semivariogrammfunktion, sind die geringen Abstände jedoch von großer Bedeutung.

Schließlich werden die gesuchten Schätzwerte für die Bereiche zwischen den Inventurpunkten anhand ihrer umgebenden Messpunkte berechnet.

Das vorliegende Gitter der Inventurpunkte im Universitätswald bei Landshut ist für (forst-)wirtschaftliche Verhältnisse sehr eng. Ein Inventurpunkt repräsentiert hier etwa 1 ha. Für die Berechnung der Schätzwerte ist ein regelmäßiges Raster zudem gut geeignet. Im Hinblick auf die Datenerhebung zur Erstellung der Modelle stellt die Geostatistik jedoch besondere Anforderungen. Speziell für einen strukturreichen Betrieb wie den Universitätswald konnten, wie dargestellt, nur 20 bis 60 % der Datenstreuung durch das Raummuster erklärt werden. Eine Möglichkeit den Erklärungsanteil zu steigern wäre eine angepasste Stichprobenstrategie. Als optimal anzusehen ist die Methode des „Nested Sampling“ [2]. Anhand einer n-stufigen geometrischen Reihe werden die Messpunkte verzweigt und in abnehmenden Abständen über das Untersuchungsgebiet verteilt. Dieses Vorgehen könnte das permanente Inventurraster ergänzen und auf die zu modellierenden Parameter beschränkt werden. Weil es sogar sinnvoll ist diese Punkte bei jeder Inventur neu anzulegen, entfällt der aufwendige Teil des Wiederauffindens.

Der zweite Problempunkt im Untersuchungsgebiet lag im Konflikt der bestandsweisen Bewirtschaftung mit einer Grundannahme der Geostatistik. Diese geht von kontinuierlichen Übergängen zwischen den Messpunkten aus. Liegt jedoch beispielsweise ein hiebsreifer Bestand direkt neben einer jungen Kultur, so sind räumlich nahe gelegene Punkte an der Grenze deutlich verschieden. Daher müssen solche bruchkantenartigen Raummuster berücksichtigt werden, z. B. in Form vorhandener Karten oder durch Analysen aus dem Bereich der Fernerkundung.

Praxistauglichkeit der erarbeiteten Planungshilfen

Insgesamt konnte gezeigt werden, dass mit geostatistischen Methoden aus punktförmigen Inventurdaten brauchbare forstliche Planungshilfen in Form von Karten erstellt werden können. Damit erweitert sich die Verwendbarkeit von Waldinventuren in der Forstplanung um einen zukunftssträchtigen Aspekt. Besonders

für nicht ortskundige Bewirtschafter, bei neuen oder unbekanntenen Flächen und in großen Betrieben können die erzeugten Karten die forstliche Planung unterstützen.

Von großer Bedeutung für die Modellierung, besonders für strukturreiche Forstbetriebe, sind Vorinformationen über Grenzlinien und Bewirtschaftungseinheiten. Neben vorhandenem Kartenmaterial bieten sich z. B. Analysen aus der Fernerkundung an, um homogene Bereiche zu identifizieren. Auch Daten vorausgegangener Inventuren können die Modellierung der Raumstruktur verbessern.

Literaturhinweise:

- [1] FRIEDRICH, S.; DÖLLERER, M.; KNOKE, T. (2017): Permanente Stichprobeninventur im Universitätswald der TUM. AFZ-DerWald 19, S. 13–14. [2] OLIVER, M.; WEBSTER, R. (2015): Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and Kriging. Cham: Springer. [3] ELDEIRY, A.; GARCIA, L. (2009): Comparison of Regression Kriging and Cokriging Techniques to Estimate Soil Salinity Using Landsat Images. Hydrology Days 2009: 27–38. [4] HINTERDING, A.; MÜLLER, A.; GERLACH, N.; GABEL, F. (2003): Geostatistische und statistische Methoden und Auswerteverfahren für Geodaten mit Punkt- bzw. Flächenbezug. Abschlussbericht Teil 1: Grundlagen. Münster: Institut für Geoinformatik der Westfälischen Wilhelms-Universität. [5] OCHSENBAUER, M.; MACHL, T.; MAIDL, F.-X.; HÜLSBERGEN, K.-J.; SCHILCHER, M. (2013): Geostatistische Analyse der Wachstumsvariabilität von Winterweizen in einem Agroforstsystem auf Basis von Spektralmessungen. 18. Münchener Fortbildungseminar Geoinformationssysteme: 320–329. [6] SOUZA, R.; DE ALMEIDA, A.; RIBERIO, A.; DE SOUZA, S.; LEITE, F. (2015): Evaluation of the spatial dependence of dendrometric characteristics for an Eucalyptus plantation. Maringá: Acta Scientiarum. Agronomy, v. 37, n. 4: 483–488. [7] PELISSARI, A. et al. (2017): Geostatistical modeling of timber volume spatial variability for *tectona grandis* L. F. precision forestry. Cerne v. 23 n.: 115–122. [8] PALMER, D. et al. (2009): Comparison of spatial prediction techniques for developing *Pinus radiata* productivity surfaces across New Zealand. Forest Ecology and Management 258 (2009): 2046–2055. [9] PAYN, T. et al. (1999): Potential for the use of GIS and spatial analysis techniques as tools for monitoring changes in forest productivity and nutrition, a New Zealand example. Forest Ecology and Management 122 (1999): 187–196. [10] TRÖLTZSCH, K.; BRUSSELEN, J.; SCHUCK, A. (2008): Spatial occurrence of major tree species groups in Europe derived from multiple data sources. Forest Ecology and Management 257 (2009): 294–302. [11] WALLERMANN, J.; JOYCE, S.; VENKATASAWMY, C.; OLSSON, K. (2002): Prediction of forest stem volume using kriging adapted to detected edges. Canadian Journal of Forest Research 32 (2009): 509–518. [12] HOLMGREN, P.; THURESSON, T. (1997): Applying Objectively Estimated and Spatially Continuous Forest Parameters in Tactical Planning to Obtain Dynamic, Treatment Units. Forest Science 43(3) 1997: 317–326. [13] KLOBUCAR, D. (2010): Using geostatistics in forest management. Šumarski list br. 5–6, CXXXIV: 249–259. [14] STOYAN, D.; STOYAN, H.; JANSEN, U. (1997): Umweltstatistik – Statistische Verarbeitung und Analyse von Umweltdaten. Stuttgart, Leipzig: Teubner.

Sebastian Rössert,
sebastian.roessert@tum.de, ist
wissenschaftlicher Mitarbeiter
und Doktorand an der Professur
für Waldinventur und nachhaltige
Nutzung (TUM) und hat dort
2018 seine Masterarbeit verfasst.
Link: [https://mediatum.ub.tum.de/
node?id=1488001](https://mediatum.ub.tum.de/node?id=1488001).



Betreut wurde die Arbeit von Prof. Dr. Thomas Knoke, dem Leiter der Professur, sowie Dr. Martin Döllerer und Stefan Friedrich. Im Fachbereich Geostatistik unterstützte Prof. Dr. Karl Auerswald vom Lehrstuhl für Grünlandlehre der TU München.