

Ein umweltsensitives Bonitätsmodell zur Prognose des Produktivitätspotentials unter Klimawandel am Beispiel der Fichte

Chaofang Yue¹, Hans-Peter Kahle², Joachim Klädtke¹ Ulrich Kohnle¹

¹FVA Baden-Württemberg, Freiburg i. Br.

²Professur für Waldwachstum und Dendroökologie Uni Freiburg, Freiburg i. Br.

Einleitung

Eine zuverlässige Abschätzung der unter dem Einfluss des Klimawandels zu erwartenden Produktivität unserer Wälder stellt für die Forstwirtschaft eine große Herausforderung dar. Umweltsensitive Waldwachstumsmodelle können hierzu einen sehr wichtigen Beitrag leisten. Hierzu wurden bereits zahlreichen Verfahren und Ansätze entwickelt, die sich von ihrer Systematik her in die beiden Kategorien Prozessmodelle und Statistische Modelle einteilen lassen.

Prozessmodelle können prinzipiell für die Untersuchung umweltbedingter Veränderungen komplexer biologischer Systeme wie beispielsweise Wachstumsreaktionen von Waldbäumen von großem Nutzen sein, da sie auf physikalischen Gesetzmäßigkeiten aufbauen und dadurch theoretisch eine kausale Ursachen-Wirkungs-Analyse möglich ist (DIXON 1990, MÄKELÄ 2000). Sie sind jedoch sehr komplex und mit vielen Unsicherheiten z.B. bezüglich der Eingabedaten, der Modellstruktur und der Modellparameter behaftet, weshalb ihre Validität häufig noch unzureichend ist und sie noch kaum als praktisches Werkzeug in der Forstwirtschaft eingesetzt werden (MÄKELÄ et al. 2000)

Aus diesem Grunde kommen meist Verfahren zum Einsatz, die den Einfluss von Umweltfaktoren auf biologische Systeme anhand statistischer Modelle analysieren und beschreiben (in Nord-Amerika z.B. MONSERUD et al., 2008; WEISSKITTEL et al., 2011; BURKHART et al., 2018, in Europa: SEYNAVE et al. 2005; ALBERT und SCHMIDT 2010; NOTHDURFT et al. 2012; BONTEMPS und BOURIAUD 2014, ANTÓN-FERNÁNDEZ et al. 2016, HLÁSNY et al. 2017, BRANDL et al 2018). Diese Verfahren beruhen meist auf dem Ansatz einer Raum-Zeit-Substitution. Dabei wird angenommen, dass ein räumliches Nebeneinander von Bonitätsbeobachtungen zu einem bestimmten Zeitpunkt zu einer Prognose zeitlicher Bonitätsveränderungen bei veränderten Umweltbedingungen benutzt werden kann.

In einem von Yue et al. (2016) vorgestellten dynamischen Bonitätsmodell wird dagegen die klimasensitive Komponente in einer Zustandsraumdarstellung (state-space approach) direkt aus zeitlichen Bonitätsbeobachtungen geschätzt. Infolge der direkten Berücksichtigung der Zeit wird dieses Modell auch als Longitudinalverfahren bezeichnet.

Dieses Verfahren soll anhand eines Methodenvergleichs und eines Anwendungsbeispiels in folgenden Schritten näher erläutert werden:

- Überprüfung der Annahme einer Raum-Zeit-Substitution anhand von Daten aus langfristigen Versuchsflächen,
- Evaluierung der beiden Verfahren anhand eines unabhängigen Datensatzes,
- Projektion der zukünftigen Bonitätsdynamik anhand des Longitudinalverfahrens am Beispiel der Fichte auf der Basis von RCP-Klimaszenarien.

Datenmaterial

Die Modellparametrisierung erfolgte anhand von langfristigen Fichten-Versuchsflächendaten der FVA Baden-Württemberg (Yue et al. 2014).

Zur Modellevaluierung wurden unabhängige Daten aus den drei Bundeswaldinventuren im Zeitraum von 1988 bis 2012 in Baden-Württemberg herangezogen. Der Evaluierungsdatsatz umfasst insgesamt 2792 BWI-Traktecken.

Für die Modellierung des langfristigen Trends der N-Depositionsdaten wurde die Rekonstruktion der historischen Stickstoff-Depositionsraten von SCHÖPP et al. (2003) herangezogen.

Methodik

Raum-Zeit-Substitution (SFT)

Dieser im Folgenden auch als SFT (space for time substitution) bezeichnete Ansatz impliziert, dass anhand der entlang eines räumlichen Gradienten bestehenden Unterschiede bezüglich Klimafaktoren und Wachstumsgrößen eine zeitliche Prognose der Wachstumsreaktionen bei sich änderndem Klima möglich ist.

Beispielsweise nimmt die Standortsproduktivität mit zunehmender Höhenlage ab, da Bäume in niedrigeren (und wärmeren) Lagen schneller wachsen als in Hochlagen (Abb. 1). Solche räumlichen Wachstumsunterschiede werden häufig zu einer Prognose der Auswirkungen einer Klimaerwärmung herangezogen, indem unterstellt wird, dass das Baumwachstum unter wärmeren Klimabedingungen vergleichbar sei mit dem heutigen Wachstum von Bäumen in tieferen Lagen.

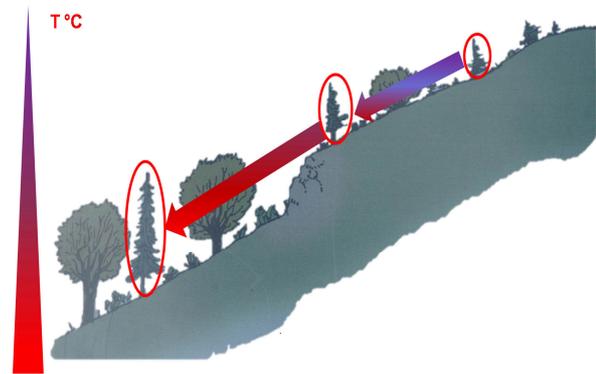


Abb. 1: Temperatur und Baumwachstum entlang eine Höhengradienten

Aus statistischer Sicht wird dabei angenommen, dass beispielsweise zwischen der Temperatur in der Vegetationszeit und der Oberhöhenbonität ein monoton steigender Zusammenhang besteht. Abb. 2A zeigt einen solchen Zusammenhang für Fichten-Versuchsflächen in verschiedenen Höhenlagen.

Tatsächlich wirken sich die diversen Umweltfaktoren in vielfältiger Weise auf das Baumwachstum aus, die Wirkung kann z.B. nichtlinear, kumulativ und/oder retardiert sein.

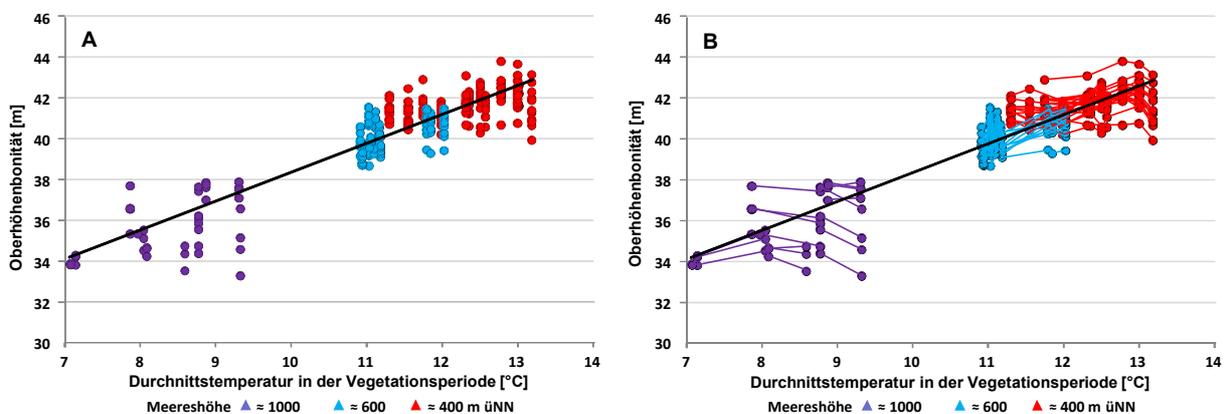


Abb. 2A & B: Zusammenhang zwischen der Temperatur in der Vegetationsperiode und der Oberhöhenbonität von Fichten-Versuchspartellen in verschiedenen Höhenlagen

Wie Abb. 2B zeigt, ist der Zusammenhang von Temperatur und Oberhöhenbonität innerhalb der einzelnen Versuchspartellen jedoch einem zeitlichen Trend unterworfen, der nichtmonoton verläuft und einen linearen Ausgleich über alle Daten zumindest fraglich erscheinen lässt.

Noch deutlicher wird dies, wenn man statt der Oberhöhenbonität die Bonitätsveränderung über der Temperatur betrachtet (Abb. 3).

Mit zunehmender Temperatur steigt in allen drei Höhenlagen die Bonität zunächst an, bis ein bestimmter Schwellenwert erreicht ist (grüne Punkte in Abb. 3). Ein weiterer Temperaturanstieg führt dann zu negativen Werten, was ein Absinken der Bonität bedeutet. Dies zeigt, dass es einen großen Unterschied in der Reaktion der Bonität auf die Temperatur zwischen dem räumlichen Gradienten und der zeitlichen Entwicklung innerhalb einzelner Parzellen gibt, womit die Gültigkeit eines Raum-Zeit-Substitutionsansatzes zumindest fraglich erscheint.

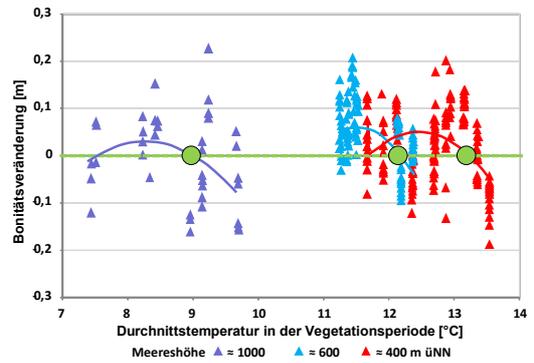


Abb. 3: Veränderung der Oberräumenbonität über der Temperatur in der Vegetationsperiode.

Das dynamische, umweltsensitive Bonitätsmodell

Um die zeitliche Komponente in der Modellierung umweltbedingter Veränderungen der Standorts-Leistungsfähigkeit zu berücksichtigen, wurde folgender Ansatz gewählt (Abb. 4):

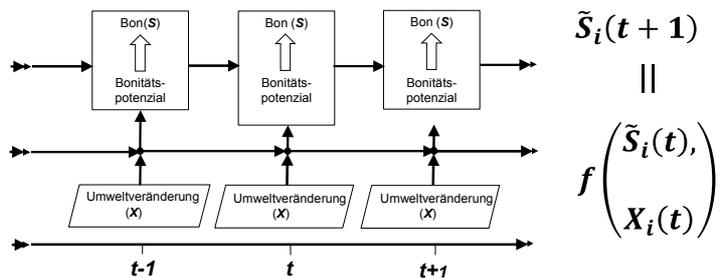


Abb. 4: Schematische Darstellung des umweltsensitiven Bonitätsmodells

- Als Indikator für das Produktivitätspotenzial des Standorts dient die Oberhöhenbonität. Die Bonität eines Bestandes zum Zeitpunkt t ist abhängig von der vorherigen Bonität sowie den aktuellen und früheren Umweltveränderungen. Der Zustand der Bonität zum Zeitpunkt $t + 1$ ist wiederum abhängig von der vorherigen Bonität und den entsprechenden Umweltveränderungen.
- Das auf den Longitudinaldaten aufbauende Zustands-Raum-Modell besteht im Wesentlichen aus den Komponenten Beobachtungsgleichung und Zustandsgleichung. Die Zustandsgleichung lautet:

$$\tilde{S}_i(t + 1) = f(\tilde{S}_i(t), X_i(t), \varepsilon_i(t), \theta) \quad (1)$$

mit

$\tilde{S}_i(t + 1)$ = Zustandsbonität des Bestands i zum Zeitpunkt $t+1$

$X_i(t)$ = Vektor von Umweltvariablen

θ = Vektor von Modellparametern

$\varepsilon_i(t)$ und $v_i(t + p)$ = Störgrößen

- $\tilde{S}_i(t)$ wird dabei durch die Beobachtungsgleichung gebildet:

$$S_i(t + p) = g(\tilde{S}_i(t + p), v_i(t + p)) \quad (2)$$

mit dem Oberhöhenbonitätsmodell:

$$S = 65\phi_1 \left(\frac{H_{dom}}{65\phi_1} \right) \exp\left(\frac{\phi_2}{(\phi_3-1) \cdot A \cdot (\phi_3-1)} - \frac{\phi_2}{(\phi_3-1) \cdot A_b \cdot (\phi_3-1)} \right) \quad (\text{Sloboda 1971})$$

H_{dom} = Oberhöhe,

A = Bestandesalter,

ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 = Modellparameter

$f(\cdot), g(\cdot)$ = Funktion

Die nichtlinearen akkumulierten Effekte der Umweltfaktoren auf die Bonitätsveränderung wurden ebenfalls berücksichtigt und in einem mehrstufigen Prozess in das Modell integriert (Yue et al. 2016).

Sind Ausgangsbonität und Umweltparameter bekannt, lässt sich die Bonitätsentwicklung wie folgt abschätzen:

$$S_i(t+1) = a_1 S_i^{a_2}(t) \cdot \exp(a_3 \cdot T_i(t) + a_4 \cdot P_i(t) + a_5 \cdot AI_i(t) + a_6 \cdot N_i(t) + a_7 \cdot P_i(t) \cdot N_i(t)) \quad (3)$$

mit

$S_i(t)$ = Bonität des Bestands i zum Zeitpunkt t ,

$T_i(t)$ = Durchschnittstemperatur März-August,

$P_i(t)$ = Niederschlagssumme März-August,

$N_i(t)$ = Jährliche Stickstoffeinträge,

$AI_i(t)$ = Aritätsindex (de Martonne 1926)

a_1, a_2, \dots, a_7 = Modellparameter

Die Projektion der Bonitätsdynamik unter dem Einfluss von Umweltveränderungen erfolgt durch einen rekursiven Algorithmus, der folgendermaßen lautet (Abb. 5):

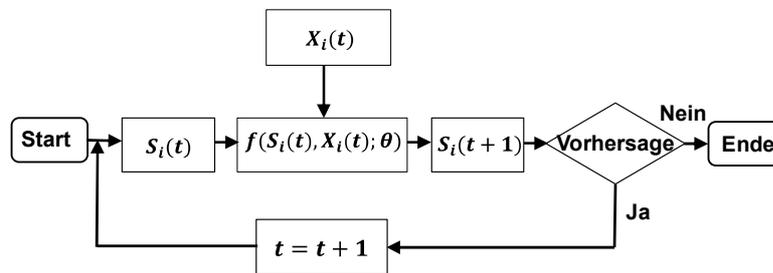


Abb. 5: Rekursiver Algorithmus zur Berechnung der Bonitätsentwicklung bei sich ändernden Umweltparametern

Ergebnisse

Um das beschriebene Verfahren zu evaluieren, wurden die Oberhöhenbonitäten von 2792 Fichten-Stichproben aus den 3 Bundeswaldinventuren in Baden-Württemberg im Zeitraum 1987 bis 2012 berechnet. Die Übereinstimmung mit den gemessenen Werten ist gut (Abb. 6), der Bias mit 0,29 m sehr gering.

In Abb. 7A wird der Bias mit den für denselben Datensatz erzielten Ergebnissen der Verfahren von ALBERT und SCHMIDT (2010) sowie NOTHDURFT et al. (2012) verglichen, die beide auf der SFT-Substitution beruhen.

Der Bias aller 3 Modelle ist auf den ersten Blick sehr gering, wobei das Verfahren von NOTHDURFT et al. die größte Streuung aufweist. Betrachtet man allerdings nicht den mittleren Bias der Modellergebnisse, sondern die Streuung über dem Wertebereich, ergibt sich ein anderes Bild (Abb. 7B):

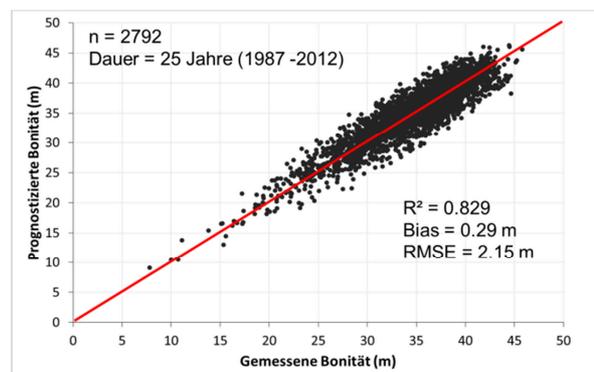


Abb. 6: Gemessene und prognostizierte Bonität von Fichten-Daten aus der BWI

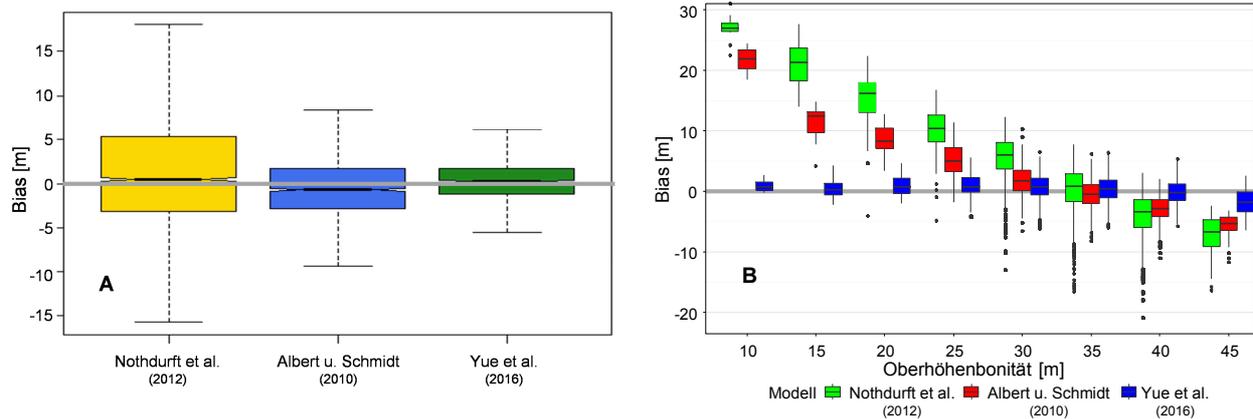


Abb. 7: Vergleich des Bias mit den nach den SFT-Substitutionsverfahren von NOTHDURFT (2012), ALBERT und SCHMIDT (2010) erzielten Ergebnissen.

A: Mittlerer Bias über alle Bonitätsstufen; B: Mittlerer Bias getrennt nach Bonitätsstufen

Beide nach der SFT-Substitution operierenden Verfahren führen zu einer deutlichen Überschätzung im niedrigeren Bonitätsbereich und einer nicht ganz so stark ausgeprägten Unterschätzung bei höheren Bonitäten, während der Bias des hier vorgestellten rekursiven Verfahren über den gesamten Bereich sehr gering ist.

In Abb. 8 ist schließlich die nach dem Longitudinalverfahren berechnete Oberhöhenentwicklung von im Jahr 2000 hypothetisch begründeten Fichtenbeständen bei unterschiedlichen RCP-Szenarien (MEINSHAUSEN et al. 2011) für 3 Bonitätsgruppen dargestellt. Den durchgezogenen Linien liegt ein Temperaturregime auf dem status quo Niveau zugrunde, während sich die lang gestrichelten Linien bei dem Szenario RCP4.5, die kurz gestrichelten bei dem Szenario RCP8.5 beziehen. Fichtenbestände mittlerer und hoher Bonität reagieren demnach auf zunehmende Temperaturen ab etwa 2040 mit einer deutlich reduzierten Oberhöhenentwicklung, während bei niedrigen Bonitäten kaum Änderungen prognostiziert werden. Dies ist möglicherweise darauf zurückzuführen, dass die niedrigen Fichten-Bonitäten in Baden-Württemberg nahezu ausnahmslos in montanen und hochmontanen Lagen mit hohen Niederschlägen zu finden sind, in denen eine moderate Temperaturerhöhung sogar einen eher positiven Effekt auf die Produktivität haben dürfte.

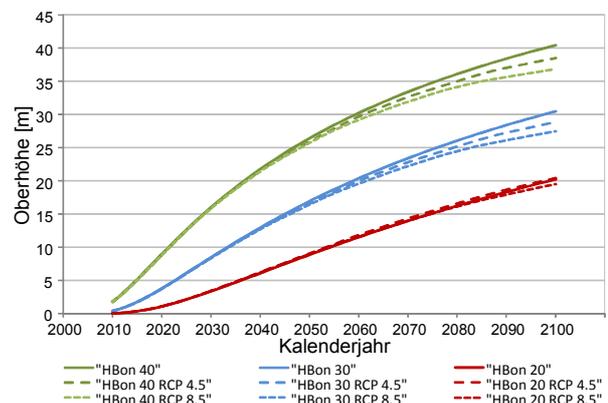


Abb. 8: Oberhöhenentwicklung bei unterschiedlichen Klimaszenarien

Zusammenfassung

Anhand von Daten aus langfristigen Fichten-Versuchsflächen wurde der in vielen waldwachstumskundlichen Prognosemodellen verwendete Ansatz „space for time substitution“ überprüft. Dabei zeigte sich, dass die Annahme, ein unterschiedliches Wachstum von Beständen entlang eines räumlichen Umweltgradienten sei gleichzusetzen mit der Wachstumsveränderung eines Bestandes infolge zeitlich variierender Umweltfaktoren, nicht bestätigt werden konnte. Eine direkte Anwendung des SFT-Substitutionsansatzes zur Prognose des Produktivitätspotentials unter Klimawandel könnte daher zu irreführenden Ergebnissen führen. Als Alternative wurde basierend auf dem Longitudinal-Ansatz ein umweltsensitives Bonitätsmodell entwickelt, mit dem die räumliche und zeitliche Variation der Bonitäten simultan modelliert werden kann und das in jährlicher Auflösung Bonitätsprognosen unter sich ändernden Umweltbedingungen ermöglicht. Eine Validierung des Modells mit unabhängigen BWI-Daten

zeigte, dass die Prognosegüte sehr hoch und der Bias über das gesamte untersuchte Bonitätsspektrum sehr gering ist. Modellrechnungen ergaben, dass eine Projektion unter den Klimaszenarien RCP 4.5 und 8.5 bei mittleren und höheren Bonitäten zu einem Produktivitätsverlust führen können, während sich niedrige Bonitäten kaum verändern.

Literatur

- ALBERT, M.; SCHMIDT, M. (2010). Climate-sensitive modelling of siteproductivity relationships for Norway spruce (*Picea abies* (L.) Karst.). *For. Ecol. Manage.* 259:739–749.
- ANTÓN-FERNÁNDEZ, C.; MOLA-YUDEGO, B.; DALSGAARD, L.; ASTRUP, R. (2016). Climate sensitive site index models for Norway. *Can. J. F. Res.* 46: 794– 803
- BONTEMPS, J.-D., BOURIAUD, O. (2014). Predictive approaches to forest site productivity: recent trends, challenges and future perspectives. *Forestry* 87:109–128
- BRANDL, S., METTE, T., FALK, W., VALLET, P., RÖTZER, T., PRETZSCH, H.(2018). Static site indices from different national forest inventories: harmonization and prediction from site conditions. *Annals of Forest Science* (2018) 75:56
- BURKHART, H.; BROOKS, E.; DINON-ALDRIDGE, H.; SABATIA, CH.; GYAWALI, N.; WYNNE, R.; THOMAS, V. (2018). Regional Simulations of Loblolly Pine Productivity with CO₂ Enrichment and Changing Climate Scenarios. *For. Sci.* 64: 349–357.
- COOPS, N.C.; R.H. WARING (2001). Estimating maximum potential site productivity and site water stress of the Eastern Siskiyou using 3-PGS. *Can. J. For. Res.* 31: 143-154.
- DIXON, R. K. (1990). *Process Modeling of Forest Growth Responses to Environmental Stress*. Timber Press, University of Minnesota, 441 p.
- HLÁSNY, T., TROMBIK, J., BOSELA, M., MERGANIC, J., MARUSÁK, R., SEBEN, V., STEPÁNEK, P., KUBISTA, J., TRNKA, M. (2017). Climatic drivers of forest productivity in Central Europe. *Agricultural and Forest Meteorology* 234 (2017) 258–273
- MÄKELÄ, A., J. LANDSBERG, A.R. EK, T.E. BURK, M. TER-MIKAELIAN, G.I. AGREN, C.D. OLIVER, P. PUTTONEN. (2000). Process-based models for forest ecosystem management: Current state of the art and challenges for practical implementation. *Tree Physiol.* 20:289–298
- MEINSHAUSEN, M., SMITH, S. J., CALVIN, K., DANIEL, J. S., KAINUMA, M. L.T., LAMARQUE, J-F., MATSUMOTO, K., MONTZKA, S. A., RAPER, S. C. B., RIAHI, K., THOMSON, A., VELDEERS, G. J. M., VAN VUUREN, D.P. P. (2011). The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300. *Climatic Change* 109:213–241
- MONSERUD, R.; YANG, Y.; HUANG, S.; TCHEBAKOVA, N.M. (2008). Potential change in lodgepole pine site index and distribution under climate change in Alberta. *Can. J. For. Res.* 38:343–352.
- NOTHDURFT, A.; WOLF, TH.; RINGELER, A. BÖHNER, J.; SABOROWSKI, J. (2012). Spatio-temporal prediction of site index based on forest inventories and climate change scenarios. *For. Ecol. Manage.* 279:97–111.
- SCHÖPP, W.; POSCH, M.; MYLONA, S. & JOHANSSON, M. (2003): Long-term development of acid deposition (1880–2030) in sensitive freshwater regions in Europe. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 7(4). pp. 436–446.
- SEYNAVE I, GÉGOUT JC, HERVÉ JC, DHÔTE JF, DRAPIER J, BRUNO É, DUMÉ G (2005). *Picea abies* site index prediction by environmental factors and understorey vegetation: a two-scale approach based on survey databases. *Can J For Res* 35:1669–1678
- WEISKITTEL, A.R.; CROOKSTON, N.L.; RADTKE, P.J. (2011). Linking climate, gross primary productivity, and site index across forests of the western United States. *Can. J. For. Res.* 41:1710–1721.
- YUE C, KAHLE H-P, VON WILPERT K, KOHNLE U (2016). A dynamic environment-sensitive site index model for the prediction of site productivity potential under climate change. *Ecol Model* 337:48–62