



Scopus Indexed Journal

Waldökologie, Landschaftsforschung und Naturschutz – Forest Ecology, Landscape Research and Nature Conservation

www.afsv.de/index.php/waldoekologie-landschaftsforschung-und-naturschutz


Modellierung von Wasserhaushalts- und Nährstoffstufen im Rahmen der Niedersächsischen forstlichen Standortskartierung

Modelling water and nutrient regime of forests in the framework of the forest site map of Lower Saxony

Michael Köhler, Christian Steinicke, Jan Evers, Henning Meesenburg & Bernd Ahrends

Abstract

In Lower Saxony, about 50% of the total forest area is mapped using a complex forest site mapping system at a scale of 1 : 25 000. Each mapped unit consists of a combination of classifications for each terrain water status (WHZ; 43 classes), nutrient status (NZ; 16 classes) and soil parent material/stratification (SLZ; 105 classes). The scope of this study was to predict WHZ and NZ for unmapped areas. We used stratified random samples from grids of mapped WHZ and NZ to train two global RandomForest models for the whole state of Lower Saxony. Our model could correctly classify about 77 % of the evaluation dataset for WHZ with F_1 scores ranging from 50–95% among the classes. False predictions mainly occurred within WHZ groups that are directly adjacent to each other in the field (e.g. transition zones from valleys and slopes) or WHZ of similar terrain attributes but altered water status. Some of the errors can also be attributed to uncertainty in the mapping system and the fact that the model predicts classes on a much finer scale compared to the original map. While such small scale variations of the WHZ might be present in the field, they can obviously not be mapped to such detail. For NZ about 66% of a test dataset was correctly classified. False classifications accumulated in adjacent nutrient supply classes. There is a strong need for better covariates. However, uncertainties may also be attributed to temporal changes of soil properties and lacking “easy to apply” rules for nutrient mapping in the field. We conclude that our models are suitable for the state-wide prediction of WHZ and NZ in Lower Saxony. However, local calibration of the models for specific regions and merging classes of WHZ and NZ to ecologically relevant groups will likely yield more accurate results.

Keywords: *RandomForest, digital soil mapping, machine learning*

Zusammenfassung

In Niedersachsen sind etwa 50% der forstlichen Standorte in einem Maßstab 1 : 25 000 nach einem relativ komplexen Verfahren kartiert. Jede kartierte Einheit besteht aus Stufen für den Geländewasserhaushalt (WHZ; 43 Stufen), die Nährstoffversorgung (NZ; 16 Stufen) und die Substrat- und Lagerungsverhältnisse (SLZ; 105 Stufen). Das Ziel der Arbeit war es, WHZ und NZ Stufen der Niedersächsischen forstlichen Standortskartierung für nicht kartierte Gebiete vorherzusagen. Anhand von stratifizierten Zufallsstichproben der WHZ und NZ Stufen aus der Kartierung wurden zwei RandomForest-Modelle kalibriert. Das Modell klassifizierte etwa 77% der Teststichprobe für die WHZ richtig. Die F_1 -Werte der einzelnen Stufen reichten dabei von 50–95%. Falsche Vorhersagen mehrten sich bei Übergängen benachbarter WHZ (z. B. Übergang von Tälern zu Hängen) und bei WHZ mit ähnlichen Geländeeigenschaften, aber Abstufungen in der Wasserversorgung. Einige Modellfehler hängen aber offenbar auch von Unschärfen innerhalb der zugrundeliegenden Kartierung ab. Zusätzlich sagt das Modell im Vergleich zur Feldkartierung viel kleinräumigere Muster vorher, die zwar vom zugrundeliegenden Gelände her nachvollziehbar erscheinen, aber in dieser Genauigkeit nicht im Feld kartiert werden. Etwa 66% des Testdatensatzes für die NZ wurden richtig klassifiziert. Falsche Vorhersagen traten hier vor allem in direkt benachbarten Stufen der Nährstoffversorgung auf. Unsicherheiten deuten zum einen auf weniger gut geeignete Kovariablen hin, sind möglicherweise aber auch durch zeitliche Änderungen der Bodeneigenschaften selbst sowie durch Ungenauigkeiten in der Kartierung zu erwarten, die wenige Regeln für die Vergabe der Nährstoffzahl vorgibt. Insgesamt beurteilen wir die Modelle als gut geeignet, um sie landesweit anzuwenden. Allerdings ist zu erwarten, dass eine lokale Kalibrierung der Modelle für einzelne Wuchsgebiete die Modellgüte deutlich erhöht. Gleiches kann eine Zusammenfassung ähnlicher Stufen zu waldbaulich relevanten Obergruppen leisten.

Schlüsselwörter: RandomForest, digitale Bodenkartierung, maschinelles Lernen

1 Einleitung

Eine forstliche Standortskartierung 1 : 25 000 (STOK) liegt für etwa 50% der Waldfläche Niedersachsens (ca. 1,2 Mio ha) vor (BMEL 2014; ML 2015; LBEG 2015). Die Niedersächsische STOK beschreibt Standortstypen als Grundlage für die waldbauliche Planung im Rahmen einer langfristigen, ökologischen Waldentwicklung. Hierbei werden mittels zweier Schätzrahmen für Tiefland (TL) sowie für Mittelgebirge, Berg- und Hügelland (BL) Standortstypen mit drei Komponenten ausgedeutet, die jeweils eine Vielzahl von Stufen haben (NFP 2005). In der Komponente „Wasserhaushaltszahl“ (WHZ) mit 43 Stufen werden Bodenfeuchtigkeit und Geländeform verschlüsselt (z. B. WHZ 1: *Sehr frische, nachhaltig frische und hangfrische bis zeitweilig feuchte Hangstandorte tief eingeschnittener Rinnen (Schluchten oder schluchtenähnlich, V-förmig mit schmalen Sohlen und längeren Hängen)*), die Komponente „Nährstoffzahl“ beschreibt mit 6 Stufen (NZ) die Versorgung mit Nährstoffen (z. B. NZ 1: *sehr schwach mit Nährstoffen versorgt*) und die „Substratlagerungszahl“ (SLZ) erfasst mit 40 Stufen im Berg- und 65 Stufen im Tiefland die Bodenart und Lagerungsverhältnisse (z. B. Bergland SLZ 3.1: 3: *Lösse oder ähnliche feinkörnige Sedimente von > 70 cm, 1: sandige o. a. mit lößfremdem Material durchmischte, auch verarmte Feinlehmböden*). Das Schema kann noch durch die Vergabe einer Vielzahl von Varianten (z. B. Zu- und Abschläge wie f = *feuchter* oder +/- = *besser/schlechter nährstoffversorgt als der Grundtyp*) erweitert werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird auf die Modellierung von WHZ und NZ eingegangen. Die Modellierung der Stufen der Substratlagerungszahl ist bedeutend komplexer und wird in einer späteren Veröffentlichung betrachtet.

Eine digitale Prognose von Standortstypen zur Erstellung von Konzeptkarten unkartierter Gebiete kann eine wesentliche Unterstützung bei der manuellen Kartierung im Feld leisten. Sie kann nicht nur alle relevanten Datengrundlagen (Geländemodell, geol. Karte usw.) zusammenfassen, das Expertenwissen von Kartierern formalisieren und so den Einfluss der Subjektivität verringern, um die Kartiergenauigkeit zu steigern, sondern auch die Kartierung vereinfachen und Kartierungskosten senken (SINOWSKI & AUERSWALD 1999; SKIDMORE et al. 1996; BEHRENS & SCHOLTEN 2006). Darüber hinaus kann sie eine homogene und flächendeckende Datengrundlage für statistische Auswertungen oder die Parametrisierung von Modellen (Standortsleistung, Wasserhaushalt usw.) bereitstellen. Die sehr detaillierte forstliche Standortskartierung in Niedersachsen lässt auch erwarten, dass bodenphysikalische und bodenchemische Parameter direkt mit den Standortstypen verknüpft werden können (EVERS et al. 2013; ULRICH & SHRIVASTAVA 1978). Aus diesem Grund wäre eine erfolgreiche digitale Schätzung der Standortseinheiten ein wertvoller Beitrag zur räumlichen Prognose von physikalischen und chemischen Bodeneigenschaften (RUSS et al. 2013). Wie in der bodenkundlichen Arbeit in Deutschland (vgl. BEHRENS & SCHOLTEN 2006) finden sich auch in der forstlichen Standortskartierung eine Vielzahl neuer digitaler Anwendungen: In Disaggregierungsverfahren werden bestehende forstliche Standortskarten verfeinert, in dem etwa Mischkartierungen aufgetrennt werden (vgl. RUSS et al. 2013). Ältere Karten werden weiter entwickelt bzw. dynamisch an sich ändernde Umweltbedingungen angepasst (z. B. GAUER 2010). Ebenso werden Modelle mit bestehenden

Kartierungen kalibriert und/oder wissensbasiert Kartierungsregeln abgeleitet, die auf unkartierte Gebiete angewendet werden können (z. B. SCHULZ & ASCHE 2000). SCHULZ & JUDAS (2002) vergleichen verschiedene Modelle zur Vorhersage einzelner aggregierter Klassen der Niedersächsischen STOK in zwei kleinen Untersuchungsgebieten des Berglandes. Ein darauf aufbauender komplexer Modellansatz für weitere Teile des Niedersächsischen Berglands wurde von SCHULZ (2003) vorgestellt. Weitere digitale Kartierungsansätze für das Niedersächsische Schema sind nicht bekannt. Ziel dieser Studie war es, zu untersuchen, ob das in der Niedersächsischen STOK enthaltene Kartiererwissen formalisiert werden kann, um Modelle für die Vorhersage von WHZ und NZ zu parametrisieren, die robust, vollständig automatisiert (ohne manuelle Datenbearbeitung, wissensbasierte Modellierung oder gutachterliche Korrekturen) und landesweit für nicht kartierte Gebiete anwendbar sind.

2 Material und Methoden

2.1 Standortskartierung

Die Komponenten der Standortstypen WHZ und NZ aus den Kartierungen für Landes- (LBEG 2015) und Privatwald in Niedersachsen wurden so vereinfacht, dass zunächst alle Varianten der jeweiligen Stufen (z. B. f, g, s, Ca) mit Ausnahme der NZ-Varianten „+“ und „-“ entfernt wurden. Damit blieben 43 verschiedene Stufen für die WHZ und 15 Stufen für die NZ im Berg- sowie 16 Stufen im Tiefland erhalten, die getrennt kodiert wurden. Die in der Praxis als wichtig angesehenen Varianten „*feuchter*“ oder „*trockener als der Grundtyp*“ wurden im Rahmen dieser Arbeit ebenfalls verworfen. Auf noch weitergehendes Aggregieren (SCHMIDT et al. 2015, OVERBECK et al. 2011) wurde verzichtet. Anschließend wurde je ein Raster (10 x 10 m) für WHZ und NZ generiert und innerhalb aller Stufen dieser beiden Größen zufällig 5000 Rasterzellen ausgewählt. Der Stichprobenumfang pro Stufe wurde durch Vorversuche ermittelt. Bei deutlich geringeren Umfängen wurden schlechtere Modellanpassungen erreicht. Bei deutlich größeren Anzahlen kommt es zu einer Unterrepräsentierung der seltenen Stufen und einer daraus folgenden verschlechterten Vorhersagequalität. Um Ungenauigkeiten der Feldkartierung und anschließenden Digitalisierung möglichst zu umgehen, wurde zuvor ein 20 m breiter Streifen an den Rändern aller zusammenhängenden Standortseinheiten ausmaskiert. Für die gewählten Zellen wurden dann die im Folgenden beschriebenen Kovariablen zur Standortstypenmodellierung berechnet. Einige Kovariablen hatten Fehlstellen, weshalb meist geringfügig weniger Zellen pro WHZ/NZ-Stufe zur Verfügung standen. Für einige seltene Stufen waren deutlich weniger als 5000 Zellen verfügbar.

2.2 Kovariablen

Es wird davon ausgegangen, dass die Interaktion von verschiedenen biotischen und abiotischen Faktoren einen bestimmten forstlichen Standortstyp hervorbringt. In Anlehnung an die Konzepte von JENNY (1994) und McBRATNEY et al. (2003) wurden daher verschiedene Variablen aus den Kategorien Topographie, Boden und Geologie, Klima, Vegetation und Hydrologie als bestimmend angesehen. Alle vorhandenen Kovariablen wurden in einheitliche Rasterfelder (10 x 10 m) überführt. Einige dieser Variablen sind Faktoren (besonders pedogene und geologische Faktoren), die mehr Faktorstufen aufweisen, als RandomForest (RF) Algorithmen

in R (R CORE TEAM 2014) zulassen. Deshalb wurden die Faktoren a) zu inhaltlich verwandten Obergruppen aggregiert und b) für jedes Faktorraster nur die 19 innerhalb der STOK häufigsten Faktorstufen ausgewählt und alle selteneren Stufen auf einen einheitlichen 20. Wert gesetzt. Eine Erhöhung der Stufen brachte keine wesentliche Steigerung der Schätzgüte, die den exorbitanten Anstieg der Rechenzeit dieser Maßnahme gerechtfertigt hätte. Eine Vorselektion der Kovariablen durch Expertenwissen erfolgte nicht, denn die Interaktion der einzelnen Variablen auf verschiedenen räumlichen und zeitlichen Skalen, welche einen bestimmten Standortstyp kennzeichnet, bildet ein komplexes Wirkgefüge, das sich schwer durch Expertenwissen formalisieren lässt (BRUNGARD et al. 2015). Eine Übersicht über alle verwendeten Kovariablen findet sich in Tabelle A1 des Appendix.

2.2.1 Topographie

Anhand des digitalen Geländemodells (DGM10) für Niedersachsen (LGLN © 2015) wurde eine Vielzahl von Reliefparametern abgeleitet (Tab. A1). Im Wesentlichen handelt es sich um lokale Reliefparameter wie Exposition, Hangneigung und -krümmung. Hinzu kommen komplexere Reliefparameter, die die räumlichen Zusammenhänge zwischen einer Rasterzelle und bestimmten Eigenschaften eines weiter gefassten Geländeabschnittes abbilden (z. B. Einzugsgebietsgröße für jede Zelle, Höhe über Tiefenlinie vgl. BÖHNER et al. 2002). Für die Berechnung von einigen Parametern war ein Raster der Tiefenlinien (Gewässernetz) nötig. Hierfür wurde eine Gewässerkarte (LGLN © 2015) vom Niedersächsischen Umweltportal genutzt. Hierin wurden künstliche Gewässer wie z. B. der Mittellandkanal, dessen Wasserstand teilweise über der umliegenden Geländeoberfläche liegt, entfernt.

2.2.2 Boden und Geologie

Bodenbezogene Kovariablen wurden aus der Bodenübersichtskarte 1 : 50 000 für Niedersachsen (BÜK50) übernommen. Ausgehend von den zugehörigen Leitprofilen wurden tiefengewichtete mittlere Gehalte für Sand, Ton, Schluff sowie Skelett für die Tiefenstufe 0–100 cm abgeleitet. Außerdem wurde die potenzielle Kationenaustauschkapazität KAK_{pot} (AG BODEN 2005) sowie die nutzbare Feldkapazität (nFK) nach WESSOLEK et al. (2009) für 0–100 und 0–200 cm Bodentiefe berechnet und ein Indikator für das Vorhandensein von Karbonat im Mineralboden (0,1) gebildet. An kategorischen Variablen wurden die Bodengroßlandschaft, Bodenlandschaft, bodenartlicher Profiltyp, Bodenregion und Geotyp verwendet. Die geologischen Karten 1 : 25 000 und 1 : 50 000 (GK25 und GK50, LBEG 2015) wurden miteinander verschnitten, um Lücken in der detaillierteren Karte zu schließen. Es wurden die Parameter Stratigraphie, Humus, Kalk, Genese und Petrographie (Hauptbestandteile bzw. Nebenbestandteile) verwendet. Anhand des Symbolschlüssels Geologie (LBEG 2015) wurden die stratigraphischen und petrographischen Einheiten zu Obergruppen aggregiert. Eine forststandörtliche Wertung der einzelnen bodenkundlichen und geologischen Einheiten (vgl. SCHULZ 2003) erfolgte im Rahmen dieser Arbeit nicht. Einen weiteren Satz an verfügbaren Bodenparametern wurde dem „soilgrids“ Projekt des International Soil Reference and Information Centre (ISRIC) entnommen (ISRIC 2015). In einer Auflösung von 1 x 1 km wurden die Parameter KAK_{eff} , $pH(H_2O)$ -Wert, Kohlenstoff- und Skelettgehalt als mittlere Vorhersagen für 0–5 cm und 100–200 cm zur Ergänzung der Bodenkartendaten benutzt.

Die oberste und unterste Tiefenstufe wurden gewählt, weil die räumliche Differenzierung hier am höchsten erschien und die Variabilität zwischen näher zusammenliegenden Tiefenstufen gering ist (ISRIC 2015).

2.2.3 Klima, Vegetation und Grundwasser

Frei verfügbare Rasterdaten 30-jähriger Mittelwerte bzw. Summen (1981–2010) für Temperatur, Wasserbilanz und Niederschlag basierend auf MÜLLER-WESTERMEIER et al. (2005) wurden vom DWD übernommen (DWD 2015). Als Vegetationsparameter wurden zum einen die CORINE-Landbedeckungsklassen im 100 x 100 m-Raster (EEA 2006), zum anderen die Objektartengruppen zur Vegetation (Veg01-Veg04) aus dem Digitalen Basis-Landschaftsmodell verwendet (AdV 2008; LGLN © 2015). Zusätzlich fand die geographische Zuweisung der Wuchsgebiete Niedersachsens (THÜNEN-INSTITUT 2011) Eingang in das Modell. Mit einem Disaggregierungsansatz wurde der mittlere Grundwassertiefenstand (MNGW) der BÜK50 in die Grundwassereinstufung der Standortskartierung übersetzt. Details sind bei AHRENDTS et al. (2016) zu finden.

2.3 Modellkalibrierung und -validierung

Die ca. 5000 Zellen für jede Stufe der WHZ und NZ wurden in 50% Kalibrierungs- und 50% der Verifizierungsdaten per Zufallsauswahl geteilt. Als Lernalgorithmus bot sich RandomForest (RF, BREIMAN 2001) an, weil mit diesem Modelltyp umfangreiche Klassifikationen mit großen Datenmengen relativ einfach umzusetzen sind. RF zählt gemeinsam mit Boosted Regression Trees zu den derzeit bevorzugten Methoden für Maschinelles Lernen im Bereich Bodenkunde und Ökologie sowohl für Regressions- (ROSSEL & BEHRENS 2010; HITZIGER & LIESS 2014) als auch für Klassifikationsprobleme (PRASAD et al. 2006; CUTLER et al. 2007). RF's sind Ensembles aus binären Entscheidungsbaumen, die anhand von zufälligen Stichproben der Eingangsdaten entwickelt werden. Jeder Entscheidungsbaum wird anhand einer zurückgelegten Datenmenge (out of bag) validiert. Die Vorhersagen aller Einzelbäume und die Fehlerraten (OOB-error) werden über Mehrheitsentscheidungen aggregiert (LIAW & WIENER 2002). Die Anzahl der Bäume wurde groß genug gewählt, um eine Stabilisierung der Fehlerrate zu erreichen (1700), und die Anzahl der Kandidatenvariablen für die Einzelentscheidungen mit tuneRF {*RandomForest*} automatisch angepasst. Als ungefähre Maßzahl für die Wichtigkeit der einzelnen Variablen im Modell kann der *Mean Decrease Accuracy* herangezogen werden, der die Abnahme der Genauigkeit des Gesamtmodells beschreibt, wenn die entsprechende Variable nicht zum Modellaufbau benutzt wird. Allerdings ist zu beachten, dass z. B. hoch korrelierte Variablen oder die Mischung aus kategorialen und kontinuierlichen Prädiktoren das Ergebnis verzerren, was eine kausale Interpretation erschwert. Eine Variablenselektion auf Basis dieser Kenngröße ist in diesem Fall nicht zielführend, da z. B. zwei perfekt korrelierte Variablen jeweils nur noch eine halb so große Wirkung auf die Genauigkeit des Gesamtmodells haben, obwohl sie dieselbe Information transportieren. Die Bewertung der Modellgüte erfolgte anhand von Kontingenztafeln (vgl. Tab.1), aus denen dann weitere Gütemaße (vgl. BEHRENS et al. 2005; SCHMIDT et al. 2008) abgeleitet wurden.

Tab. 1: Beispiel einer Kontingenztafel (in Anlehnung an BEHRENS et al. 2005) für den Spezialfall einer binären nominalen Variablen, die die Werte „ja“ und „nein“ annehmen kann. Die Häufigkeiten der vier möglichen Kombinationen aus realen und modellierten Werten werden in die Tafel eingetragen.

Tab. 1: Example of a confusion matrix (based on BEHRENS et al. 2005) for the special case of a binary nominal variable which can take the values „yes“ and „no“. The frequencies of the four possible combinations of real and modeled values are entered in the matrix.

	(Feld-)Kartierung		
Modell	Ja	richtig positiv (r_p)	falsch positiv (f_p)
	Nein	falsch negativ (f_n)	richtig negativ (r_n)

Die Trefferquote (Tq) beschreibt in diesem Beispiel den Anteil der korrekt als „ja“ geschätzten Fälle an der Gesamtheit aller Fälle, die in Wirklichkeit den Wert „ja“ haben.

$$Tq = \frac{r_p}{r_p + f_n} \cdot 100 \quad [\%] \quad [1]$$

Die Genauigkeit (Gen) beschreibt den Anteil der korrekt als „ja“ geschätzten Fälle an der Gesamtheit aller Zellen, die als „ja“ modelliert wurden.

$$Gen = \frac{r_p}{r_p + f_p} \cdot 100 \quad [\%] \quad [2]$$

Das harmonische Mittel aus Genauigkeit und Trefferquote ist der F_1 -Wert. Als zusätzliche klassenübergreifende Gütemaße für das gesamte Modell wurde neben dem OOB-error auch der Kappa-Koeffizient berechnet. Dieser misst den zufalls-korrigierten Anteil an Übereinstimmungen zwischen Modell und Kartierung (GROUVEN et al. 2007). Für alle statistischen Berechnungen wurde die R Version 3.1.2 (R CORE TEAM 2014) benutzt.

3 Ergebnisse

3.1 Vorhersage der Stufen der Wasserhaushaltszahl (WHZ)

Der OOB-error des finalen RF Modells zur Vorhersage der WHZ lag bei ca. 23%, bei einem Kappa-Koeffizienten von 0,762. 76,8% aller Verifizierungszellen wurden richtig vorhergesagt. Die wichtigsten Variablengruppen im Modell (Abb. A1) sind die Höhe über NHN, Wuchsbezirke, aus der BÜK50 abgeleitete Parameter (KAK_{pot} , Ton, Schluff, nFK, Bodentyp) sowie klimatische Kenngrößen (Jahresmitteltemperatur, klimatische Wasserbilanz, Niederschlag). Viele dieser Parameter sind aber stark korreliert, was eine kausale Interpretation und letztendliche Wichtung erschwert. Die soilgrids Parameter spielen erwartungsgemäß eine geringe Rolle. Lineare Strukturen, die auf lineare Artefakte in der finalen Karte hinweisen, waren visuell nur vereinzelt auszumachen. Die Hälfte der 43 verschiedenen Stufen der WHZ konnten mit hoher Genauigkeit ($F_1 \geq 78\%$) vorhergesagt werden (Tab. 2 und Abb. A2). Keine Stufe erreichte einen F_1 -Wert

von unter 50%. Tendenziell werden Stufen mit sehr hohen Flächenanteilen (WHZ 19, 23, 42) mit geringerer Genauigkeit vorhergesagt. Die falsch positiven Vorhersagen der WHZ-Stufen streuen innerhalb der jeweiligen Geländeformen stärker als zwischen diesen (siehe Abb. A2): So sind z. B. 16% der als WHZ 19 (frisch) kartierten Zellen als WHZ 18 (betont frisch) und 10% als WHZ 20 (mäßig frisch) modelliert worden. Ein ähnliches Bild zeigt sich für die Sonnhänge, wo WHZ 23 (frisch) in 17% der Fälle als WHZ 22 (betont frisch) und in 11% der Fälle als mäßig frische WHZ 24 geschätzt wird. Existieren weiter voneinander entfernte Feuchtestufen und Stufen mit und ohne Pseudovergleyung innerhalb einer bestimmten Geländeform, so werden diese weniger stark miteinander verwechselt (etwa WHZ 23 mit 21 und 25 oder WHZ 19 mit 17). Gleiches gilt auch innerhalb der Gruppe der grund- (WHZ 32 bis WHZ 35) und stauwasserbeeinflussten (WHZ 36 bis WHZ 39) Tieflandstandorte (zu beachten ist, dass die Feuchteabstufungen der Niedersächsischen Kartierung sich nicht mit den Frischestufen in Anlehnung an SCHMIDT et al. 2015 decken). Die Vermutung, dass der genaue Übergang zwischen Sonn- und Schatthang im Gelände schwer zu bestimmen ist und das Modell daher hier schlechter abschneidet, hat sich in diesem Datensatz nicht bestätigt (siehe Abb. A2). Eine alleinige Vorhersage der waldbaulich entscheidenden Frischestufen (trocken bis nass; vgl. SCHMIDT et al. 2015) mit denselben Variablen erreichte im Mittel F_1 -Werte von 82% (minimal 65% [TL mäßig frisch] bis maximal 98% [BL feucht], Daten nicht gezeigt).

Insgesamt kommt die flächenhafte Vorhersage den vorhandenen Kartierungen sehr nahe (Abb. 1, A3 und A4). Die STOK ist hier ohne 20 m-Puffer gezeigt, also auch mit den Übergangsbereichen abgebildet, für die das Modell nicht kalibriert wurde. Die Glättung der Karte („Majority Filter“) entfernte nur einzelne isolierte Pixel und hatte keinen Effekt auf die Gütemaße.

Im Bergland des Harzes (Abb. 1 oben) erscheinen Schluchten, Täler und Hangfüße in der modellierten Karte oft breiter, weil sie eine Abfolge mehrerer Feuchtestufen innerhalb weniger Zellen wiedergeben, die so nicht kartiert werden. Ebenso gibt es Ungenauigkeiten bei der Schätzung der Übergänge zwischen hangauf- und hangabwärts liegenden Zellen mit anderen WHZ. Weitere systematische Modellfehler entstehen, weil Plateaus und breite Rücken (WHZ 9–WHZ 11) gelegentlich als schmale Rücken (WHZ 26–WHZ 27) vorhergesagt werden (Abb. A3). Außerdem werden Steilabstürze (WHZ 28 und WHZ 29) oft als Sonn- bzw. Schatthänge eingeschätzt, also als weniger als 45° geneigte Flächen ähnlicher Frischestufe. Es fällt auf, dass die aus dem DGM10 abgeleiteten Hangneigungen und die im Feld kartierten Steilabstürze nur dürrtig überlappen. Von den etwa 1600 Zellen innerhalb der STOK im Harz, die eine Hangneigung > 45° aufweisen, wurden nur 35% als Steilabstürze kartiert, die Hangneigung wird hier also unterschätzt. Gleichzeitig wurden 21 500 Zellen mit geringerer Hangneigung als Steilabstürze kartiert.

Im Tiefland trifft die Modellierung ebenfalls die zu erwartenden Muster. Hier wird beispielhaft der Übergang von einem Moorstandort (WHZ 31) im Nordwesten über grundwasserbeeinflusste (WHZ 34–35) und grund- und stauwasserfreie Standorte (WHZ 41–42) zu einem weiteren Moorstandort im Südosten hin gezeigt. Das Modell prognostiziert hier räumlich deutlich differenziertere Standorte, wechselt kleinflächig zwischen WHZ 41–43 und weist im südwestlichen Teil auch die trockenere WHZ 41 aus.

Tab. 2: WHZ Stufe mit zugehöriger Geländeform und Frischestufe (in Anlehnung an SCHMIDT et al. 2015, BL = Bergland, TL = Tiefland). Gegeben sind Gütemaße der Modellvalidierung (n = Anzahl der Validierungszellen pro WHZ; r_p = richtig positive, f_p = falsch positive und f_n = falsch negative Vorhersagen; Tq = Trefferquote [%], Gen = Genauigkeit [%] und $F_1 = F_1$ -Wert [%]) und Flächen der jeweiligen Stufe im Raster der verwendeten STOK.

Tab. 2: WHZ classes with associated relief and saturation level (adapted from SCHMIDT et al. 2015, BL = Highlands, TL = Lowlands). Given are quality measures of model validation (n = number of validation cells per WHZ; r_p = true positive, f_p = false positive and f_n = false negative predictions; Tq = recall [%], Gen = precision [%] and $F_1 = F_1$ -value [%]) and the area of the respective class in the forest site map.

WHZ Stufe	Geländeform	Frischestufe	n	r_p	f_p	f_n	Tq	Gen	F1	Fläche
			[-]	[-]	[-]	[-]	[%]	[%]	[%]	[ha]
BL_1	Schluchten und Täler	betont frisch	476	398	78	27	94	84	88	260
BL_2		frisch	79	60	19	7	90	76	82	50
BL_3		betont frisch	2481	2046	435	537	79	82	81	7240
BL_4		betont frisch	2489	2029	460	595	77	82	79	5820
BL_5	Täler und Hangfüße	feucht	2438	2236	202	260	90	92	91	1880
BL_6		nass	1006	865	141	44	95	86	90	920
BL_7		feucht	2443	2264	179	199	92	93	92	1160
BL_8		betont frisch	2447	2205	242	149	94	90	92	1160
BL_9	Ebene Lagen, Plateaus, breite Rücken	frisch	2500	1819	681	487	79	73	76	480
BL_10		mäßig frisch	2444	1846	598	486	79	76	77	31180
BL_11		mäßig trocken	2407	2324	83	157	94	97	95	5750
BL_12	Stauwasserstandorte (eben)	wechselfeucht	2430	2391	39	195	92	98	95	390
BL_13		wechselfeucht	2483	1702	781	530	76	69	72	7280
BL_14		wechselfeucht	2479	1596	883	746	68	64	66	9730
BL_15		nass	2424	2356	68	161	94	97	95	460
BL_16	Berglandmoore	nass	2494	2283	211	276	89	92	90	2610
BL_17	Schatthänge	wechselfeucht	2500	2125	375	396	84	85	85	2030
BL_18		betont frisch	2493	1750	743	1106	61	70	65	14340
BL_19		frisch	2500	1237	1263	900	58	49	53	65510
BL_20		mäßig frisch	2493	1840	653	715	72	74	73	3550
BL_21	Sonnhänge	wechselfeucht	2493	1975	518	395	83	79	81	3370
BL_22		betont frisch	2492	1775	717	1068	62	71	67	9790
BL_23		frisch	2500	1151	1349	919	56	46	50	66410
BL_24		mäßig frisch	2482	1548	934	791	66	62	64	6580
BL_25		mäßig trocken	1776	1675	101	104	94	94	94	360
BL_26	Kämme, Kuppen, schmale Rücken	mäßig trocken	2451	1839	612	926	67	75	71	7920
BL_27		mäßig trocken	1899	1779	120	270	87	94	90	610
BL_28	Steilabstürze	mäßig trocken	2414	2273	141	381	86	94	90	840
BL_29		mäßig trocken	388	349	39	13	96	90	93	230
TL_31	Moore	nass	2452	1840	612	535	77	75	76	22320
TL_32	Grundwasserbeeinflusst	nass	2500	2080	420	574	78	83	81	5770
TL_33		feucht	2500	1523	977	689	69	61	65	26580
TL_34		feucht	2500	1425	1075	856	62	57	60	34380
TL_35	Stauwasserbeeinflusst	feucht	2500	1671	829	935	64	67	65	44310
TL_36		nass	2494	2395	99	226	91	96	94	850
TL_37		wechselfeucht	2468	1441	1027	924	61	58	60	23150
TL_38		wechselfeucht	2480	1658	822	663	71	67	69	15420
TL_39		wechselfeucht	278	272	6	33	89	98	93	60
TL_40	Grund- und Stauwasserfrei	betont frisch	2500	2234	266	357	86	89	88	4050
TL_41		frisch	2500	1438	1062	882	62	58	60	38730
TL_42		mäßig frisch	2500	1565	935	1391	53	63	57	107530
TL_43		mäßig trocken	2500	1729	771	648	73	69	71	71040
TL_44		mäßig trocken	392	375	17	30	93	96	94	120
Mittelwert	-	-	2162	1660	502	502	79	78	78	15168

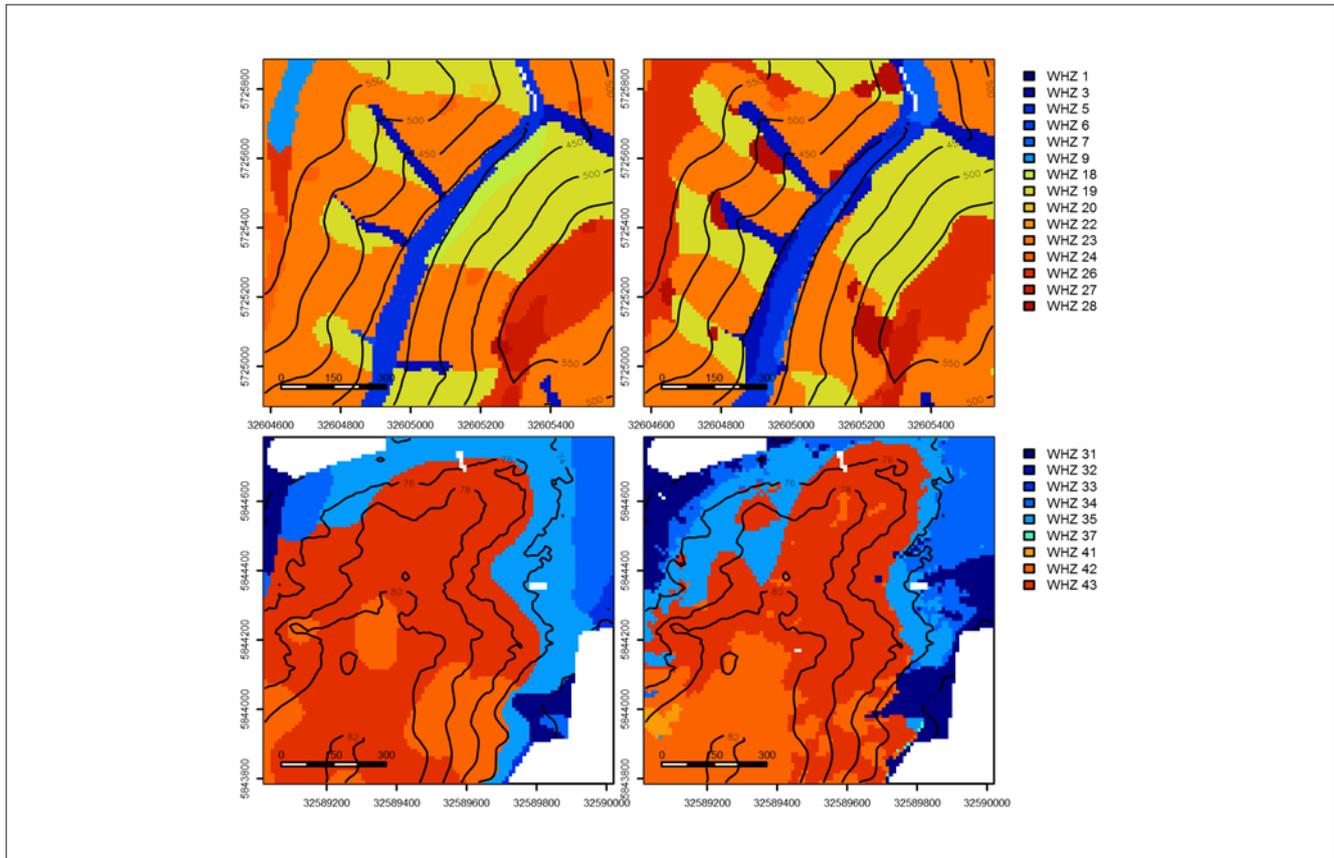


Abb. 1: Kartierte (links) und modellierte (rechts) WHZ Stufen von Flächen in Harz (oben) und Hoher Heide (unten) mit Höhenlinien (m ü. NHN). Die modellierten Raster wurden mit dem Saga Modul „Majority Filter“ (Search Mode: Square, Radius: 1 Zelle, Threshold: 50 %) bearbeitet. Nicht kartierte Gebiete wurden auch im Modellergebnis maskiert und verbleiben weiß. Karten in kleinerem Maßstab für beide Gebiete mit gleichen Legendeneinheiten finden sich im Appendix (Abb. A3 und A4).

Fig. 1: Mapped (left) and modeled (right) WHZ classes of areas in the Harz Mountains (top) and in Hohe Heide (bottom) with contour lines (m a. s. l.). The modeled grids were processed with the Saga module “Majority Filter” (Search Mode: Square, Radius: 1 cell, Threshold: 50%). Unmapped areas were also masked in the model results and remain white. Maps in smaller scale for both areas with the same legends can be found in the appendix (Figs. A3 and A4).

3.2 Vorhersage der Stufen der Nährstoffzahl (NZ)

Im Vergleich zur WHZ wurden bei der Vorhersage der NZ schlechtere Ergebnisse erzielt (OOB-error: ca. 33 %). Der Kappa-Koeffizient liegt mit 0,656 aber immer noch im Bereich „gut“ (0,61–0,80) (GROUVEN et al. 2007). 66,8 % aller Validierungszellen wurden richtig vorhergesagt. Die wichtigsten Variablengruppen bei der Vorhersage der NZ sind neben der Höhe über NHN und den Niedersächsischen Wachstumsgebieten aus der BÜK50 abgeleitete Parameter (tiefengewichtete Ton- und Sandgehalte, KAK_{pot} etc.), aber auch $pH(H_2O)$ -Wert, Skelett und C_{org} aus den $soil_{grids}$ (Abb. A5). Die Vorhersagen weisen stufenweise stark unterschiedliche Gütemaße auf (Tab. 3). Insgesamt wird die NZ im Bergland besser geschätzt als im Tiefland.

Die besonders nährstoffreichen bzw. nährstoffarmen Standorte kann das Modell sowohl im Berg- als auch im Tiefland gut vorhersagen. Problematischer ist die korrekte Bestimmung im mittleren Nährstoffbereich. Dennoch liegen die falsch positiven Vorhersagen in einem sehr engen Band unter- bzw. oberhalb der Hauptdiagonalen der richtig positiv vorhergesagten Werte (Abb. A6). So schwankt z. B. die Vorhersage einer NZ 3 im Bergland etwa um den Bereich 2 bis 4. Diese Extreme machen aber jeweils weniger als 3 % der

als NZ 3 kartierten Validierungszellen aus. Im Tiefland ist die entsprechende Streuung etwas breiter. Die Tendenz ist also in jedem Fall gut erfasst, das Erkennen der genauen Ausprägung bleibt aber unsicher. Wenn die vorhandenen NZ in die von SCHMIDT et al. (2015) vorgeschlagenen Trophiestufen aggregiert werden, können die sechs entstehenden Stufen für Berg- und Tiefland mit F_1 -Werten zwischen 67 und 99 % vorhergesagt werden (Daten nicht gezeigt).

Im Bergland des Harzes wird die NZ eher unterschätzt, was in Tälern zwar am deutlichsten zu sehen ist (Abb. 2 oben), in der Regel aber häufiger bei ärmeren Standorten auftritt. Im Testgebiet Heide überschätzt das Modell ebenfalls den Anteil von Zellen mit niedrigen NZ stärker als den von hohen NZ. Im Gegensatz zur modellierten WHZ treten bei der NZ gelegentlich lineare Strukturen als Artefakte auf. Diese hängen direkt mit der Auflösung der $soil_{grids}$ und/oder Blattrandverwerfungen der geologischen Karte zusammen, die durch das Zusammenführen verschiedener Einzelblätter unterschiedlicher Bearbeitungsintensität entstehen (LBEG 2015).

4 Diskussion

Die vorliegende Arbeit zeigt, dass es möglich ist, auf Basis der digitalen Version der STOK landesweit für nicht kartierte Gebiete Komponenten des Standortstyps vorherzusagen.

Tab. 3: NZ Stufe mit zugehöriger Trophiestufe (in Anlehnung an SCHMIDT et al. 2015, BL = Bergland, TL = Tiefland). Gegeben sind Gütemaße der Modellvalidierung (n = Anzahl der Validierungszellen pro WHZ; r_p = richtig positive, f_p = falsch positive und f_n = falsch negative Vorhersagen; Tq = Trefferquote [%], Gen = Genauigkeit [%] und $F_1 = F_1$ -Wert [%]) und Flächen im Raster der verwendeten STOK.

Tab. 3: NZ classes with associated nutrient status (adapted from SCHMIDT et al. 2015, BL = Highlands, TL = Lowlands). Given are quality measures of model validation (n = number of validation cells per WHZ; r_p = true positive, f_p = false positive and f_n = false negative predictions; Tq = recall [%], Gen = precision [%] and $F_1 = F_1$ -value [%]) and the area of the respective class in the forest site map grid.

NZ Stufe	Trophiestufe	n	rp	fp	fn	Tq	Gen	F1	Fläche
		[-]	[-]	[-]	[-]	[%]	[%]	[%]	[ha]
BL_1	oligotroph	796	771	25	31	96	97	96	140
BL_1+		680	646	34	41	94	95	95	120
BL_2-		2490	2278	212	237	91	91	91	940
BL_2	schwach mesotroph	2488	2099	389	391	84	84	84	1370
BL_2+		2485	1926	559	537	78	78	78	2540
BL_3-		2479	1533	946	758	67	62	64	7210
BL_3	mesotroph	2487	1378	1109	1021	57	55	56	20590
BL_3+		2477	1364	1113	1365	50	55	52	30400
BL_4-		2484	1627	857	1184	58	65	61	38770
BL_4		2475	1102	1373	859	56	45	50	46280
BL_4+	gut mesotroph	2484	1451	1033	1129	56	58	57	31670
BL_5-		2481	1470	1011	1044	58	59	59	13010
BL_5	eutroph	2476	1336	1140	828	62	54	58	29830
BL_5+		2487	1873	614	895	68	75	71	33280
BL_6-	karbonat eutroph	853	845	8	48	95	99	97	140
BL_6		2474	2310	164	316	88	93	91	1620
TL_1	oligotroph	547	512	35	29	95	94	94	130
TL_1+		951	943	8	49	95	99	97	130
TL_2-		2465	2336	129	377	86	95	90	1720
TL_2	schwach mesotroph	2471	1588	883	1002	61	64	63	41960
TL_2+		2470	1303	1167	1296	50	53	51	70940
TL_3-	mesotroph	2485	1121	1364	1370	45	45	45	61430
TL_3		2476	862	1614	1191	42	35	38	83800
TL_3+		2460	1011	1449	1256	45	41	43	43310
TL_4-		2464	1193	1271	1014	54	48	51	19320
TL_4	gut mesotroph	2474	1410	1064	1275	53	57	55	46540
TL_4+		2468	1437	1031	780	65	58	61	12960
TL_5-		2444	1836	608	676	73	75	74	4820
TL_5	eutroph	2444	1896	548	612	76	78	77	6580
TL_5+		2481	2407	74	215	92	97	94	630
TL_6	karbonat eutroph	136	136	0	6	96	100	98	20
Mittelwert	-	2124	1419	704	704	70	71	71	21039

Eine einheitliche Vorhersage ist für viele Fragestellungen sinnvoll. Dieses gilt insbesondere für statistische Auswertungen und die Parametrisierung von Modellen. In einem einfachen Ansatz mit wenigen und zum Teil grob aufgelösten Variablen wurden mit mittleren Vorhersagegenauigkeiten von 77 bzw. 67% schon sehr gute Ergebnisse erzielt, die sich mit methodischen Anpassungen in Zukunft vermutlich verbessern lassen. Trefferquoten, Genauigkeiten, F1, OOB-error oder Kappa-Werte dieser Arbeit rangieren im oberen Bereich ähnlicher Klassifikationsprobleme (RUSS et al. 2012, BEHRENS et al. 2010, BRUNGARD et al. 2015, HÄRING et al. 2012). Übertrifft werden dagegen die Ergebnisse von SCHULZ & ASCHÉ

(2000) für die Vorhersage von Wasserhaushaltsstufen in NRW. Die Gütemaße der sehr spezifischen verschachtelten Abfolge von Diskriminanzmodellen für das Niedersächsische Standortskartierungsschema in SCHULZ (2003) lassen sich mit den hier produzierten Ergebnissen kaum vergleichen. Die Kontingenztafel Tab. 57 in SCHULZ (2003) weist aber z. T. deutlich andere Unsicherheitsbereiche und viel größere Streuungen als Abb. A2 dieser Arbeit auf.

4.1 Standortskartierung

Die Modellqualität hängt unmittelbar von den zu Grunde liegenden Daten ab. Eine Einschränkung der Vorhersagbarkeit

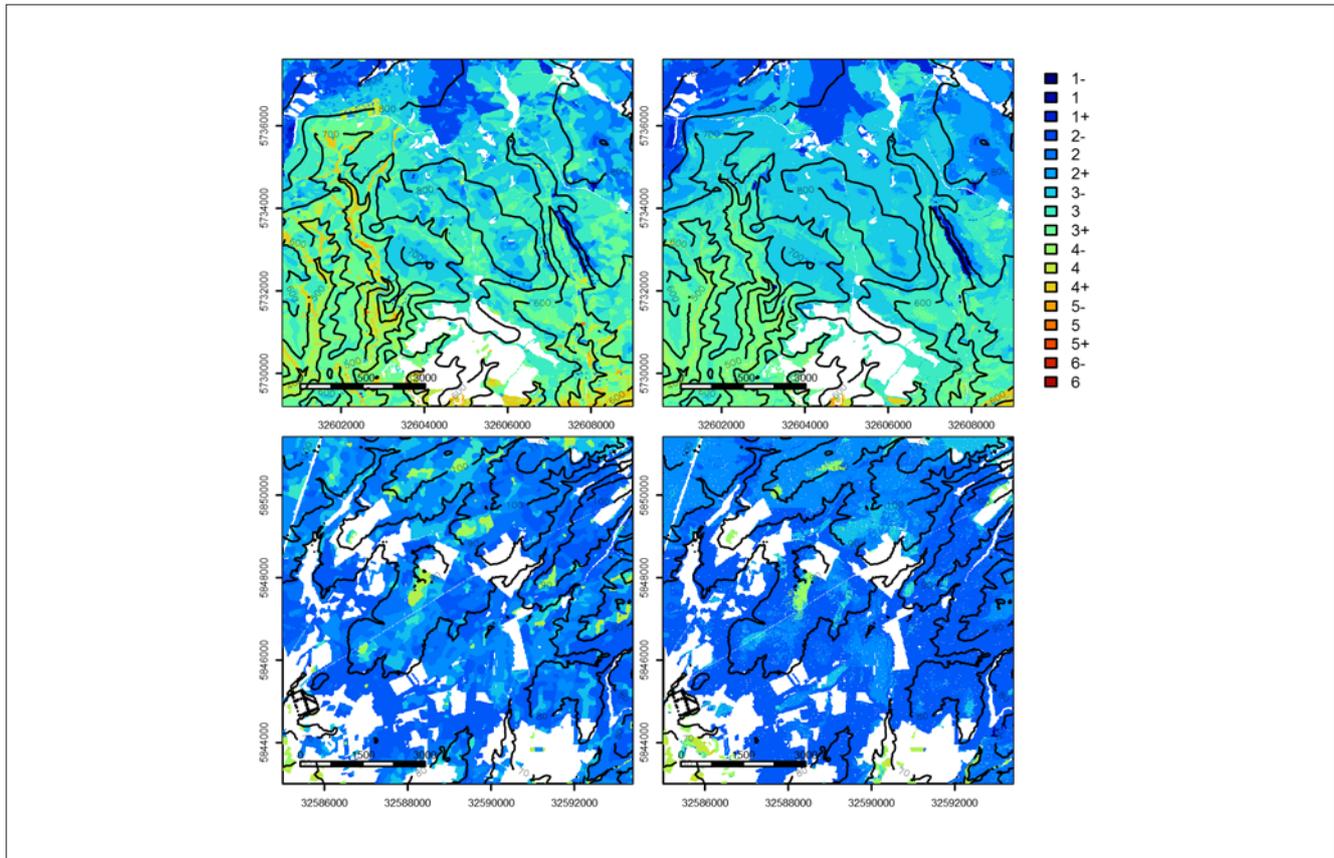


Abb. 2: Kartierte (links) und modellierte (rechts) NZ Stufen von Flächen in Harz (oben) und Hoher Heide (unten) mit Höhenlinien (m ü. NHN). Die modellierten Raster wurden mit dem Saga Modul „Majority Filter“ (Search Mode: Square, Radius: 1 Zelle, Threshold: 50%) bearbeitet. Nicht kartierte Gebiete wurden auch im Modellergebnis maskiert und verbleiben weiß. Karten in kleinerem Maßstab für beide Gebiete mit gleichen Legendeneinheiten finden sich im Appendix (Abb. A3 und A4).

Fig. 2: Mapped (left) and modeled (right) NZ classes of areas in the Harz Mountains (top) and in Hohe Heide (bottom) with contour lines (m a. s. l.). The modeled grids were processed with the Saga module “Majority Filter” (Search Mode: Square, Radius: 1 cell, Threshold: 50%). Unmapped areas were also masked in the model results and remain white. Maps in smaller scale for both areas with the same legends can be found in the appendix (Figs. A3 and A4).

von WHZ und NZ ergibt sich durch die hier erfolgte statische Betrachtung der forstlichen Standorte, obwohl sie einer hohen Dynamik unterliegen (GAUER 2010). Veränderte Wachstumsbedingungen durch längere Vegetationsperioden (PRETZSCH et al. 2014) und/oder durch zeitliche Änderungen der Stickstoff- (LAUBHANN et al. 2009) und Schwefeldepositionen (HAUCK et al. 2012) könnten Auswirkungen auf die Einschätzung der Standorte haben. So haben sich in den letzten Jahrzehnten besonders nährstoffarme Standorte stark gewandelt (HEINKEN 2008). Auch die Waldbewirtschaftung (Laubholzförderung, stärkere Hochdurchforstung etc.) unterliegt einer großen Dynamik und Einflüsse vorheriger Nutzungsarten auf den Boden (z. B. Heidewirtschaft) verlieren an Intensität. Eingriffe in den Wasserhaushalt grund- und stauwasserbeeinflusster Standorte (SCHMIDT et al. 2015) verändern potenziell auch die WHZ. Die Kartierpraxis selbst ist ebenfalls variabel (tiefere Erkundungspunkte durch Einführung des 2 m Bohrgestänges in den 90er Jahren, pers. Mitteilung THOMAS JENSEN, NFP). Zur Verbesserung von Modellen zur Standortprognose sollte demnach die zeitliche Dynamik berücksichtigt werden, was auf Basis der vorliegenden Daten aber hier nicht möglich war. In anderen Arbeiten wird auf räumliche Einschränkungen zurückgegriffen, um zeitlich homogene Daten zu erhalten: So benutzte EBERL (1998) zur Verbindung ökochemischer Parameter mit der bestehenden Standortkartierung Daten aus dem Westharz,

wo aktuelle und homogene Kartierungen vorlagen, was aber für landesweite Modelle als Option ausscheidet.

Weiterhin wird die Modellierung durch den extrem hohen Detailreichtum der STOK mit mehr als 54 500 verschiedenen Legendeneinträgen (WHZ+NZ+SLZ+Varianten) bei etwa 350 000 Polygonen erschwert. So hat allein die Nährstoffzahl im Niedersächsischen Bergland 15 Stufen (in Hessen dagegen nur sechs). Gleichzeitig existieren aber nur wenige Regeln der Vergabe für diese Stufen, die durch Interpretation einer ganzen Reihe komplexer Informationen aus Boden (z. B. Humusform, Bodengefüge, Durchwurzelung, Skelettarten, etc.), Wuchsleistung des Bestandes und Vegetation gewonnen werden (pers. Mitteilung VOLKER STÜBER, NFP). Im Schätzrahmen für das Bergland heißt es zum Vorgehen: „Wegen der komplexen Beziehungen der verschiedenen Standortfaktoren können Grenzbereiche hier nicht fixiert werden“ (NFP 2005). Auch in der forstlichen Standortaufnahme (AK STANDORTSKARTIERUNG 2003) mit nur vier Trophiestufen sind keine expliziten Regeln festgelegt. Deshalb gilt die NZ vielleicht auch als der umstrittenste Teil der Standortstypen (SCHULZ 2003). Lediglich der Schätzrahmen für das Tiefland gibt Kriterien für die Vergabe vor. Anhand der vorliegenden Daten lässt sich vermuten, dass die Kartierer uneinheitlich mit diesem Detailreichtum umgehen. So weicht etwa die Vergabehäufigkeit der NZ-Stufen

stark von einer zu erwartenden Verteilung (flächenmäßig ähnliche Ausweisung von „direkt benachbarten“ Stufen der Nährstoffzahl) ab. Im Tiefland wurde die NZ 4- nur halb so oft vergeben wie die benachbarten Stufen 4 oder 3+. Im Bergland betrifft das die Stufe 5- im Vergleich zu 4+ und 5, was ökonomische Gründe haben könnte, da an der Grenze von Stufe 5- anspruchsvollere Edellaubhölzer mit positiv wirtschaftlicher Aussicht im Bestand beteiligt werden können, und ein Kartierer wohl eher deutlich für oder gegen eine solche Beimischung votiert. Nimmt man die NZ als annähernd kontinuierlich an (vgl. SCHULZ 2003 und AHRENDTS et al. 2012), sind solche Verteilungsmuster kaum zu erwarten. Gleiches gilt für die WHZ: Kartierer scheinen sich innerhalb gewisser Geländeformen deutlich häufiger für „mittlere“ Feuchteverhältnisse zu entscheiden (WHZ 19, 23, und 42), was bis in die Vergabe der Varianten der einzelnen Stufen („feuchter“ und „trockener“) hin bemerkbar ist. Solche „allgemeinen“ Stufen weisen dann ein sehr breites Kovariablenpektrum und damit eine große Ähnlichkeit in den topographischen Eigenschaften im Vergleich zu ihren Nachbarn auf (vgl. HÄRING et al. 2012) und sind entsprechend schwer modellierbar. Letztlich hat sich gezeigt, dass die in Anlehnung an SCHMIDT et al. (2015) aggregierten Trophie- bzw. Frischestufen deutlich besser beschrieben werden können als die fein nuancierten Abstufungen der Niedersächsischen STOK. Ob eine solche Kartierung aber aus ökologischer oder waldbaulicher Sicht ausreicht, muss anhand praktischer Erfahrungen und durch Standort-Leistungs-Modellierung gezeigt werden. Aus technischer Sicht ist bei weiterer Verfolgung dieses Modellansatzes eine genauere Betrachtung der Effekte der Eingangsdaten (unterschiedlich viele WHZ- bzw. NZ-Stufen mit jeweils unterschiedlicher Vorhersagequalität werden gruppiert) auf das Modellergebnis nötig.

Über die zeitliche Variabilität forstlicher Standorte, den modellhaft schwierig zu fassenden Detaillierungsgrad der STOK und mögliche Kartierereffekte hinaus bergen die Methodik der Feldkartierung und die Digitalisierung der Feldkarten weitere Fehlerquellen. Sowohl das Modell als auch die STOK selbst fassen Standortstypen als scharf voneinander abgetrennte homogene Einheiten auf, was in der Natur so nicht zu erwarten ist (ODGERS et al. 2011). Durch die Digitalisierung der großmaßstäbigen Feldkarten entstehen zusätzliche Ungenauigkeiten an den Polygonrändern. Diesem Problem wurde zunächst begegnet, indem keine Kalibrierungsdaten aus einem Puffer von 20 m Breite um die Polygone entnommen wurden (vgl. BEHRENS et al. 2008). Mit einem gut kalibrierten Modell lassen sich dann solche Übergänge besser vorhersagen, was Inhalt der Disaggregation von Bodenkarten ist. In den Vorarbeiten zu dieser Studie hat sich gezeigt, dass sich die Gütemaße der Modelle verbessern, wenn ein Puffer verwendet wurde. Es ist allerdings möglich, dass durch das Verwerfen von Randbereichen das „Sampling“ von sehr schmalen Strukturen beschränkt wird, d.h. es sind z.B. weniger Daten zur Vorhersage schmaler Rücken, Kämme und Täler verfügbar. Deshalb werden schmale Rücken oft anderen Landschaftsformen zugeschlagen (vgl. Abb. A3). In jedem Fall sollte in weiteren Ansätzen die Wirkung der Puffergröße auf solche Spezialfälle untersucht werden, denn möglicherweise lässt sich das Problem auch durch die Berechnung von Geländeformenindizes für andere Entfernungsklassen lösen. Eine weitere Fehlerquelle ergibt sich aus der Abbildung der Geländeform in der Feldkarte. Steilabstürze, die dreidimensional im Gelände eine große Fläche einnehmen, müssen beim Einzeichnen in die zweidimensionale Feldkarte oft überzeichnet werden, um sie

überhaupt darstellen zu können. Folglich gleiten Steilabstürze in weniger geneigte, aber sonst ähnliche Kartiereinheiten, was die Pufferung der Kartiereinheiten nötig macht.

Aus den zur Verfügung stehenden Daten lassen sich quantitative Angaben zu Qualität, Reproduzierbarkeit und zeitlicher Dynamik der STOK nur bedingt ableiten. Kartiererblindvergleiche oder unabhängige Mehrfachkartierungen sind den Autoren nicht bekannt. Insofern können Unsicherheiten in der Datengrundlage derzeit kaum vom Modellfehler getrennt werden.

4.2 Kovariablen und Modell

Der Anspruch dieser Arbeit, ein landesweites Modell zu entwickeln, erforderte im Hinblick auf die Eingangsdaten einige Kompromisse, denn für sehr große Untersuchungsgebiete stehen mit Ausnahme der Geländemodelle oft nur wenige Variablen in hoher Auflösung und guter Qualität zur Verfügung. Die BÜK50 liegt zwar flächendeckend vor, hat aber eher einen „Übersichtscharakter“. Gleiches gilt für die soilgrids, die bodenchemische und -physikalische Parameter liefern. Die genauere geologische Karte hingegen weist überregional Blattrandverwerfungen auf, da sie aus in der Regel nicht miteinander abgeglichenen Einzelblättern zusammengefügt wurde. Solche Variablen verursachen u. U. Artefakte, die sich bei Vorhersagen durchpausen können. Ebenso kann das Zusammenfassen von Faktorvariablen aus Boden- oder geologischen Karten zu Ober- bzw. zu Mischgruppen weitere Artefakte verursachen. Andere Kovariablen stehen dagegen nur in sehr grober Auflösung zur Verfügung. Das 1 x 1 km-Raster der DWD Klimaparameter wurde wegen seiner freien Verfügbarkeit und der guten Dokumentation gewählt. Ob sich die Vorhersagegenauigkeit hier aber durch eine höhere Auflösung verbessern lässt, müssen weitere Arbeiten mit entsprechender Datengrundlage zeigen. Prinzipiell werden aber viele lokale Standortseigenschaften auch von Variablen auf bedeutend größerer Skala beeinflusst, weshalb im digital soil mapping und auch in dieser Arbeit Kovariablen auf verschiedenen Skalen in die Modelle eingehen (vgl. BRUNGARD et al. 2015, BEHRENS et al. 2010). Aus den Variablenhäufigkeiten in den Einzelbäumen der RF's lässt sich ablesen, dass räumlich grob aufgelöste Prädiktoren (Wuchsgebiete, Klimaparameter, BÜK50 Daten) sowie Parameter mit einem weiten Wertebereich (Höhe über NHN) häufiger am Anfang der Bäume stehen, wo die Daten in erste grobe Gruppen zerlegt werden. Diese Variablen sind damit Stützpunkte, die zunächst für eine grobe räumliche Zuordnung der Daten sorgen (vgl. MEER 2006). HENGL et al. (2015) stellen ebenfalls fest, dass ein großer Teil der Variabilität verschiedener Bodeneigenschaften schon von Variablen in 1 x 1 km Auflösung erklärt wird, während höher aufgelöste Kovariablen für kleinräumige Differenzierung sorgen und die Vorhersagegenauigkeit steigern. Während großmaßstäbige Reliefparameter die Entscheidungen in den feineren Verzweigungen der Bäume der WHZ dominieren, tauchen bei der Modellierung der NZ auch in den Verzweigungen sehr häufig Parameter der soilgrids auf, was gelegentlich zu sichtbaren Artefakten führt. Offenbar haben Größen wie pH (H₂O), C_{org}-Gehalt und Skelett, die tatsächlich wichtige Größen zur NZ Einschätzung sind, trotz ihrer groben Auflösung einen hohen Erklärungswert.

Die Analyse der Auswirkungen einzelner Kovariablen, ihrer räumlichen Auflösung und des Grades ihrer Aggregation auf das Modellergebnis wird durch die große Datenfülle, die vielen Stufen, den hohen Rechenaufwand und das große räumliche Anwendungsgebiet (visuelle Prüfung)

sehr erschwert. Aus diesen Gründen unterblieb auch eine Optimierung der Puffergröße der STOK-Polygone oder der stufenspezifischen Anzahl der Kalibrierungszellen (vgl. SCHMIDT et al. 2008). Um Modelle bei komplexen landesweiten Anwendungen besser handhabbar zu machen, arbeiten andere Autoren auf wesentlich größeren Raster. Russ et al. (2012) verwenden z. B. eine Auflösung von 100 x 100 m zur Disaggregation von Mischkartierungen in der brandenburgischen STOK. Für viele Fragestellungen wäre aber auch die Modellentwicklung für kleine Gebiete oder die Modellierung von weniger Stufen ausreichend. Ein solches Vorgehen vereinfacht die Modelloptimierung (vgl. Tuv et al. 2009, LAGACHERIE & HOLMES 1997) und vor allem auch die visuelle Plausibilitätsprüfung deutlich.

Es ist im digital soil mapping üblich, mit sehr vielen Kovariablen zu arbeiten. Nur ausreichend robuste Algorithmen wie z. B. RandomForests können aber bei Verwendung vieler hochkorrelierter Variablen stabile Vorhersagen liefern (vgl. DORMANN et al. 2013). Wie bei BRUNGARD et al. (2015) und BEHRENS et al. (2010) wurden auch in der vorliegenden Arbeit Modelle parametrisiert, deren Eingangsgrößen z. T. auf einer Reihe verschiedener Zellgrößen desselben DGM basieren (Tab. 1A). Problematisch wird die dadurch bedingte Autokorrelation, wenn durch Variablenselektion Kausalzusammenhänge sichtbar gemacht werden sollen. Eine präzise Variablenselektion bei hochkorrelierten Prädiktoren und bei Mischungen aus kategorischen und kontinuierlichen Daten ist nur unter Verwendung von „conditional inference trees“ möglich (STROBL et al. 2009, HÄRING et al. 2012). Da für derartige Modelle („cforest“) der Datenumfang zu groß war, und RF's kaum sensitiv gegenüber nichtinformativen Prädiktoren sind (KUHN & JOHNSON 2013), wurde in Anlehnung an HENGL et al. (2015) und HERBST & MOSIMANN (2010) auf eine Variablenselektion verzichtet. RF's sind ohnehin schwer interpretierbare „Black-Box“ Algorithmen: Jeder Knoten eines jeden Baumes beruht auf einer binären Entscheidung, anhand der Werte oder Kategorien einer Variablen, die aus einer Stichprobe aller Variablen ausgewählt wurde. Das entspricht aufgrund der vielen WHZ/NZ-Stufen sehr tief gestaffelten Bäumen mit jeweils hunderten von Entscheidungen, die in ihren Einzelheiten kausal kaum nachvollziehbar sind. Selbstverständlich zeigt das Modell ohne Variablenselektion eine leichte Überanpassung an die Trainingsdaten, weshalb eine externe Kreuzvalidierung mit einem unabhängigen Validierungsdatensatz nötig war (DORMANN et al. 2013). Im Vergleich zur wissensbasierten Modellierung in Expertensystemen sind RF's zwar vergleichsweise einfach und nachvollziehbar anzuwenden. Sie können aber keine Sonderfälle oder Inkonsistenzen in der Datengrundlage erkennen und liefern Prognosen auch für ungenügend gesicherte Zusammenhänge (HERBST & MOSIMANN 2010). Allerdings können Unsicherheitsbereiche über stufenweise Vorhersagegenauigkeiten aus den produzierten Karten entfernt werden (vgl. HÄRING et al. 2012) und über die visuelle Überprüfung der Karten durch erfahrene Kartierer oder Feldkartierung manuell nachgearbeitet werden.

5 Fazit und Ausblick

Mit dem hier dargestellten relativ einfachen niedersachsenweiten Modell konnten sehr gute Ergebnisse in der Vorhersage von WHZ und NZ erzielt werden. Der Ansatz stellt eine vielversprechende Methode dar, vorhandene Lücken in der Kartierung (auch im Sinne einer Vorkartierung) regelbasiert schließen zu können. Für zukünftige

Anwendungen und die Weiterentwicklung und Verbesserung des Modells wäre es aber von Vorteil, wenn mit möglichst aktuellen und zeitlich homogenen Teilen der STOK bzw. für kleinere Anwendungsbereiche lokal kalibriert und durch zusätzliche stichprobenhafte Felduntersuchungen verifiziert wird.

6 Danksagung

Die Autoren danken dem Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft und dem Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit sowie dem Projektträger Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE) für die Förderung der Arbeit im Rahmen des Waldklimafonds, Projekt „DSS Risikomanagement – Entscheidungsunterstützung zur Verteilung und Begrenzung von Risiken für die Forstwirtschaft vor dem Hintergrund des Klimawandels (DSS-RiskMan)“ (FKZ 28WB401501) und „Veränderte Produktivität und Kohlenstoffspeicherung der Wälder Deutschlands angesichts des Klimawandels (WP-KS-KW)“ (FKZ 28WC400303). Des Weiteren geht unser Dank an Thomas Jensen und Volker Stüber vom Niedersächsischen Forstplanungsamt für ihren fachlichen Rat.

Literatur

- AdV (2008): Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland. ATKIS-Objektartenkatalog Basis-DLM Version 6.0.
- AHRENDTS, B., MEIWES, K.J., EVERS, J. (2012): Regionalisierung der Elementvorräte von Waldböden in Niedersachsen, Hessen und Sachsen-Anhalt. In: Forschungsvorhaben: Möglichkeiten und Grenzen der Vollbaumnutzung (FKZ: 22015407). URL: <http://www.fnr-server.de/ftp/pdf/berichte/22015407.pdf> S. 187-208.
- AHRENDTS, B., STEINICKE, C., KÖHLER, M., MEESENBURG, H. (2016): Ableitung des Grundwasserflurabstandes für Waldstandorte im Niedersächsischen Tiefland. *Waldökologie, Landschaftsforschung und Naturschutz* **16**: 69-81.
- AK STANDORTSKARTIERUNG (2003): Forstliche Standortsaufnahme. 6. Aufl. München.
- BEHRENS, T., FÖRSTER, H., SCHOLTEN, T., STEINRÜCKEN, U., SPIES, E.D., GOLDSCHMITT, M. (2005): Digital soil mapping using artificial neural networks. *J. Plant Nutr. Soil Sci.* **168** (1): 21-33.
- BEHRENS, T., SCHOLTEN, T. (2006): Digital soil mapping in Germany-a review. *J. Plant Nutr. Soil Sci.* **169** (3): 434-443.
- BEHRENS, T., SCHMIDT, K., SCHOLTEN, T. (2008): An approach to removing uncertainties in nominal environmental covariates and soil class maps. In: HARTEMINK, A., McBRATNEY, A., MENDOCA-SANTOS, M.L. (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Springer. 2008.
- BEHRENS, T., ZHU, A.X., SCHMIDT, K., SCHOLTEN, T. (2010): Multi-scale digital terrain analysis and feature selection for digital soil mapping. *Geoderma* **155** (3): 175-185.
- BMEL (2014): Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft: Der Wald in Deutschland. Ausgewählte Ergebnisse der dritten Bundeswaldinventur. Berlin.
- BÖHNER, J., KÖTHE, R., CONRAD, O., GROSS, J., RINGELER, A., SELIGE, T. (2002): Soil Regionalisation by Means of Terrain Analysis and Process Parameterisation. In: MICHELI, E., NACHTERGAELE, F., MONTANARELLA, L.: *Soil Classification 2001*. The European Soil Bureau EUR 20398 EN Ispra 213-222.
- BREIMAN, L. (2001): Random Forests. *Machine Learning* **45** (1): 5-32.

- BRUNGARD, C.W., BOETTINGER, J.L., DUNIWAY, M.C., WILLS, S.A., EDWARDS, T.C. (2015): Machine learning for predicting soil classes in three semi-arid landscapes. *Geoderma* **239**: 68-83.
- CUTLER, D.R., EDWARDS JR, T.C., BEARD, K.H., CUTLER, A., HESS, K.T., GIBSON, J., LAWLER, J.J. (2007): Random Forests for classification in ecology. *Ecology* **88** (11): 2783-2792.
- DORMANN, C.F., ELITH, J., BACHER, S., BUCHMANN, C., CARL, G., CARRÉ, G., GARCÍA MARQUÉZ, J.R., GRUBER, B., LAFOURCADE, B., LEITÃO, P.J., MÜNKEMÜLLER, T., MCCLEAN, C., OSBORNE, P.E., REINEKING, B., SCHRÖDER, B., SKIDMORE, A.K., ZURELL D., LAUTENBACH, S. (2013): Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography* **36** (1): 27-46.
- DWD (2015): Rasterdaten des Deutschen Wetterdienstes. URL: http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=dwdwww_klima_umwelt_klimadaten_deutschland&T82002gsbDokumentPath=Navigation%2FOeffentlichkeit%2FKlima_Umwelt%2FKlimadaten%2FKdaten_kostenfrei%2FKdat_Dgebiete_rasterdaten [access: 14.8.2014].
- EBERL, C. (1998): Quantifizierung und Bewertung von Merkmalen forstlicher Standortstypen durch ökochemische Parameter im Westharz. Berichte des Forschungszentrums Waldökosysteme Reihe A, Band 151.
- EEA (2006): European Environment Agency. Corine Landcover Datensatz. URL: <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/corine-land-cover-2006-raster-3> [access 5. 8. 2014].
- EVERS, J., PAAR, U., EICHHORN, J. (2013): Bestätigt die BZE die Trophieeinschätzung der forstlichen Standortskartierung? *AFZ/Der Wald* **14**: 11-15.
- GAUER, J. (2010): GIS-gestützte Weiterentwicklung von forstlichen Standortskarten. *AFZ/Der Wald* **11**: 26-29.
- GROUVEN, U., BENDER, R., ZIEGLER, A., LANGE, S. (2007): Der Kappa-Koeffizient. *Dtsch. Med. Wochenschr.* **132** (1): 65-68.
- HÄRING, T., DIETZ, E., OSENSTETTER, S., KOSCHITZKI, T., SCHRÖDER, B. (2012): Spatial disaggregation of complex soil map units: A decision-tree based approach in Bavarian forest soils. *Geoderma* **185-186**: 37-47.
- HAUCK, M., ZIMMERMANN, J., MASCHA, J., DULAMSUREN, C., BADE, C., AHRENDTS, B., LEUSCHNER, C. (2012): Rapid recovery of stem growth at reduced SO₂ levels suggests a major contribution of foliar damage in the pollutant-caused dieback of Norway spruce during the late 20th century. *Environ. Pollut.* **164**: 132-141.
- HEINKEN, T. (2008): Die natürlichen Kiefernstandorte Deutschlands und ihre Gefährdung. *Die Waldkiefer* **2**: 19.
- HENGL, T., HEUVELINK, G.B.M., KEMPEN, B., LEENAARS, J.G.B., WALSH, M.G., SHEPHERD, K.D., SILA, A., MACMILLAN, R.A., JESUS, J.M., TAMENE, L., TONDOH, J.E. (2015): Mapping Soil Properties of Africa at 250 m Resolution: Random Forests Significantly Improve Current Predictions. *PLoS One* **2015**, 10, e0125814.
- HERBST, P., MOSIMANN, T. (2010): Prognose ökologisch wichtiger Waldbodeneigenschaften mit Random Forest in der Nordwestschweiz – Vergleich der Vorhersagen mit wissensbasierter empirisch-statistischer Modellierung. *Geomatik Schweiz* **4**: 140-144.
- HITZIGER, M., LIESS, M. (2014): Comparison of three supervised learning methods for digital soil mapping: application to a complex terrain in the Ecuadorian Andes. *Appl. Environmental Soil Sci.* **2014**. <http://dx.doi.org/10.1155/2014/809495>.
- ISRIC (2015): International Soil Reference and Information Center. Soil grids Datensatz. URL: <http://soilgrids.org/> [access 09. 09 2015].
- JENNY, H. (1994): Factors of soil formation: a system of quantitative pedology. Courier Corporation.
- KUHN, M., JOHNSON, K. (2013): Applied Predictive Modeling. Springer, New York.
- LAGACHERIE, P., HOLMES, S. (1997): Addressing geographical data errors in a classification tree for soil unit prediction. *Intern. J. Geogr. Information Sci.* **11** (2): 183-198.
- LAUBHANN, D., STERBA, H., REINDS, G.J., DE VRIES, W. (2009): The impact of atmospheric deposition and climate on forest growth in European monitoring plots: An individual tree growth model. *Forest Ecol. Manage.* **258** (8): 1751-1761.
- LBEG (2015): Landesamt für Bergbau, Energie und Geologie Niedersachsen, NIBIS Niedersächsischer Bildungsserver. URL: <http://nibis.lbeg.de/cardomap3/?TH=BGL500> [access: 14.9.2015].
- LGLN (2015): Landesamt für Geoinformation und Landesvermessung Niedersachsen, Digitales Basis-Landschaftsmodell (AAA-Modellierung): Auszug aus den Geobasisdaten der Niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung.
- LIAW, A., WIENER, M. (2002): Classification and Regression by Random Forest. *R News* **2** (3): 18-22.
- MCBRATNEY, A., MENDONÇA SANTOS, M., MINASNY, B. (2003): On digital soil mapping. *Geoderma* **117**: 3-52.
- MEER, U. (2006): Methoden zur Beurteilung der Heterogenität und Disaggregierungsverfahren zur Verbesserung des Aussagegehaltes von Bodenbasisdaten. Universität Hannover, Dissertation, Hannover. 145 S.
- ML (2015): Niedersächsisches Ministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Verbraucherschutz. URL: http://www.ml.niedersachsen.de/portal/live.php?navigation_id=20017&article_id=4664&psmand=7 [access 15. 9 2015].
- MÜLLER-WESTERMEIER, G., WALTER, A., DITTMANN, E. (2005): Klimaatlas Bundesrepublik Deutschland Teil 1–4. Offenbach am Main: Deutscher Wetterdienst.
- NFP (2005): Niedersächsisches Forstplanungsamt. Standortskartierung-Berglandschema/Tieflandschema (pdf-Datei): URL: <http://www.landesforsten.de/Publikationen.1291.0.html> [access 15.9.2015].
- ODGERS, N.P., MCBRATNEY, A.B., MINASNY, B. (2011): Bottom-up digital soil mapping. I. Soil layer classes. *Geoderma* **163**: 38-44.
- OVERBECK, M., SCHMIDT, M., FISCHER, C., EVERS, J., SCHULZE, A., HÖVELMANN, T., SPELLMANN, H. (2011): Ein statistisches Modell zur Regionalisierung der nutzbaren Feldkapazität von Waldstandorten in Niedersachsen. *Forstarchiv* **82**: 92-100.
- PRASAD, A.M., IVERSON, L.R., LIAW, A. (2006): Newer classification and regression tree techniques: bagging and Random Forests for ecological prediction. *Ecosystems* **9** (2): 181-199.
- PRETZSCH, H., BIBER, P., SCHÜTZE, G., UHL, E., RÖTZER, T. (2014): Forest stand growth dynamics in Central Europe have accelerated since 1870. *Nature communications* **5** (4967): 5967.
- R CORE TEAM (2014): R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2012.
- ROSSEL, R.V., BEHRENS, T. (2010): Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. *Geoderma* **158** (1): 46-54.

- RUSS, A., RIEK, W., WESSOLEK, G. (2013): Regionalisierung bodenphysikalischer Kennwerte auf Grundlage forstlicher Standortskarten. In: Ausgleichs- und Reaktorfunktionen von Waldböden im Stoff- und Wasserkreislauf – Gemeinsames Kolloquium des DBG-Arbeitskreises Waldböden, der Sektion Wald und Wasser im DVFFA und der Deutschen Hydrologischen Gesellschaft in Freiburg am 4.–5. Oktober 2012. Bde. Heft **96**: 113-127.
- SCHMIDT, K., BEHRENS, T., SCHOLTEN, T., (2008): Instance selection and classification tree analysis for large spatial datasets in digital soil mapping. *Geoderma* **146** (1): 138-146.
- SCHMIDT, W., STÜBER, V., ULLRICH, T., PAAR, U., EVERS, J., DAMMANN, K., SCHMIDT, M. (2015): Synopse der Hauptmerkmale der forstlichen Standortskartierungsverfahren der Nordwestdeutschen Bundesländer. Beiträge aus der NW-FVA, Bd. **12**: 136 S.
- SCHULZ, R. (2003): Flächenbezogene Modelle zur Unterstützung der Forstlichen Standortskartierung im Niedersächsischen Bergland. Dissertation Uni Göttingen. URL: <http://ediss.uni-goettingen.de/handle/11858/00-1735-0000-0006-B31F-E> [access 16.11.2015].
- SCHULZ, R., ASCHE, N. (2000): Forstliche Standortskartierung in NRW. *LÖBF – Mitteilungen* **1**: 47-56.
- SCHULZ, R., JUDAS, M. (2002): Forecast classification for the mapping of forest site properties. In: JANSEN, M., JUDAS, M., SABOROWSKI, J. (Hrsg.): *Spatial modelling in forest ecology and management*: 119–142.
- SINOWSKI, W., AUERSWALD, K. (1999): Using relief parameters in a discriminant analysis to stratify geological areas with different spatial variability of soil properties. *Geoderma* **89** (1): 113-128.
- SKIDMORE, A.K., WATFORD, F., LUCKANANURUG, P., RYAN, P.J. (1996): An operational GIS expert system for mapping forest soils. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **62**(5): 501-511.
- STROBL, C., HOTHORN, T., ZEILEIS, A. (2009): Party on! – A New, Conditional Variable Importance Measure for Random Forests Available in the party Package. *The R Journal* **1**(2):14-17.
- THÜNEN-INSTITUT (2011): Waldökologische Naturräume Deutschlands. URL: <https://gdi.ti.bund.de/geonetwork/srv/de/metadata.show?uuid=5f87aed9-c91d-4643-9abb-741b4f693371> [access 15.01.2015].
- TUV, E., BORISOV, A., RUNGER, G., TORKKOLA, K. (2009): Feature selection with ensembles, artificial variables, and redundancy elimination. *J. Machine Learning Res.* **10**: 1341-1366.
- ULRICH, B., SHRIVASTAVA, M.B. (1978): Schätzung quantitativer Bodenparameter bei der forstlichen Standortskartierung am Beispiel des hessischen Berglands. *Forstw. Cbl.* **97**: 41-50.
- WESSOLEK, G., KAUPENJOHANN, M., RENGER, M. (2009): Bodenphysikalische Kennwerte und Berechnungsverfahren für die Praxis. *Bodenökologie und Bodengenese*, Technische Universität Berlin, Berlin. 80 S.

Autorenanschrift:

Dr. Michael Köhler, Christian Steinicke, Dr. Jan Evers, Dr. Henning Meesenburg, Dr. Bernd Ahrends
 Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt
 Grätzelstr. 2
 37079 Göttingen

E-Mail: michael.koehler@nw-fva.de,
jan.evers@nw-fva.de,
henning.meesenburg@nw-fva.de,
bernd.ahrends@nw-fva.de

Aktuelle Adresse:

Christian Steinicke
 Hessisches Landesamt für Naturschutz, Umwelt und Geologie
 Dezernat G3 - Boden und Altlasten
 Rheingaustraße 186
 65203 Wiesbaden
 E-Mail: christian.steinicke@hlnug.hessen.de

submitted: 20.11.2015
 reviewed: 29.01.2016
 accepted: 06.04.2016