Technische Universität München

TUM School of Life Sciences

Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung

Baumartenwahl im Klimawandel – Anwendung der stochastischen sowie robusten und multikriteriellen Optimierung in der Forstplanung unter Unsicherheit

Stefan Andreas Friedrich

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Life Sciences der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Forstwissenschaft (Dr. rer. silv.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Prof. Dr. Anja Rammig

Prüfer der Dissertation:

1. Prof. Dr. Thomas Knoke

2. Prof. Dr. Dr. h.c. Hans Pretzsch

3. Prof. Dr. Marc Hanewinkel
(Albert-Ludwigs-Universität Freiburg)

Die Dissertation wurde am 24.07.2020 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die TUM School of Life Sciences am 27.01.21 angenommen.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort **1**

Zusammenfassung **2**

Abstract **5**

1 Einleitung und Zielsetzung **7**

2 Wissensstand **11**

2.1 Baumartenwahl für multifunktionale Wälder 11

2.2 Integration von Risiko und Unsicherheit in die Forstplanung 12

2.2.1 Integration von Risiken in Modelle 13

2.2.2 Integration von Unsicherheit in Modelle 15

2.3 Kombination robuster und multikriterieller Optimierung 16

2.4 Mischungseffekte 18

2.4.1 Wachstumsveränderungen infolge von Baumarteninteraktionen 18

2.4.2 Stabilität in Mischbeständen 22

3 Methoden **23**

3.1 Robuste Optimierung multipler Kriterien 23

3.1.1 Robuste Optimierung 24

3.1.2 Integration multipler Zielkriterien in die robuste Optimierung 25

3.1.3 Naturale Datengrundlagen 36

3.1.4 Diversifizierungsmaß 39

3.2 Stochastische Optimierung der Baumartenanteile 39

3.2.1 Sensitivitätsanalyse 41

3.2.2 Naturale Datengrundlage 42

3.3 Modellregionen und Analogklimate 43

4 Ergebnisse **47**

4.1 Robuste Optimierung multipler Kriterien 47

4.1.1 Darstellung der Ergebnisse als Betriebsportfolios 47

4.1.2 Optimierung der Zusammensetzung der Betriebsfläche unter mehreren Zielsetzungen 48
4.1.3 Optimierung der Betriebszusammensetzung unter einer einzelnen Zielsetzung 51
4.1.4 Sensitivitätsanalyse 57
4.2 Stochastische Bestandesoptimierung unter Mischungseffekten 63
4.2.1 Optimale Bestandeszusammensetzung 65
4.2.2 Wirkung der Wachstumseffekte auf die Bestandesportfolios 68
4.2.3 Sensitivitätsanalyse 69
4.3 Prämien für Risikopufferung und Multifunktionalität 72
4.3.1 Risikoprämie 72
4.3.2 Multifunktionalitätsprämie 75
4.4 Auswirkungen des Klimawandels auf die Ökosystemleistungen 77

5 Diskussion 80

5.1 Kritische Würdigung der Methoden 80
5.1.1 Diskussion des Modellansatzes 80
5.1.2 Diskussion der Datengrundlagen 84
5.2 Diskussion der Fragestellungen 85
5.2.1 Auswirkungen der Integration von Unsicherheit 85
5.2.2 Auswirkungen unterschiedlicher Zielsetzungen 86
5.2.3 Finanzielle Konsequenzen des Klimawandels 87
5.2.4 Auswirkungen von Wachstumseffekten in Mischbeständen 89

6 Schlussfolgerungen und Empfehlungen 90

6.1 Eignung der Methodik zur Unterstützung der Baumartenwahl 90
6.1.1 Mischwälder als optimale Wälder in Deutschland 90
6.1.2 Strategien der Mischung 90
6.2 Anknüpfung an naturale Risikomodelle 91
6.3 Politische Ebene 92
6.3.1 Leistungen der Forstbetriebe für das Gemeinwohl 92
6.3.2 Beitrag zur Klimawandeldiskussion 92
6.3.3 Abbau der Hürden für die Diversifizierung 93

7 Ausblick und Forschungsbedarf 93

8 Literaturverzeichnis 94

9 Abbildungsverzeichnis 110

10 Tabellenverzeichnis 113

11 Anhang 115

11.1 Naturaldaten für die stochastische Optimierung 115

11.2 Übersicht der Naturaldaten für die robuste, multikriterielle Optimierung 116

11.3 Klimadaten 120

Publikationen 121

Vorwort

Die vorliegende Doktorarbeit entstand im Rahmen des Projektes H10 – „Veränderung von Risiko und Ertrag in Rein- und Mischbeständen (Fichte, Buche) unter Klimawandel: ökonomische Entscheidungs- und Planungshilfen für den Waldumbau" des bayerischen Kuratoriums für forstliche Forschung (2015 – 2019). In Kooperation mit dem Lehrstuhl für Waldwachstumskunde durfte ich ein interessantes und methodisch zukunftsweisendes Projekt bearbeiten. Die Förderung und die Abordnung an die Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung durch die Bayerische Forstverwaltung haben es mir erst ermöglicht, mich einer Dissertation zu widmen. Dafür gilt grundsätzlich all denjenigen am Bayerischen Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten und an der Bayerischen Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft mein Dank, die diese Stelle als grüner Assistent ermöglicht und unterstützt haben. Ohne den motivierenden und beratenden Beistand meines Doktorvaters, Prof. Dr. Thomas Knoke, wäre diese Arbeit nie entstanden. Die grundsätzliche Konzeption und Antragsstellung für das Projekt H10 geht auf ihn zurück. Ich bedanke mich sehr herzlich für die vergangenen Jahre Zusammenarbeit an seinem Institut. Die Freiheit im Arbeiten, die er mir gewährt hat, weiß ich ebenso sehr zu schätzen wie seinen Beitrag zu meiner Dissertation.

Der Lehrstuhl für Waldwachstumskunde war Projektpartner meines Forschungsvorhabens. Torben Hilmers und Prof. Dr. Dr. h.c. Hans Pretzsch danke ich für die Beratung und Erstellung waldwachstumskundlicher Simulationen als Datengrundlage für das Projekt und damit die Dissertation. Prof. Pretzsch und Prof. Dr. Marc Hanewinkel gilt auch Dank für die Gutachten zu dieser als Monographie umfangreicheren Arbeit.

Darüber hinaus bedanke ich mich bei allen Kolleginnen und Kollegen an der Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung. Die sehr gute Arbeitsatmosphäre und der persönliche Kontakt haben mir über all die fachlichen Denkanstöße hinaus sehr beim Verfassen der Doktorarbeit geholfen. Besonderer Dank geht an Isabelle Jarisch und Dominik Holzer sowie Alena Chilian für die Hilfe bei der inhaltlichen und sprachlichen Überarbeitung.

Meine Familie, Melanie, Simeon und Marlene, kennt mich insbesondere im letzten Jahr stets mit den Gedanken bei der Erstellung und Überarbeitung von Textpassagen zu dieser Arbeit. Ihr gebührt mein abschließender und größter Dank für die Freiräume und den Verzicht auf Ehemann und Vater in den vielen Momenten, die ich mit meiner Dissertation verbracht habe.

Zusammenfassung

Einleitung

Der Klimawandel hat bereits die naturalen Produktionsgrundlagen der Forstwirtschaft wesentlich verändert und wird auch in Zukunft Änderungen herbeiführen. In welchem Umfang die weiteren Veränderungen noch eintreten werden, ist jedoch sehr unsicher. Es existieren robuste Optimierungsansätze, um die Unsicherheit in der Forstplanung zu berücksichtigen. Diese orientierten sich bisher meist an einer einzelnen Zielsetzung. Jedoch befinden sich die Zielvorstellungen der Gesellschaft und damit der Waldbesitzer im Wandel und die zukünftigen Ziele sind unsicher. Multikriterielle Optimierungsmethoden bringen mehrere Ziele mittels kompromissorientierter Lösungen in Einklang und zeigen Lösungen für verschiedene Präferenzen der Entscheidungsträger auf. Im Wesentlichen sind robuste und multikriterielle Ansätze jedoch getrennt verfolgt worden. Für die Bereitstellung der zukünftig nachgefragten Ökosystemleistungen wird Mischbeständen große Bedeutung beigemessen. Studien zur Baumartenwahl berücksichtigten dabei biophysikalische Effekte zwischen den Baumarten. Eine bio-ökonomische Studie, die multikriterielle Optimierung der Baumartenwahl unter Unsicherheit in der Forstwirtschaft in Bezug auf die Klimawandelfolgen durchführte, fehlte bislang.

Methodik

Diese bio-ökonomische Simulationsstudie nimmt zwei Perspektiven ein: Diejenige eines Kleinbetriebes, der nur die Möglichkeit hat, Anpassungsmaßnahmen auf Bestandesebene zu treffen und diejenige eines größeren Forstbetriebes, der auf Betriebsebene handeln kann und muss. Für die Betriebsebene wurde mittels einer Referenzpunktmethode eine optimale Flächenzusammensetzung aus verschiedenen Bestandestypen für eine diskrete Zahl von Unsicherheitsszenarien gesucht. Die Unsicherheitsszenarien waren Kombinationen optimistischer und pessimistischer Eingangsinformationen für unterschiedliche Niveaus der Unsicherheit. Die reine Ausrichtung auf den finanziellen Ertrag war dabei das Basisszenario. In einem Szenario multifunktionaler Forstwirtschaft wurden die Klimaschutzleistung und die Ökosystemstabilität als Ziele integriert. Auf Bestandesebene wurde ein stochastischer, an die Portfoliotheorie angelehnter Ansatz zur Unterstützung der Baumartenwahl unter finanziellen Ertragsaspekten eingesetzt. Das Portfoliomodell nutzte als Zielfunktion die Maximierung des Value-at-Risk. Mit Hilfe verschiedener Szenarien für Mischwuchseffekte wurde deren Einfluss auf die finanziell optimale Bestandeszusammensetzung analysiert.

Regional betrachtete die Arbeit die Situation in Deutschland, am Beispiel von Wuchsbezirken in Bayern. Dabei beschränkte sie sich auf Fichte und Rotbuche als zwei der heute wichtigsten Baumarten. „Analoge Klimaregionen" dienten der Bewertung der Auswirkungen des Klimawandels. Die naturale Datenbasis bestand aus

waldwachstumskundlichen Simulationen. Neueste statistische Erkenntnisse zur Überlebenswahrscheinlichkeit von Baumarten erweiterten die Datenbasis. Ein literaturbasierter Ansatz diente der Bewertung von Wachstumseffekten in Mischbeständen. Solche Wachstumseffekte wurden unter forstökonomischen Gesichtspunkten anhand der bisherigen Erkenntnisse zu Produktivitätsänderungen in Mischbeständen in den stochastischen Optimierungsansatz integriert.

Ergebnisse

Je größer das unterstellte Niveau der Unsicherheit war, desto höher war die Diversifikation der betrieblichen Zusammensetzung nach Bestandestypen. Im multikriteriellen Modell beeinflusste die Zielsetzung das Betriebsportfolio zudem wesentlich. Mischungseffekte, die das Überleben der Bestände verbesserten, steigerten im stochastischen Ansatz die Vorteilhaftigkeit gemischter Bestände. Wachstumseffekte in Mischbeständen veränderten deren finanziell vorteilhafte Zusammensetzung zudem erheblich, sofern ein „transgressive overyielding" vorlag. Die Diversifikation zur Pufferung von Unsicherheit war mit einem Abschlag (Risikoprämie) bei den mittleren erreichten Ökosystemleistungen verbunden. Auch Multifunktionalität bewirkte, dass für die einzelnen Ökosystemleistungen im Vergleich zum spezialisierten Forstbetrieb Abschläge (Multifunktionalitätsprämien) anfielen. Der Klimawandel führte je nach Modell und Annahmen zu etwa um zwei Drittel geringeren finanziellen Erträgen, einem Drittel weniger Kohlenstoffspeicherung und einer um bis zu 20 % geringeren Stabilität.

Diskussion

Die Kombination robuster und multikriterieller Optimierungsmethoden zur Abschätzung der Klimawandelfolgen stellt das Novum des im Rahmen dieser Dissertation entwickelten bio-ökonomischen Modells dar. Es beantwortet die Frage eines risikoaversen Entscheiders nach der optimalen Betriebsflächenzusammensetzung im Klimawandel unter verschiedenen Zielsetzungen. Die Resultate sind dabei sehr stabil gegenüber Änderungen in den Modellannahmen. Die gewählte Referenzpunktmethode stellt sicher, dass ein Mindesterfüllungsgrad für alle Ziele erreicht wird. Dies ist ein Fortschritt im Vergleich zu der bisher überwiegenden post-hoc Evaluierung waldbaulicher Szenarien. Der stochastische Ansatz ergänzt bisherige Mean-Variance-Ansätze um den Value-at-Risk als Zielfunktion. Dabei vermeidet er die Annahme normalverteilter Erträge, sondern verwendet eine linksschiefe simulierte Verteilung. Er stellt für Deutschland einen der ersten Ansätze zur Untersuchung von stabilisierenden und wachstumssteigernden Mischbestandseffekten dar, der auch den Klimawandel berücksichtigt.

Schlussfolgerungen und Ausblick

Die Integration verschiedener Zielsetzungen von Waldbesitzern in die Optimierung hat wesentlichen Einfluss auf die optimale waldbauliche Strategie. Kommt der Wunsch nach Pufferung von Unsicherheit hinzu, verändert dies zusätzlich die forstplanerischen Handlungsempfehlungen. Der Klimawandel hat gravierende Auswirkungen auf die Bereitstellung von Ökosystemleistungen. Forstbetriebe werden durch die Produktionsveränderungen insbesondere finanzielle Verluste tragen müssen. Aus gesellschaftlicher Sicht könnten Wälder zukünftig einen geringeren Beitrag zum Klimaschutz leisten, sofern nicht andere, auch im Klimawandel leistungsstarke Baumarten berücksichtigt werden. Der derzeit gängige Waldumbau der Fichte mit Buche kann beides nicht kompensieren. Eine Erweiterung des Modells um zusätzliche Baumarten könnte somit zusätzliche Potentiale zur Verbesserung der Bereitstellung von Ökosystemleistungen aufzeigen.

Abstract

Introduction

Climate change has altered, and is continuing to alter, the natural conditions for forestry, but the extent of these changes is uncertain. Robust optimization is a method which considers this uncertainty in forest planning, where existing approaches generally follow single objectives. Additionally, forest owner and societal preferences are changing, and therefore future generations' preferences are uncertain. Considering uncertainty in future preferences, multi-criteria optimization seeks compromise solutions that balance the achievement of a given set of objectives. Past studies have applied either robust or multi-criteria optimization. Furthermore, mixed species forests provide higher levels of ecosystem services, and therefore past studies concerning tree species selection have considered biophysical interactions between species. However, a bio-economic analysis of climate change consequences combining multi-criteria optimization and considering uncertainty is currently missing.

Methods

This bio-economic simulation study took two perspectives. First, the study examined a small forest enterprise, which could only adapt to climate change at the stand level. Second, the study considers a large forest enterprise which could and had to act at the enterprise level. At the stand level an approach related to portfolio theory supported tree species selection under a financial objective. This approach helped to analyze the influence of growth effects in mixed forest stands on optimal stand composition. It used the Value-at-Risk as the objective function. At the enterprise level, a reference point approach searched the optimal area composition of different stand types for a discrete number of uncertainty sets. These uncertainty sets were combinations of optimistic and pessimistic input data for different levels of uncertainty. Here, the basic assumption was a single economic objective. A multifunctional forestry scenario integrated climate protection and ecosystem stability as further objectives. This study focused on forestry in Germany, with a regional example from Bavaria. The natural database consisted of already existing and new growth simulations for two of today's most prevalent tree species: Norway spruce and European beech. Analogous climate regions evaluated the consequences of climate change, and new statistical information on the survival of tree species extended the database. Growth effects in mixed forest stands for the stochastic model were derived from literature and integrated into a bio-economic model.

Results

The optimization exhibited a higher level of forest area diversification when the model considered more uncertainty. This diversification lead to lower provisioning of ecosystem services (risk premium). Additionally, in a multi-criteria approach, the objectives strongly

influenced the optimal enterprise portfolio. However, multi-functionality provided lower levels of ecosystem services compared to a specialized forest enterprise (multi-functionality premium). A further result concerned the bio-physical effects in mixed forest stands, which increased survivability of the stands, and also increased the economic favorability of mixed forest stands. At the same time, enhanced growth in mixed forest stands changed the economically favorable composition if transgressive over-yielding was assumed. Depending on the model, climate change reduced economic return by two thirds, carbon storage by one third, and ecosystem stability by 20 %.

Discussion

The novelty of this dissertation is a bio-economic model that combines robust and multi-criterial optimization to quantify the consequences of climate change in forestry. The model addresses a risk-averse decision maker's question about the optimal selection of forest stands for different objectives. The results prove to be very stable for different model assumptions. The chosen reference point method guarantees a minimum degree of performance for all objectives. This presents a progress in comparison to the post-hoc evaluation of silvicultural strategies, which has dominated previous studies. Further, the stochastic model complements existing Mean-Variance approaches by the Value-at-Risk as an objective function. It avoids the assumption of normally distributed returns, but applies a simulated negatively skewed distribution. For Germany, this thesis presents one of the first analyses of effects that stabilize mixed forest stands and enhance their growth under climate change.

Conclusions and outlook

Integrating forest owners' objectives into the optimization strongly influences the optimal silvicultural strategy. Additionally, if the forest owners strive to buffer uncertainty, this changes recommendations for forest management. Climate change will substantially reduce ecosystem service provisioning. Forest enterprises will have to bear financial losses due to the decline in productivity, and forests could provide less climate protection. The current silvicultural strategy to replace Norway spruce with European beech may help to mitigate, but cannot compensate for, the lower financial return and carbon storage expected under climate change. However, tree species that produce high amounts of biomass under climate change could provide an alternative solution. Therefore, an extension of the model with more tree species could prove valuable for future ecosystem services.

1 Einleitung und Zielsetzung

Risiko und Unsicherheit als Komponenten des Klimawandels

Der Klimawandel ist eine der zentralen Herausforderungen für die Forstwirtschaft. In der forstlichen Terminologie wird hinsichtlich der Folgen des Klimawandels von „Klimarisiken" (Kohnle 2015), „Ausfallrisiken" (Höllerl und Bork 2012) und „Anbaurisiken" (Falk et al. 2013; Kohnle 2015) gesprochen. Damit gemeint sind in aller Regel der Ausfall von Beständen durch Naturereignisse (in Mitteleuropa Sturm und Insekten, sowie Pathogene, global insbesondere Feuer), sowie der mit dem Klimawandel erwartete Anstieg der Ausfallraten. Knight (1921) unterschied als einer der Ersten Risiko und Unsicherheit[1]. Für ersteres liegen Eintrittswahrscheinlichkeiten vor, für letztere nicht. Eine Entscheidung unter Risiko ist somit als eine Planungssituation zu verstehen, in der mögliche unerwünschte Abweichungen vom Erwarteten und deren Eintrittswahrscheinlichkeiten (z.B. Preisschwankungen, Bestandesausfälle) bekannt und damit handhabbar sind. Der forstliche lange Planungshorizont ist Ursache dafür, dass verlässliche Eintrittswahrscheinlichkeiten oft nicht vorliegen. Der Klimawandel und der gesellschaftliche Wandel steigern diese Unberechenbarkeit sogar noch (Pasalodos-Tato et al. 2013). Detten und Hanewinkel (2017) wiesen deshalb auf die mit dem Klimawandel vorliegende Situation „tiefer Unsicherheit"[2] hin. Die Brücke zwischen Risiko und Unsicherheit schlägt dann das Vorsichtigkeitsprinzip: Entscheider (im forstlichen Sinne Waldbesitzer und Waldbesitzerinnen) möchten Risiken vermeiden (Eyvindson und Kangas 2016). Daher besteht der Wunsch, das Handeln so auszurichten, dass möglichst viele unerwünschte Ereignisse bereits bei der Planung berücksichtigt sind. Anpassungsstrategien an den Klimawandel sollten daher die über das Risiko hinausgehende Unsicherheit berücksichtigen (Yousefpour und Hanewinkel 2016).

Veränderung der Zielsetzungen der Entscheidungsträger

Wie der historische Rückblick zeigt, verändern sich die Ziele der Waldbesitzer und der Gesellschaft über die Zeit (Johnson und Swanson 2009). Studien zum Verhalten und den Managemententscheidungen von Forstbetrieben berücksichtigten diese Erkenntnis allerdings nicht, sondern gingen oftmals von statischen Zielen aus (zum Beispiel Ní Dhubháin et al. 2007, Blanco et al. 2015, Ficko et al. 2019). Forstökonomische Studien fokussierten vornehmlich auf die Maximierung der finanziellen Erträge, einen gewinnmaximierenden (Pukkala et al. 2010; Quintero-Méndez und Jerez-Rico 2019; Cuong et al. 2020) oder Ertrag und Risiko abwägenden (Hildebrandt und Knoke 2009; Neuner et al. 2013; Messerer et al. 2017) Forstbetrieb unterstellend.

[1] Andere Autoren (z.B. Bikchandani et al. (2013)) verwenden Risiko und Unsicherheit noch synonym.
[2] „deep uncertainty" Yousefpour und Hanewinkel(2016)

Die zukünftige Nachfrage nach bestimmten Ökosystemleistungen ist unsicher (Pasalodos-Tato et al. 2013). Gleichzeitig wünschen Entscheidungsträger oftmals nicht nur eine Ökosystemleistung[1], sondern eine Vielzahl (Nijnik et al. 2016). Forstliche Planung sollte dies berücksichtigen, wenn Lösungen nicht nur für unsichere Zielkriterien, sondern auch für eine Situation gelten sollen, in der die Zielkriterien selbst nicht sicher feststehen. In solchen Situationen müsste man eher mehr, also auch zukünftig eventuell wichtig werdende Zielkriterien mitberücksichtigen. Für die agrar- und forstwirtschaftliche Landnutzung zeigten Knoke et al. (2020b), dass unterschiedliche Kombinationen an Zielen zu verschiedenen Ziel-Portfolios (= zukünftige Kombinationen von Landnutzungstypen) führen. Für eine multikriterielle Forstplanung unter Unsicherheit existieren nur wenige Optimierungsstudien (Uhde et al. 2015; Knoke et al. 2017; Uhde et al. 2017; Álvarez-Miranda et al. 2018). Die vorliegende Arbeit greift die Grundgedanken dieser Studien auf, erweitert diese aber formal basierend auf Überlegungen von Knoke et al. (2020b). Ziel dieses Vorgehens ist es, den Einfluss unsicherer Zielsetzungen und klimatischer Bedingungen auf die Forstplanung, besonders auf die Baumartenwahl, und auch die Folgen für die Bereitstellung von Ökosystemleistungen aufzuzeigen.

Klimawandel und die Veränderung der Produktionsgrundlagen

Die Forstwirtschaft sieht sich mit einer wesentlichen Veränderung der naturalen Produktionsgrundlagen konfrontiert. Für Mitteleuropa stimmen alle Klimamodelle überein, dass die Temperaturen ansteigen werden (Kovats et al. 2014). Für Deutschland trifft dies im Süden und im Alpenraum insbesondere auf Sommertemperaturen, im Norden auf die Wintertemperaturen zu (Brasseur et al. 2017). Neben den generellen Trends nehmen auch Klima- und Witterungsextreme Einfluss auf das Wachstum der Wälder (Trotsiuk et al. 2020). Problematisch für die Forstwirtschaft werden längere sommerliche Hochdruckwetterlagen mit geringen oder ausbleibenden Niederschlägen. Fallen diese mit gleichzeitig höheren Temperaturen zusammen, treten Trockenschäden auf, wie in den Sommern 2018 und 2019 beobachtet (Delb et al. 2019; Langer et al. 2020). Für die Bereitstellung von Ökosystemleistungen hat der Klimawandel einschneidende Folgen (Morin et al. 2018). Eine bedeutende Frage ist: Wie verändert sich der Umfang der bereitgestellten Ökosystemleistungen und wie unsicher ist die Bereitstellung zukünftig?

Die Klimawandelfolgen betreffen aus forstlicher Sicht zwei der häufigsten Baumarten in Deutschland, Buche (*Fagus sylvatica L*) und Fichte (*Picea abies (L.) H. Karst.*). Ihr Anteil an der Waldfläche in Deutschland betrug laut der dritten Bundeswaldinventur (Thünen Institut 2014) 15,5 % (Buche) und 25,4 % (Fichte). Auch sind große Flächen in der I. Altersklasse (1 – 20 Jahre) derzeit noch mit Buche und Fichte bestockt (Thünen Institut

[1] Fisher et al. (2009), S. 645 definierten Ökosystemleistungen als "the aspects of ecosystems utilized (actively or passively) to produce human well-being". Diese Arbeit berücksichtigt beispielhaft finanzieller Ertrag, Kohlenstoffspeicherung und Ökosystemstabilität.

2019). In Deutschland spielen somit für viele Forstbetriebe die finanziellen Folgen des Klimawandels für Fichte und Buche eine wichtige Rolle. Ihnen stellt sich die Frage, inwieweit die Fichte in Zukunft noch die angestrebten Ziele erfüllen kann. Viele Betriebe wählen als Anpassungsstrategie den Waldumbau mit Buche (Jandl et al. 2019). Dies erfolgt allerdings im Wesentlichen aus ökologischen Gründen; die ökonomische Bewertung dieses Handelns ist noch unzureichend (Hanewinkel et al. 2010). Geßler et al. (2006) kamen zudem zum Schluss, dass auch die Buche unter zunehmenden Trockenzeiten oder intensiveren Frühjahrsniederschlägen leiden könnte. Insofern bestehen sowohl hinsichtlich ihrer ökologischen als auch ökonomischen Eignung als zukünftige Wirtschaftsbaumart zumindest teilweise Zweifel.

Baumartenwahl als zentrales Thema der Anpassung an den Klimawandel

Es besteht daher waldbaulicher Anpassungsbedarf und die Forstwissenschaft diskutiert weiterhin die Wahl der richtigen Strategie (z.B. Bolte et al. 2009; Bolte et al. 2010). Keenan (2015) schlussfolgerte in einer Literaturstudie, dass bis 2013 nur 11 % der von ihm gesichteten Studien Anpassungsmaßnahmen zum Inhalt haben. Daher ist es Ziel dieser Doktorarbeit, diesen Anteil durch einen Beitrag auszuweiten. Generell gilt ein aktives Management als wichtiges Instrument im Umgang mit den Klimawandelfolgen (Lawler et al. 2010). Forstbetrieben stehen verschiedene Strategien zur Verfügung, um die Wälder an den Klimawandel anzupassen. Dabei ist jedoch der Hinweis wichtig, dass gerade sehr kleine und kleine Betriebe oftmals keine Strategie zum Umgang mit dem Klimawandel haben (Mostegl et al. 2019). Insofern ist es wünschenswert, auch hier Anpassungsoptionen zu entwickeln, beispielsweise auf Bestandesebene. Spittlehouse und Stewart (2004) nannten, neben weiteren Maßnahmen, die Baumartenwahl als Element der Anpassungsstrategie an den Klimawandel. Bolte et al. (2010) unterschieden dabei, ob die vorhandenen Baumarten, auch in ihrer Kombination, ausreichen, um den Klimawandel zu puffern. Alternativ müssten heimische oder nicht-heimische Arten ergänzend oder ersetzend in die Bestände eingebracht werden.

Baumarteninteraktion und deren Bedeutung für die Baumartenwahl

Die neuere forstliche Forschung untersuchte im Hinblick auf die Baumartenwahl Aspekte, die Wälder stabilisieren und deren Produktivität erhalten können. Dazu zählt ein positiver Einfluss von Mischung auf die Widerstandsfähigkeit und das Wachstum von Beständen aus Fichte und Buche. Das Überleben von Beständen ist grundsätzlich altersabhängig (Staupendahl und Möhring 2011). Darüber hinaus üben die Klimaumgebung und Beimischung anderer Baumarten einen wesentlichen Einfluss auf das Überleben bzw. den Ausfall von Waldbeständen aus (Brandl et al. 2020). Erste ökonomische Studien (Paul et al. 2019), darunter ein im Rahmen dieser Doktorarbeit entstandener Artikel (Friedrich et al. 2019), banden dieses Wissen in die Baumartenwahl ein. Fazilitation und Komplementarität können in Pflanzengesellschaften und damit auch Waldbeständen zu

Wachstumssteigerungen führen (Callaway und Walker 1997). Mischbestände aus mehreren Baumarten können damit produktiver sein als Reinbestände (Gamfeldt et al. 2013). Mehrere Studien analysierten diese Effekte für Buche und Fichte (Pretzsch und Schütze 2009; Pretzsch et al. 2010; Pretzsch und Schütze 2016; Thurm et al. 2017; Houpert et al. 2018). Sie beobachteten ein Mehrwachstum, das von den Standortsbedingungen und den Baumarten abhängig war. Insgesamt sind die waldwachstumskundlichen Effekte in Mischbeständen gut untersucht (Coll et al. 2018). Nichols et al. (2006) stellten allerdings fest, dass nur wenige Studien ökonomische Schlussfolgerungen aus diesen Erkenntnissen ziehen.

Die Forschungsfragen dieser Doktorarbeit lauten in Bezug auf die dargestellten Aspekte des Klimawandels, der Entscheiderpräferenzen und waldbaulichen Anpassungsmaßnahmen daher:

- Wie verändert die Integration von Unsicherheit die optimale Baumartenwahl bei risikoaversen Entscheidern?

- Welche Auswirkungen haben unterschiedliche Zielsetzungen der Forstbetriebe auf die Bestandes- und Betriebsflächenzusammensetzung?

- Welche finanziellen Konsequenzen müssen Forstbetriebe aufgrund des Klimawandels tragen?

- Wie wirken sich Wachstumseffekte in Mischbeständen auf die finanziell optimale Bestandeszusammensetzung aus?

2 Wissensstand

2.1 Baumartenwahl für multifunktionale Wälder

Nadelholzdominierte Altersklassenwälder mit vielen Reinbeständen wachsen auf einem großen Teil der Fläche Deutschlands (Thünen Institut 2019). Zahlreiche Kalamitäten haben jedoch zu einer Neubewertung dieser Wälder in Forstwissenschaft und Politik geführt und einen Waldumbau eingeleitet (Spittlehouse und Stewart 2004; Bolte et al. 2010; Bundesministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (BMELV) 2011). Der Einfluss, den die Waldbewirtschaftung auf die Bereitstellung von Ökosystemfunktionen und den damit verbundenen Ökosystemleistungen nimmt, rückte ins Bewusstsein der Entscheider (Duncker et al. 2012). Erklärtes Ziel der Politik ist der nachhaltig multifunktionale Wald als „Klimaschützer, Wohlfühloase, Lebensraum für unzählige Tier- und Pflanzenarten sowie Rohstoffquelle" (Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) 2020). Kaya et al. (2016) gaben einen Überblick der Optimierungsansätze in der Forstwirtschaft, darunter auch Modelle für multiple Ziele. Überwiegend fand ihre Recherche jedoch eine große Spannbreite einzeln verfolgter Ziele, multikriterielle Optimierung war nicht weit verbreitet.

Wenn die Baumartenwahl aber dazu dienen soll, mehrere Ziele von Entscheidungsträgern zu erfüllen, bedarf es eines Optimierungsansatzes, der dies berücksichtigt. Goal Programming (Zielprogrammierung), genauer gesagt Compromise Programming (im Sinne einer kompromissorientierten Planung) (Romero et al. 1998), erfüllt mehrere Ziele gleichzeitig, indem es kontinuierlich Zielkonflikte minimiert (Álvarez-Miranda et al. 2018; Castro et al. 2018). Estrella et al. (2014) stellten den kompromissorientierten Lösungsansatz als Referenzpunktmethode dar, die Knoke et al. (2016) weiterentwickelten. Dieser Ansatz beruht darauf, den Abstand der tatsächlich erreichten Zielerfüllung zu einem idealen Punkt (= Referenzpunkt) zu minimieren (Tamiz et al. 1998; Diaz-Balteiro et al. 2017b). Während effizienzorientierte Verfahren auf den durchschnittlichen Abstand fokussieren, kann auch der maximale Abstand minimiert werden, um Kompensationseffekte unter den Zielkriterien zu vermeiden. Dabei gilt, dass dasjenige Zielkriterium als erstes verbessert wird, dessen Zielerfüllung den maximalen Abstand zum Referenzpunkt aufweist (Jones und Tamiz 2010). Grundsätzlich sind Ökosystemleistungen in diesem Modell nicht substituierbar bzw. durch vom Menschen geschaffenes Kapital ersetzbar (Döring 2004; Neumayer 2013). Diese fehlende Substituierbarkeit garantiert den Erhalt aller Ökosystemleistungen. Das bedeutet, dass beispielsweise höhere finanzielle Erträge eine geringere Kohlenstoffspeicherung in Wäldern zugunsten eines hohen Zielerfüllungsgrades nicht ausgleichen können. Zusätzlich kann unterschieden werden, ob Ziele gleichberechtigt sind, d.h. keine Präferenzen für bestimmte Ziele vorliegen oder Entscheider diese in der Zielfunktion gegeneinander gewichten (Diaz-Balteiro et al. 2018).

Unter großer Unsicherheit kann die Gewichtung für die Entscheider sehr schwer sein. Zumal die zukünftigen Präferenzen und damit deren Bedeutung unsicher sind. Die Gewichtung ist daher weiterhin Gegenstand der wissenschaftlichen Diskussion (Pukkala 2002).

2.2 Integration von Risiko und Unsicherheit in die Forstplanung

Besitzer von Forstbetrieben müssen aufgrund der langen Planungszeiträume unter Risiko und Unsicherheit entscheiden. Sowohl in die Umgangssprache als auch den fachlichen Diskurs ist Risiko häufiger als Begriff eingegangen als Unsicherheit. Risiko hat dabei jedoch unterschiedliche Bedeutungen (Hahn 2014). Walker et al. (2013)[1] unterschieden Risiko und Unsicherheit im Knight'schen Sinne und differenzierten mehrere Stufen der Unsicherheit (Abbildung 1). Risiken sind danach Unsicherheiten der Stufe 2, die z.B. statistische Punktschätzer und deren Konfidenzintervalle zur Erfassung von Risiko verwendet. Ereignisse jenseits statistischer Eintrittswahrscheinlichkeiten bezeichneten Walker et al. (2013) als Unsicherheit Stufe 4. Hier können Entscheider mehrere mögliche Entwicklungsstränge benennen, jedoch nicht in eine Reihenfolge bringen oder mit einer Eintrittswahrscheinlichkeit versehen.

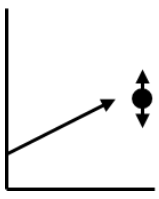
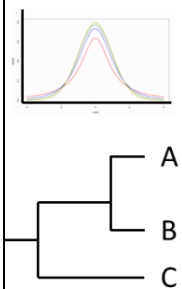
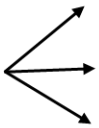
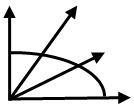
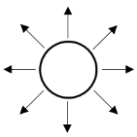
<table>
<tr><td rowspan="4">Unsicherheit</td><td rowspan="4">Vollständige Sicherheit</td><td>Level 1</td><td>Level 2</td><td>Level 3</td><td>Level 4</td><td>Level 5</td><td rowspan="4">Völlige Unwissenheit</td></tr>
<tr><td rowspan="2">Beschreibung</td><td>Ereignis und Abweichung bekannt</td><td>Eintrittswahr-scheinlichkeiten unterschiedlicher Ereignisse bekannt</td><td>Reihung des Eintritts unterschied-licher Ereignisse möglich</td><td>Reihung des Eintritts unterschied-licher Ereignisse unmöglich</td><td>Unbekannte Zukunft</td></tr>
<tr><td></td><td colspan="2">Risiko</td><td colspan="2">Deep uncertainty</td></tr>
<tr><td>Illustration</td><td>  </td><td>  </td><td>  </td><td>  </td><td>  </td></tr>
</table>

Abbildung 1: Fünf Level der Unsicherheit, deren Grenzen absolute Sicherheit und völlige Unwissenheit sind und von völliger Sicherheit bzw. Unsicherheit begrenzt werden (Abbildung verändert nach Walker et al. (2013)).

[1] Zu weiteren Definitionen siehe Refsgaard et al. (2007) oder Hou et al. (2013).

In einer Risikosituation liegen Eintrittswahrscheinlichkeiten vor, bei Unsicherheit jedoch nicht (Walker et al. 2013). Sofern ausreichend Informationen vorliegen, hat ein Modell Vorteile, das mit bekannten Wahrscheinlichkeiten rechnen kann, weil spezifischere Empfehlungen möglich sind. Es erzielt weniger konservative Lösungen im Vergleich zu einem Ansatz, der nach robusten Lösungen sucht, die für zahlreiche mögliche Szenarien gültig bzw. akzeptabel sind (Ben-Tal et al. 2009).

2.2.1 Integration von Risiken in Modelle

Modelle, die Risiken in die Suche nach Lösungen integrieren, benötigen Eintrittswahrscheinlichkeiten. Daher fallen sie unter die stochastischen Verfahren. Hildebrandt und Knoke (2011) nannten als stochastische Ansätze den Value-at-Risk aus dem Bereich der Downside Risks und die Mean-Variance analysis, im Speziellen die Modern Portfolio Theory.

2.2.1.1 Value-at-Risk (VaR)

Jorion (1997, 2009) beschrieb den Value-at-Risk (VaR) als einen Grenzwert, den ein Entscheidungsträger mindestens erreichen möchte. Der VaR ist ein Beispiel für Downside Risks, die Risiken als die Ergebnisse unterhalb einer gewünschten Schwelle definieren (Härtl et al. 2013). Im Sinne einer Minimax Optimierung (Young 1998) wird dasjenige Portfolio als vorteilhaft erachtet, das den maximalen Verlust minimiert. Natürliche Systeme, wie beispielsweise Wälder, können häufigen Störungen unterliegen, die zu einer linksschiefen Verteilung der Ergebnisse führen. Daher sind Downside Risks als ein Auswahlkriterium attraktiv, da sie auf die linke Seite der Verteilung blicken (Fasen et al. 2014). Da der Entscheider diesen maximal zu tragenden Schwellenwert oftmals nicht direkt quantifizieren kann, verwendet der VaR ein Quantil der Häufigkeitsverteilung der betrachteten Zielgröße als Risikomaß. Der VaR ist das (1-α)-Quantil der Verteilungsfunktion der Erträge. Üblich sind α-Werte von 90 %, 95 % oder 99 %, was einer steigenden Risikoabneigung entspricht. Der Value-at-Risk wird für ein bestimmtes Konfidenzniveau jeweils als der α-VaR bezeichnet (Andersson et al. 2001). Jorion (2009) nannte industrielle Prozesse als einen Anwendungsbereich für den hochrisikoaversen 99 %-VaR. Für den Landnutzungs- oder Forstbereich waren bisher der 95 %-VaR üblich (Wan et al. 2015; Hu et al. 2016) bzw. auch Sensitivitätsanalysen mit verschiedenen Konfidenzniveaus (Eyvindson et al. 2018). Die Häufigkeitsverteilung, die dem VaR zu Grunde liegt, kann aus historischen Zeitreihen stammen oder aus Simulationen (Stambaugh 1996). Für zukünftige Ereignisse im Landnutzungsbereich können aufgrund des Klimawandels Modellsimulationen bessere Daten bereitstellen als historische Zeitreihen.

Die zahlreichen Anwendungsbeispiele des Value-at-Risk unterstreichen dessen bisherige Bedeutung für forstökonomische Studien. Die vorteilhafteste Baumartenmischung auf

Betriebsebene untersuchten Neuner et al. (2013) mittels des VaR. Couture et al. (2016) wandten den VaR an, um die Erntezeitpunkte in ungleichaltrigen Beständen zu steuern. Hahn et al. (2014) hingegen maximierten den VaR zur Forstplanung unter Risiko. Eyvindson et al. (2018) integrierten den VaR in eine multiobjektive Optimierung der Behandlung von Beständen. Sie wandten dazu den VaR auch auf die Biodiversität als ein weiteres Ziel neben den finanziellen Erträgen an.

2.2.1.2 Weiterentwicklung der Mean-Variance analysis

Der Value-at-Risk bietet die Möglichkeit zur Weiterentwicklung der Modern Portfolio Theory (MPT) nach Markowitz (1952, 2010). Diese ist ein Mean-Variance-Ansatz und kombiniert verschiedene Investmentoptionen in einem sogenannten Portfolio. Die MPT versteht die Varianz bzw. die Standardabweichung der Portfolioerträge als das Risikomaß. Danach ist diejenige Investition, deren Varianz bei gleichem Ertrag geringer ist im Vergleich zu den Alternativen die vorteilhafte. Die Kombination verschiedener Anlagen in einem Portfolio kann zu einer geringeren Standardabweichung des Portfolios führen als die Summe der Standardabweichungen der Einzelanlagen, sofern diese nicht perfekt positiv korreliert sind. Grundlegende Annahme des Mean-Variance-Ansatzes (dt. Erwartungswert-Varianz-Ansatz) ist, dass die Erwartungswerte der finanziellen Erträge normalverteilt sind. Auf diese Weise berechnet sich über Standardabweichung und Kovarianz der einzelnen gewichteten Anlageoptionen die Standardabweichung des Portfolios (Elton et al. 2014). Risikomindernde Effekte der Diversifikation ergeben sich dadurch, dass die einzelnen Anlagen nicht perfekt positiv korreliert sind. Die MPT bleibt im Spannungsfeld zwischen wachsenden globalen Herausforderungen und konkurrierenden Zielsetzungen weiterhin eine aktuelle Methode (Matthies et al. 2019). Konzipiert als finanzmathematischer Mean-Variance-Ansatz, existieren Anwendungen die MPT auch für forstliche Fragestellungen (Beinhofer 2009; Clasen et al. 2017; Messerer und Knoke 2017). Brunette et al. (2017a) übertrugen die MPT darüber hinaus auf einen biotechnologischen Mean-Variance-Ansatz, indem sie den finanziellen Ertrag durch Biomasseproduktion ersetzten.

Seit Markowitz (1952) erweiterten zusätzliche Risikomaße, z.B. aus dem Bereich der Downside Risks, die MPT. Eine Voraussetzung und große Einschränkung der stochastischen Optimierung bleiben allerdings weiterhin die Datenverfügbarkeit und deren Qualität, insbesondere zur Kovarianz der Portfoliooptionen (Matthies et al. 2019). Eine Erweiterung des klassischen Mean-Variance-Ansatzes bietet den Vorteil, dass sie die Annahme der normalverteilten Erträge umgehen kann. Dies gilt beispielsweise für den Value-at-Risk (VaR)(Sheikh und Qiao 2009). Ihre Herleitung erfolgt über den linken, unerwünschten Rand der Häufigkeitsverteilung der Erträge (Mentel 2013). Gerade extreme Naturereignisse führen zu einer schiefen Verteilung der Erträge, die ein parametrischer Ansatz nicht ausreichend erfassen kann (Fasen et al. 2014). Der VaR ist als Quantil einer Verteilung sowohl aus normalverteilten als auch nicht normalverteilten Erträgen zu

berechnen. Beispiele für eine Erweiterung des Mean-Variance-Ansatzes aus der Forstwirtschaft sind Beinhofer (2009) oder Härtl et al. (2013). Ersterer stellte Portfolios aus heimischen Baumarten (darunter Fichte und Buche) unter einem Mean-Variance-Ansatz nach Markowitz (1952) und dem VaR zusammen. Härtl et al. (2013) integrierten den VaR als Risikomaß in ein forstliches Planungstool. Beide Studien unterstellten allerdings eine Normalverteilung der Erträge. Dagegen berechneten Roessiger et al. (2011) den VaR der Annuitäten des Kapitalwertes verschiedener Baumartenmischungen und Managementalternativen über Monte-Carlo-Simulationen. Sie stellten fest, dass die Normalverteilungsannahme die Risiken unterschätzt. Dennoch setzte die überwiegende Zahl forstlicher Studien diese Erkenntnis bisher nicht um.

2.2.2 Integration von Unsicherheit in Modelle

Die Forstwirtschaft muss sich auf den Wechsel von konstanten Umweltbedingungen und gültigen historischen Erkenntnissen hin zu einer variableren Zukunft einstellen (Millar et al. 2007). Dies stellt o.g. Ansätze in Frage, die mit Eintrittswahrscheinlichkeiten rechnen. Anwendungen, die Entscheidungen hinsichtlich einer multikriteriellen Landnutzung oder gar multifunktionellen Forstwirtschaft unterstützten, integrierten bislang zu selten Unsicherheit (Hamel und Bryant 2017). Daher stellt es eine wünschenswerte Weiterentwicklung dar, die Forstplanung um Methoden zu erweitern, die gleichzeitig mehrere Zielsetzungen und Unsicherheiten erfassen und berücksichtigen können. Dies leisten robuste Entscheidungen (Walker et al. 2013), die auch für die Forstwirtschaft das „ultimative Ziel" (Yousefpour et al. 2017, S. 5) seien, um Entscheidungen bei Untersicherheit der Parameter und bei langfristigen Planungshorizonten (Hildebrandt und Knoke 2011; Radke et al. 2017) zu treffen.

Ben-Tal und Nemirovski (1999) sowie Ben-Tal et al. (2009) beschrieben robuste Ansätze, die als lineare Programme gelöst werden können. Prinzipiell suchen robuste Optimierungsalgorithmen nach Lösungen, die für eine Vielzahl von Szenarien gültig sind (Ben-Tal und Nemirovski 1999). Diese Szenarien fassen jeweils eine bestimmte Kombination an Annahmen für die Inputgrößen des Modells zusammen und werden als Unsicherheitsszenarien oder Unsicherheitssets (Bertsimas und Brown 2009; Gorissen et al. 2015) bezeichnet. Die Unsicherheitsszenarien definieren jeweils den Rand bzw. die Oberfläche von Unsicherheitsräumen (Härtl und Knoke 2019). Diese haben im Zentrum den jeweiligen Indikatorwert des Zielkriteriums und legen ihre Ränder über Restriktionen fest. Die Indikatoren messen dabei den Beitrag verschiedener Optionen zu den einzelnen Zielkriterien. Die Restriktionen legen fest, dass eine optimale Lösung über eine große Variation der Eingangsgrößen hinweg gültig sein muss. Über die Größe des Unsicherheitsraumes legt der Entscheider fest, wie stark seine Absicherung gegenüber unerwarteten Abweichungen sein soll (Ben-Tal et al. 2009).

Wenn Unsicherheitsräume rechteckig sind und die jeweiligen Indikatorwerte einen Eckpunkt bilden, von dem ausgehend die Räume aufgespannt werden, betrachten sie nur die negative Seite der Abweichungen und fokussieren auf die unerwünschte Unsicherheit. Das ist ein Zugeständnis an die Risikoaversion der Entscheider. Chancen, d.h. die positive Seite der Unsicherheit, bleiben außen vor. Grundsätzlich können Chancen aber über Unsicherheitsräume erfasst werden, die den Indikatorwert als Zentrum haben (siehe Knoke et al. (2016) oder Messerer und Knoke (2017)). Alle Eckpunkte der Unsicherheitsräume sind die Eingangswerte für die anschließende Optimierung der Betriebsportfolios. Die Lösungen der Optimierung sollten damit für den gesamten Unsicherheitsraum gültig sein. Auf die Konstruktion dieser Unsicherheitsräume geht im Methodenteil das Kapitel „3.1.1 Robuste Optimierung" noch weiter ein. Zwei forstwissenschaftliche Studien wandten bereits rechteckige Unsicherheitsräume (Messerer und Knoke 2017; Uhde et al. 2017) an, die mit Hilfe eines linearen Optimierungsprogramms gelöst wurden.

Obwohl weiterhin Informationen zu den Erwartungswerten der Zielvariablen und deren Variation benötigt werden, haben Unsicherheitsszenarien der robusten Optimierung den Vorteil, dass der Datenbedarf insgesamt geringer ist (Knoke et al. 2015). Im Vergleich zum Mean-Variance-Ansatz müssen die Kovarianzen zwischen den Optionen nicht bekannt sein (García und Peña 2018). Robuste Ansätze befinden sich weiterhin in der Entwicklung und die korrekte Implementierung der Unsicherheit in robuste Ansätze ist ein ungelöstes Problem in der forstlichen Forschung (Rönnqvist et al. 2015). Ein Beispiel publizierten Palma und Nelson (2009). Sie optimierten Einschlagszeitpunkte mittels eines robusten Modells, das Unsicherheiten in Nachfrage und Einschlagsmenge integriert. Neuere Anwendungen der robusten Optimierung im Forstbereich finden sich bei Messerer et al. (2017) für ungleichaltrige Fichten-Buchen-Wälder in Deutschland und Uhde et al. (2017), die Ökosystemleistungen in der Waldbewirtschaftung für chilenische Wälder berücksichtigten. Zum erweiterten Kreis der forstlichen Studien zählen Anwendungsbeispiele aus der Holzverarbeitung (Kazemi Zanjani et al. 2010; Varas et al. 2014; Wang et al. 2018). Bisher adressierte allerdings keine der Studien die Baumartenwahl unter dem Gesichtspunkt der großen Unsicherheit der Klimawandelfolgen und berücksichtigte dabei gleichzeitig mehrere Zielkriterien. Die vorliegende Arbeit setzt sich dies daher zum Ziel.

2.3 Kombination robuster und multikriterieller Optimierung

Multikriterielle Optimierungsmethoden sind, auch im forstlichen Bereich, ein gängiger Ansatz, mehr als eine Zielsetzung von Entscheidern anhand messbarer Indikatoren von Zielkriterien in der Planung zu berücksichtigen (Diaz-Balteiro und Romero 2007). Die überwiegende Zahl forstlicher Studien zur multikriteriellen Optimierung verwendet bisherig sichere Indikatorwerte (Diaz-Balteiro und Romero 2004; Álvarez-Miranda et al. 2018; Ezquerro et al. 2019). Die hohe Unsicherheit zahlreicher Indikatorwerte macht Methoden

attraktiv, die multikriterielle Optimierungsansätze um Unsicherheit erweitern (Pasalodos-Tato et al. 2013). Ein neuer Ansatz, den Knoke et al. (2016) erstmalig für die Landschaftsebene vorschlugen, ist die Kombination robuster Methoden mit einer multikriteriellen Optimierung. Sie wandten eine Referenzpunktmethode auf die Wiederherstellung devastierter Flächen in Ecuador an. Mittlerweile existieren im Bereich der Landnutzung einzelne weitere Studien (Gosling et al. 2020; Knoke et al. 2020b; Knoke et al. 2020a), die eine Integration robuster Optimierung in einen multikriteriellen Ansatz weiterentwickelten. Der Ansatz basiert darauf, in den Referenzpunktalgorithmus unsichere Eingangsparamater einzuspielen. Die Inputdaten für die Indikatorwerte liegen dabei auf den Eckpunkten der Unsicherheitsräume aus der robusten Optimierung. Die vorgeschlagene Lösung des Optimierungsprozesses erfüllt nun mehrere Ziele. Dabei berücksichtigt sie, dass die Zielerreichung jeweils unsicher ist und dies eventuell für die einzelnen Ziele in unterschiedlichem Maße.

Die Vorteile dieser Kombination sind, dass keine nachträgliche Analyse diskreter, vordefinierter Szenarien erfolgt. Dies ist in der Beurteilung waldbaulicher Alternativen und deren Auswirkung auf die Bereitstellung von Ökosystemleistungen oftmals der Fall. Stattdessen sucht der Ansatz kontinuierliche Lösungen für die Ziele der Entscheider. Damit unterscheidet er sich von zahlreichen forstlichen Studien, die eine begrenzte Zahl (oftmals waldbaulicher) Alternativen evaluierten und gegebenenfalls die unter bestimmten Kriterien vorteilhafteste auswählten (beispielsweise Albert et al. (2015), Bauhus und Schmerbeck (2010), Hilmers et al. (2020)). Dies waren somit diskrete Evaluierungs- bzw. Optimierungsansätze. Post-hoc Vergleiche von Managementalternativen können nicht sicherstellen, dass die am besten bewertete Alternative auch tatsächlich das Optimum darstellt. Ein kontinuierliches Modell sucht aus der vorgegebenen Menge der Optionen die vorteilhafteste Kombination, wobei die Anzahl der Kombinationen unbegrenzt ist (Estrella et al. 2014). Damit kann ein tatsächliches Optimum gefunden werden. Dieser Vorteil des Compromise Programming gilt auch bei Unsicherheit in der Bereitstellung der Ökosystemleistungen. Die Integration der Unsicherheit in die multikriterielle Zielprogrammierung erfüllt zudem zwei Bedürfnisse der Entscheider gleichzeitig: Vorsichtigkeit gegenüber nicht planbaren Ereignissen und die Bereitstellung mehrerer Ökosystemleistungen. Die möglicherweise sehr konservativen Lösungen bleiben als Nachteil der robusten Optimierung allerdings bestehen. Zusätzlich fallen durch die Berücksichtigung von Unsicherheit eine Risikoprämie und durch multiple Zielsetzungen auch eine Multifunktionalitätsprämie an (Knoke et al. 2017). Beides verringert die erwartete Bereitstellung der Ökosystemleistungen bei größerer berücksichtigter Unsicherheit und bei zunehmender Zahl an Zielen.

Für den forstlichen Bereich fehlen eine Anwendung dieser Kombination aus robuster und multikriterieller Optimierung allerdings weitestgehend. Uhde et al. (2017) ist nach Kenntnis

des Autors die derzeit einzige Veröffentlichung, die beide Methoden für die Baumartenwahl in Chile kombinierte, wobei sie allerdings die Veränderung der Umweltbedingungen durch den Klimawandel nicht berücksichtigte.

2.4 Mischungseffekte

Eine Reihe von Studien konnte positive Effekte in Mischbeständen nachweisen. Dazu zählt ein für viele Pflanzengesellschaften positives Biodiversitäts-Produktivitäts-Verhältnis. Eine höhere Artenzahl bedingt danach eine höhere Pflanzendichte und damit Biomasseproduktion (Marquard et al. 2009). Als zweiter wichtiger Effekt in Mischbeständen gilt die Bestandesstabilisierung gegenüber biotischen und abiotischen Schäden (Jactel et al. 2017). Grundlegenden ökonomischen Studien gelang es, diese stabilisierenden Effekte in die Forstplanung zu integrieren (Beinhofer 2009; Griess und Knoke 2013). Trotz einer Reihe von Fortschritten in der Entwicklung bio-ökonomischer Modellierung, bleiben viele Fragen offen. Beispielsweise existieren nur wenige Studien, die Mischungseffekte sowohl im Hinblick auf die Produktivität als auch auf die Bestandesstabilität berücksichtigen. Daher widmet sich der folgende Abschnitt dieser Doktorarbeit diesen zwei wesentlichen bio-physikalischen Effekten in Mischbeständen.

2.4.1 Wachstumsveränderungen infolge von Baumarteninteraktionen

Das Biodiversitäts-Produktivitäts-Verhältnis ist seit längerem Gegenstand waldwachstumskundlicher Studien (Kennel 1965a, 1965b). Griess und Knoke (2011) untersuchten mittels einer Meta-Analyse das Wachstum und die Stabilität gegenüber Schäden. Studien zur Produktivität in Rein-und Mischbeständen belegten einen im Mittel positiven Einfluss der Biodiversität, d.h. der Zahl der Mischbaumarten, auf die Produktivität. Als Ursachen werden die geminderte intraspezifische Konkurrenz, die effizientere Nutzung der Standortressourcen und das Konkurrenzverhältnis zwischen den Arten (Forrester 2017) identifiziert. Ammer (2018) stellte aber fest, dass die Diskussion über die Effekte und deren Abhängigkeit von der Artenzusammensetzung und den standörtlichen Gegebenheiten noch bei weitem nicht abgeschlossen ist. Die Wälder der gemäßigten Klimazone sind aufgrund der Selektion in den Eiszeiten und menschliche Auslese insgesamt weniger zur Nischendifferenzierung in der Lage als die Wälder der Subtropen und Tropen (Pretzsch 2013). Die dort beobachteten Mischwuchseffekte seien deshalb deutlich höher. Die Frage ist daher interessant, inwieweit in Europa und Deutschland das Biodiversitäts-Produktivitäts-Verhältnis Einfluss auf die Ergebnisse der ökonomischen Modelle nimmt.

Veränderungen der Biodiversität bzw. Baumartenvielfalt können über Änderungen der Produktivität wesentlich für die Bereitstellung von Ökosystemleistungen sein (Brockerhoff et al. 2017). Das Biodiversitäts-Produktivitäts-Verhältnis ist mittlerweile gut untersucht, im Hinblick auf seine gezielte Nutzung im Ökosystemmanagement sind allerdings noch

zahlreiche Fragen offen (Nichols et al. 2006; Paul et al. 2020). Nichols et al. (2006) sahen insbesondere Lücken in der finanziellen Bewertung der Wachstumseffekte. Aus ökonomischer Sicht stellt sich die Frage, ob Produktivitätsgewinne oder –einbußen in Mischbeständen sich proportional auf die Erträge auswirken. Dabei spielt insbesondere die Verteilung des Mehrzuwachses auf die beteiligten Baumarten eine Rolle, was nur zum Teil in den Studien angegeben wird. Die Eigenschaften der gemischten Arten spielen gerade in der ökonomischen Betrachtung eine zentrale Rolle. Wenn sich die Vermarktungsmöglichkeiten zwischen den Baumarten stark unterscheiden, kann die Mischung trotz Produktivitätssteigerungen, je nach Kombination, auch zu finanziellen Ertragseinbußen führen. Aufgrund der unsicheren Informationslage erscheint es unerlässlich, bei der Frage der Baumartenwahl und der optimalen Bestandes- bzw. Betriebsflächenzusammensetzung, Mischungseffekte zu betrachten. Koellner und Schmitz (2006) bezeichneten dies als ökologische Portfolios, deren Risiko und Ertrag abhängig vom Typ der Mischung sind. Als eine der Wenigen berücksichtigten Knoke und Seifert (2008) Wachstumseffekte in Mischung. García-Robredo (2018) war der Zweite, der ebenfalls Wachstumseffekte mit einem Mean-Variance-Ansatz kombinierte. Diese Dissertation geht über beide genannten Studien hinaus, da der Klimawandel in die Analysen einfließt.

2.4.1.1 Wachstum von Fichte und Buche in Mischbeständen

Studien zu Konkurrenz und Wachstum der Baumarten Fichte und Buche sind für die vorliegende Doktorarbeit von besonderem Interesse. So stellten Pretzsch und Schütze (2009) fest, dass die Auswirkungen der Mischung der beiden Baumarten auf das Wachstum nicht annähernd ausreichend untersucht seien. Mittlerweile war diese doch sehr häufige Kombination von Baumarten in mehreren Studien zu den Mischungseffekten Forschungsgegenstand. Insgesamt konnten durch eine Literaturrecherche die in Tabelle 1 aufgeführten Artikel identifiziert werden. Diese beruhen auf Auswertungen waldwachstumskundlicher Beobachtungsflächen. Zusätzlich untersuchten Biber et al. (2013) sowie Sprauer und Nagel (2015) mit Waldwachstumssimulationen die Mischwuchseffekte und kamen zum Ergebnis, dass in Mischbeständen die relative Produktivität höher ist als im Reinbestand. Die letzte Spalte in Tabelle 1 gibt wieder, welches relative Wachstum (untergliedert nach Fichte und Buche im Mischbestand sowie dem Mischbestand insgesamt) gemessen wurde. Das relative Wachstum berechnet sich dabei als Quotient aus dem gemessenen Wachstum und dem erwarteten Wachstum als Referenz (del Río et al. 2016). Letzteres wird aus dem Wachstum der Reinbestände in den Anteilen der Baumarten im Mischbestand hergeleitet. Dabei wird unterstellt, dass im Mischbestand keine Wachstumseffekte auftreten. Ist der Quotient größer eins liegt ein Mehrwachstum (overyielding) vor, bei Werten kleiner eins ein Minderwachstum (unteryielding). Als transgressive overyielding wird ein absolutes Wachstum im Mischbestand bezeichnet, das dasjenige des produktivsten Reinbestands übertrifft (Forrester und Pretzsch 2015; Ammer 2018). Grundsätzlich wiesen alle in Tabelle 1

aufgeführten Studien nach, dass Fichte und Buche im Mittel von einer Mischung profitierten. Das Ausmaß der Wachstumssteigerung zeigte allerdings eine hohe Spreitung.

Tabelle 1: Ergebnisse von Studien zur Produktivität in Mischbeständen aus Fichte und Buche.

Studie	*Mischung definiert über*	*Anteil Buche am Mischbestand*	*Mischungseffekt auf Produktivität*	*Relatives gemessenes Wachstum im Vergleich zum erwarteten Wachstum (Mittelwert, ggf. Spanne)*		
				Fichte	*Buche*	*Mischbestand gesamt*
Kennel (1965a, 1965b)	Kronen-schirmfläche	49%, 50% und 68%	Gestiegener Volumenzuwachs	1,15	0,89	1,04
Pretzsch und Schütze (2009)	Grundfläche	47% (Spanne: 36 bis 65%)	Gestiegene Produktion oberirdischer Biomasse	1,21 (0,69 – 1,94)	1,37 (0,72 – 2,07)	1,21[1] (1,14 -1,29)
Pretzsch et al. (2010)	Oberirdische Biomasse	Überwiegend 50%	Gestiegene Biomasse-produktion (Trockenmasse)	1,01 (0,43 – 2,41)	1,41 (0,42 – 4,80)	1,08 (0,54 - 2,38)
Pretzsch et al. (2013)	Oberirdische Biomasse	Nicht angegeben	Gestiegene Biomasse-produktion (Trockenmasse)	Nicht angegeben	Nicht angegeben	1,22
Pretzsch und Schütze (2016)	Stand Densitiy Index (SDI)	50%	Gesteigerter Volumenzuwachs im Vergleich zur Monokultur	1,05 ± 0,16	1,06 ± 0,08	1,03 ± 0,11
Pretzsch und Forrester (2017)	Unbekannt	unbekannt	Gesteigertes Bestandeswachstum	Nicht angegeben	Nicht angegeben	1,19 [95%-CI: 1,08 – 1,31]
Houpert et al. (2018)	Grundfläche	50%	Gestiegener Grundflächenzuwachs	Nicht angegeben	Nicht angegeben	1,02 (-0,85 bis 1,22)

[1] Transgressive overyielding

2.4.2 Stabilität in Mischbeständen

Die ökologische Stabilität von Baumarten gegen natürliche Störungseinflüsse ist wesentlich für die Anbaueignung im Klimawandel. Störungen können, obwohl sie natürlicherweise zum Ökosystem Wald gehören (Attiwill 1994; Seidl et al. 2011), die Bereitstellung von Ökosystemleistungen einschränken. Selbst wenn sich das Waldökosystem nach Insekten- oder Pathogenbefall erholt, erreicht die Bereitstellung der Ökosystemleistungen in manchen Bereichen möglicherweise nicht mehr das Niveau vor der Kalamität (Boyd et al. 2013). Dies ist abhängig vom zeitlichen Horizont und der strukturabhängigen Resilienz des Waldökosystems (Sánchez-Pinillos et al. 2019). Forstliches Management strebt daher auch danach, die Stabilität von Beständen zu erhöhen. Die Baumartenwahl ist eine Strategie, um die Widerstandsfähigkeit von Beständen zu erhöhen. Jactel et al. (2017) und Bauhus et al. (2017) untersuchten in dieser Hinsicht den Einfluss der Baumartenvielfalt. Mischbestände waren resistenter gegenüber Pathogenen, Insekten sowie Sturm und Feuer. Ebenso wie Grossiord et al. (2014) kamen sie allerdings auch zum Ergebnis, dass Mischbestände nicht allgemein widerstandsfähiger gegenüber Trockenheit seien.

Forstökonomische Studien binden seit einigen Jahren die Überlebenswahrscheinlichkeit von Beständen in Modelle ein. Knoke und Wurm (2006) entwarfen als eine der ersten eine Simulationsstudie mit Überlebenszeitfunktionen für Fichte und Buche. Beinhofer (2007, 2008) bestimmte die Überlebenswahrscheinlichkeit für Fichte in Abhängigkeit vom Alter, konnte jedoch weder Umweltvariablen noch Managementvariablen als bestimmende Faktoren integrieren. Beinhofer (2009) aggregierte Literaturangaben zur Überlebenswahrscheinlichkeit von bereits vier Baumarten (Buche, Eiche, Fichte, Kiefer) zu Funktionen. Staupendahl (2009) sowie Staupendahl und Zucchini (2011) entwickelten aus Daten der rheinland-pfälzischen Waldzustandserhebung erste Überlebenszeitmodelle für Baumarten in Deutschland. Die Überlebenswahrscheinlichkeiten werden basierend auf Ereignissen für Einzelbäumen berechnet, interpretiert werden diese jedoch als Überlebenswahrscheinlichkeit des Bestandes (Staupendahl und Zucchini 2011). Griess et al. (2012), Neuner et al. (2015) und kürzlich Brandl und Falk (2019) sowie Brandl et al. (2020) erweiterten sukzessive die Datenbasis bis auf Europaebene. Ihnen gelang es, über AFT-Modelle (accelerated failure time), eine Weibull-Funktion mit Standortseigenschaften als Kovariablen neben dem Alter zu parametrisieren. Die sehr großräumigen Auswertungen ermöglichten nun Brandl et al. (2020), Funktionen der Überlebenswahrscheinlichkeiten für die wichtigsten Baumarten in Deutschland um Klimaeffekte (Temperatur und Niederschlag) und Mischungseffekte zu ergänzen. Damit existiert ein wichtiger Baustein für ökonomische Modelle, um den Einfluss steigender Ausfallraten im Klimawandel zu berücksichtigen.

3 Methoden

Methodisch gliedert sich die Arbeit in zwei Teile: zunächst wird ein robustes Modell mit multikriterieller Zielsetzung auf Betriebsebene zur Berücksichtigung von Unsicherheit entwickelt. Anschließend optimiert ein stochastisches Modell die Baumartenwahl unter Balance von finanziellem Ertrag und Risiko auf Bestandesebene und untersucht dabei die Wirkung von Mischungseffekten.

Die für diese Arbeit methodisch richtungsweisenden Studien sind:

- Knoke et al. (2020b) für einen weiter entwickelten methodischen Ansatz zur Integration von Unsicherheit in multikriterielle Entscheidungen,
- Härtl et al. (2013) für einen erweiterten Portfolioansatz nach Markowitz (1952),
- Knoke und Seifert (2008) für ein bioökonomisches Modell, in das biophysikalische Effekte der Baumarteninteraktion einfließen und
- Clasen und Knoke (2013) für die Berechnung der finanziellen Erträge mittels Monte-Carlo-Simulationen.

Folgende methodische Innovationen werden durch die vorliegende Arbeit erreicht:

- Diese Arbeit ist die erste, die den Einsatz robuster und multikriterieller Optimierung für forstliche Planungsprobleme unter dem Einfluss des Klimawandels untersucht.
- Sie kombiniert neueste Analysen des Überlebens und des Wachstums von Waldbeständen in einer stochastischen Optimierung, die einen Value-at-Risk-Ansatz verwendet.

Die Methodik dieser Dissertation fußt auf einem statischen Modell zur Unterstützung einer langfristigen waldbaulichen Entscheidung. Aufgrund des zeitlichen Horizonts und der eingeschränkten Steuerungsmöglichkeiten der Baumartenzusammensetzung nachdem ein Bestand einmal begründet ist, erhält ein statischer Ansatz Vorzug gegenüber einem dynamischen Modell. Gleichzeitig ist diese Arbeit als Simulationsstudie konzipiert. Simulationen zählen zu den häufigen technischen Ansätzen, um Problemstellungen in Bezug auf Unsicherheit zu lösen (Yousefpour und Hanewinkel 2016). Aus Sicht des Autors können diese verschiedene Datenquellen kombinieren und deren Varianten unter unterschiedlichen Parametern testen.

3.1 Robuste Optimierung multipler Kriterien

Die vorliegende Arbeit stützt sich auf einen Referenzpunkt-Ansatz (Estrella et al. 2014) des compromise programming (Diaz-Balteiro und Romero 2004; Diaz-Balteiro et al. 2018) zur multikriteriellen Optimierung und kombiniert diesen nach der Methodik von Knoke et al. (2020b) mit einer nicht-stochastischen, robusten Optimierung. Da eine grundlegende robuste Optimierung die Indikatorwerte für die multikriterielle Optimierung bereitstellt,

stellt das Methodenkapitel zunächst den robusten Ansatz vor, um anschließend zu erläutern, wie mehrere Zielkriterien darin integriert werden.

3.1.1 Robuste Optimierung

Der verwendete robuste Optimierungsansatz nutzt rechteckige Unsicherheitsräume. Von den Indikatorwerten als Eckpunkten ausgehend werden die Unsicherheitsräume aufgespannt, indem die Standardabweichung und bei steigender Risikoaversion ihr Vielfaches subtrahiert werden. Subtrahiert wird deshalb, da die verwendeten Indikatoren erwünschte Ökosystemleistungen sind und damit niedrigere Indikatorwerte unerwünscht sind, beispielsweise bei finanziellen Erträgen. Da nur erwünschte Ökosystemleistungen betrachtet werden, spielt die Addition der Standardabweichung in dieser Arbeit keine Rolle. Grundsätzlich können die Unsicherheitsräume aber in beide Richtungen aufgespannt werden. Formal ausgedrückt sind die Eckpunkte dieses Unsicherheitsraumes definiert durch:

$$p_{s,i,u} = \begin{cases} p_{s,i} \; für \; den \; besten \; Fall \\ p_{s,i} - sd * m \; für \; den \; schlechtesten \; Fall, da \; mehr \; besser \; ist. \end{cases} \quad (1)$$

$p_{s,i}$ ist dabei der Indikatorwert des jeweiligen Bestandestyps s für die Ökosystemleistung i und u der Index für ein bestimmtes Unsicherheitsszenario aus der Menge U aller Unsicherheitsszenarien. i ist ein Element eines Bündels von Ökosystemleistungen I. Es werden $U = 2^s$ Unsicherheitsszenarien pro Ökosystemleistung gebildet, wenn s die Anzahl der Bestandestypen ist. Der Unsicherheitsfaktor m ist ein Multiplikator, mit dem die Größe des Unsicherheitsraumes gesteuert wird (in der vorliegenden Arbeit gilt: $m \in (0.0, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0)$. Abbildung 2 illustriert beispielhaft die Konstruktion der Unsicherheitsräume für die ein-, zwei- und dreifache Standardabweichung, $m \in (1.0, 2.0, 3.0)$, wenn drei Bestandestypen[1] und eine erwünschte Ökosystemleistung berücksichtigt werden. Dadurch ergeben sich quaderförmige Unsicherheitsräume, da für jeden Bestandestyp zwei Szenarien (Erwartungswert und ein pessimistisches Szenario) möglich sind und diese jeweils in Kombination mit den Szenarien der anderen Optionen stehen können. Somit haben die Unsicherheitsräume in der untenstehenden Abbildung 2^3 = 8 Ecken.

[1] Ein Bestandestyp ist eine spezifische Kombination an Baumarten (Rein- oder Mischbestand) mit eigener Umtriebszeit und Behandlung (Details siehe Kapitel „Naturale Datengrundlage“, S. 41).

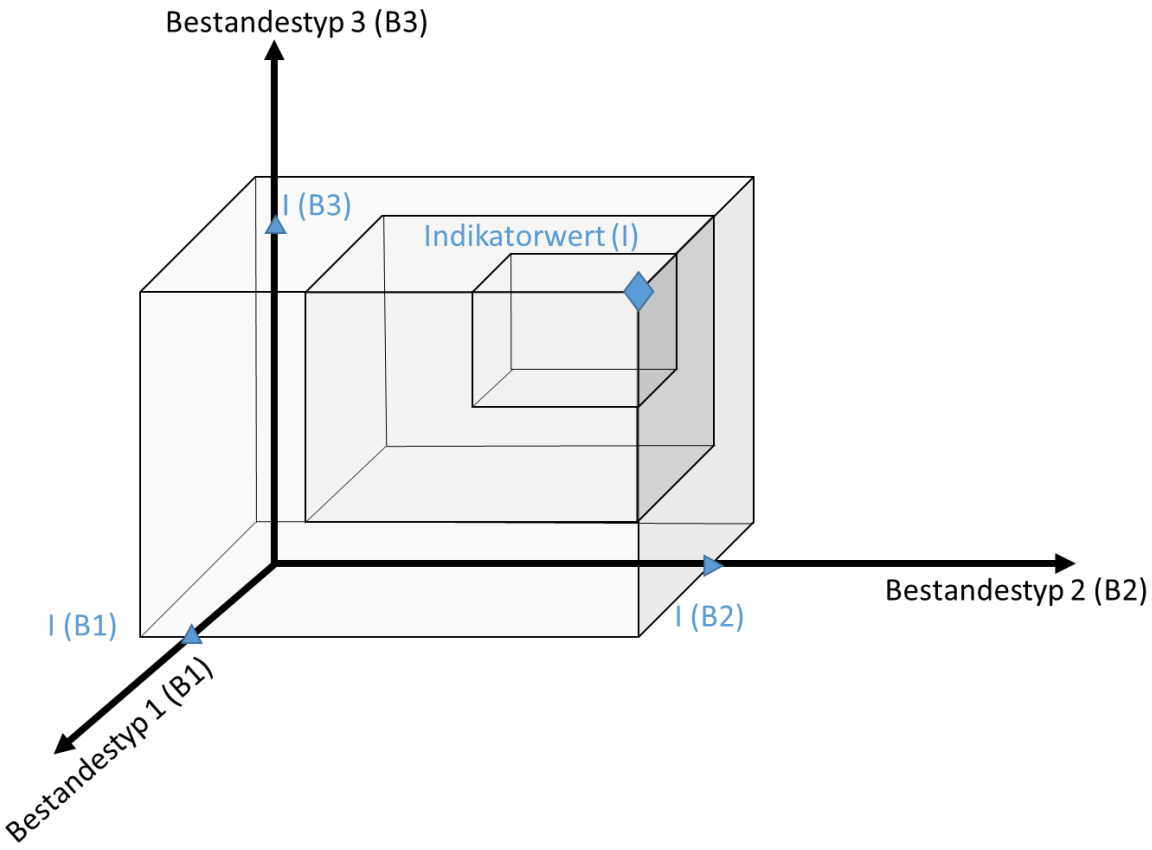


Abbildung 2: Illustration der Unsicherheitsräume (m = 1, 2 und 3) für drei Bestandestypen (B1, B2, B3) und deren unerwünschte (weniger ist schlechter) Abweichungen vom Indikatorwert einer einzelnen Ökosystemleistung.

Werden die Unsicherheitsräume durch Änderung von m erweitert bzw. verkleinert, verändert sich aufgrund ihrer Mehrdimensionalität ihre Oberfläche. Das führt dazu, dass Sprünge in der Portfoliozusammensetzung auftreten können. Diese stellen die Ergebnisse und Trends in ihrer Gesamtheit allerdings nicht in Frage (Knoke et al. 2016).

3.1.2 Integration multipler Zielkriterien in die robuste Optimierung

Ziel der multikriteriellen Optimierung ist es, mehrere Zielsetzungen von Entscheidern gleichzeitig zu verfolgen. Im Falle dieser Dissertation sind dies mehrere Ökosystemleistungen. Die räumliche Ebene dieser multikriteriellen Optimierung ist der Forstbetrieb, da auf Forstbetriebsebene umfangreichere waldbaulichen Möglichkeiten zur Diversifizierung zur Verfügung stehen als auf Bestandesebene. Gleichzeitig ist die Bereitstellung bestimmter Ökosystemleistungen auf größerer Fläche (Landschaftsbild, Klimaschutz) wichtig. Daher erscheint es sinnvoll, die Möglichkeiten zur multifunktionalen Forstwirtschaft mit größerem Flächenbezug auszuloten.

3.1.2.1 Zielfunktion der multiplen Optimierung

Grundlegende Annahme ist, dass Waldbesitzer danach streben, multiple (hier: drei) erwünschte Ökosystemleistungen mit der Waldbewirtschaftung bereitzustellen. Höhere Indikatorwerte dieser Ökosystemleistungen sind vorteilhaft, negative Abweichungen sollen

vermieden werden. Dabei wird unterstellt, dass kein einzelner Bestandestyp alle Ökosystemleistungen gleichzeitig am besten bereitstellt und die Ziele somit konkurrieren (Estrella et al. 2014). Daher ist gemeinsame Bereitstellung nur über einen Kompromiss möglich. Gleichzeitig sind alle Ziele gleich wichtig und sollen auch zukünftig erreicht werden. Zusätzlich können sich Ökosystemleistungen nicht gegenseitig substituieren. Ziel ist es daher, den Abstand zwischen einem maximal erreichbaren Zielerfüllungsgrad und der erreichten Zielerfüllung für alle Zielkriterien gleichzeitig zu minimieren. Die formalisierte Darstellung dieses Prozesses ist ein lineares Programm basierend auf Studien zur Landnutzung in Ecuador (Knoke et al. 2015; Knoke et al. 2016). Ein Forstbetrieb erreicht dabei ein bestimmtes Level an Ökosystemleistungen (P_i). P_i setzt sich aus den anteiligen Beiträgen ($p_{s,i}$) der einzelnen Bestandestypen (s) für die Ökosystemleistung zusammen (Formel (2)). Die Anteile werden über die Flächenanteile der Bestandestypen (f_s) bestimmt, welche diese an der Gesamtfläche des Betriebs haben.

$$P_{i,u} = \sum_s p_{s,i,u} * f_s \tag{2}$$

Der beste Wert von P_i, $maxP_i$, ist der Referenzpunkt für die Ökosystemleistung. Diesen kann in der Regel nur ein Betrieb unter Annahme eines günstigen Unsicherheitsszenarios erreichen, der auf eine einzelne Ökosystemleistung ausgerichtet ist.

Der Entscheider hat das Ziel, den maximalen Abstand zum Referenzpunkt zu minimieren (Formel (3)). β ist diese relativierte maximal zu akzeptierende Distanz zum erstrebenswertesten Referenzpunkt, $maxP_i$.

$$\min_{f_s} \beta \tag{3}$$

Die Zielfunktion minimiert nicht die absoluten Abstände zum Referenzpunkt, da die Ökosystemleistungen unterschiedliche Einheiten haben. Stattdessen werden die Indikatorwerte zwischen 0 % und 100 % MinMax-normalisiert, 100 % ist dabei der Referenzpunkt, 0 % der niedrigste durch einen Bestandestyp bereitgestellte Indikatorwert ($minP_i$) (Diaz-Balteiro et al. 2018). Die Normalisierung erfolgt durch Division des Indikatorwertes, $P_{i,u}$, durch die Spannweite der Indikatorwerte. β liegt daher zwischen 0 und 100. Die Untergrenze, $\beta = 0$, ist erreicht, wenn die maximale Ökosystemleistung erzielt wird, wohingegen bei $\beta = 100$ der geringste Zielerfüllungsgrad vorliegt. Letzteres ist allerdings aus Sicht der Entscheider unerwünscht, daher gilt die Zielfunktion $\min \beta$. Der Entscheider optimiert die Zusammensetzung seines Forstbetriebes, indem er verschiedene Bestandestypen in unterschiedlichen Anteilen auf die Betriebsfläche verteilt. Eine direkte Minimierung von β ist möglich über die Zerlegung der Zielfunktion mit Hilfe von Restriktionen. So können die individuellen Abstände als variable Zellen definiert und über

eine glatte Funktion abgebildet werden, welche die Linearitätsbedingung nicht verletzt. Damit werden exakte Lösungen möglich (Estrella et al. 2014; Tamiz et al. 1998).

Es gelten die weiteren Bedingungen:

$$P_{i,u} \geq maxP_{i,u} - \frac{\beta}{100} * (maxP_{i,u} - minP_{i,u}) \quad (4)$$

$$\beta \geq \left\{ \frac{P_{i,u} - \min P_{i,u}}{maxP_{i,u} - minP_{i,u}} * 100 \right. \quad (5)$$

Da ein höherer Wert der Ökosystemleistung vorteilhaft ist, gilt Ungleichung (4), auf deren rechten Seite vom Referenzpunkt als Kompromiss die maximal zu akzeptierende absolute Distanz zum Referenzpunkt abgezogen wird. Mit Ungleichung (5) wird festgelegt, dass die maximale Distanz, β, mindestens dem niedrigsten für eine Ökosystemleistung erreichten relativen Indikatorwert entsprechen muss. $\min P_{i,u}$ und $\max P_{i,u}$ in den Ungleichungen (4) und (5) sind die unerwünschten bzw. erwünschten Referenzpunkte in jedem Unsicherheitsszenario u.

$$f_s \, \epsilon \, (0,1), \sum f_s = 1 \quad (6)$$

Die Flächenanteile der Bestandestypen dürfen weder negativ sein und müssen Summe 1 ergeben (Gleichung (6)).

3.1.2.2 Illustration des Optimierungsansatzes

Abbildung 3 fasst das Prinzip der kombinierten robusten und multikriteriellen Optimierung zusammen. Dargestellt sind für eine ausgewählte Klimaregion und ein Klimaszenario die Erfüllungsgrade für drei Ökosystemleistungen. Der Erfüllungsgrad besagt, um wie viele Prozentpunkte ein bestimmtes Zielkriterium über dem niedrigsten Level des Zielkriteriums liegt. Jeder Punkt repräsentiert ein Unsicherheitsszenario (bei einem Unsicherheitsfaktor von $m = 3$) in A) für einen Fichtenreinbetrieb (kurze Umtriebszeit, durchforstet) und B) nach der optimierten Verteilung der Betriebsfläche auf zwölf Bestandestypen. Der Erfüllungsgrad zum Beispiel für die Ökosystemleistung 2 (hier: Kohlenstoffspeicherung) kann im reinen Fichtenbetrieb unter Berücksichtigung aller Szenarien der Unsicherheit zwischen 0 % und 100 % liegen. Dies deckt eine maximale Bandbreite möglicher Ergebnisse ab und berücksichtigt damit Unsicherheit in der Zielerreichung. Die geschweifte Klammer in Abbildung 3 umfasst den Abstand β zwischen der schlechtesten und der besten Bereitstellung. Auf der rechten Seite der Abbildung (B) verringert die Zielfunktion $\min \beta$ durch die Optimierung der Betriebszusammensetzung diesen Abstand um 20 %-Punkte.

Es wird somit garantiert, dass ein Erfüllungsgrad von mindesten 20% erreicht wird, wenn die Unsicherheitsräume die möglichen zukünftigen Koeffizienten tatsächlich enthalten.

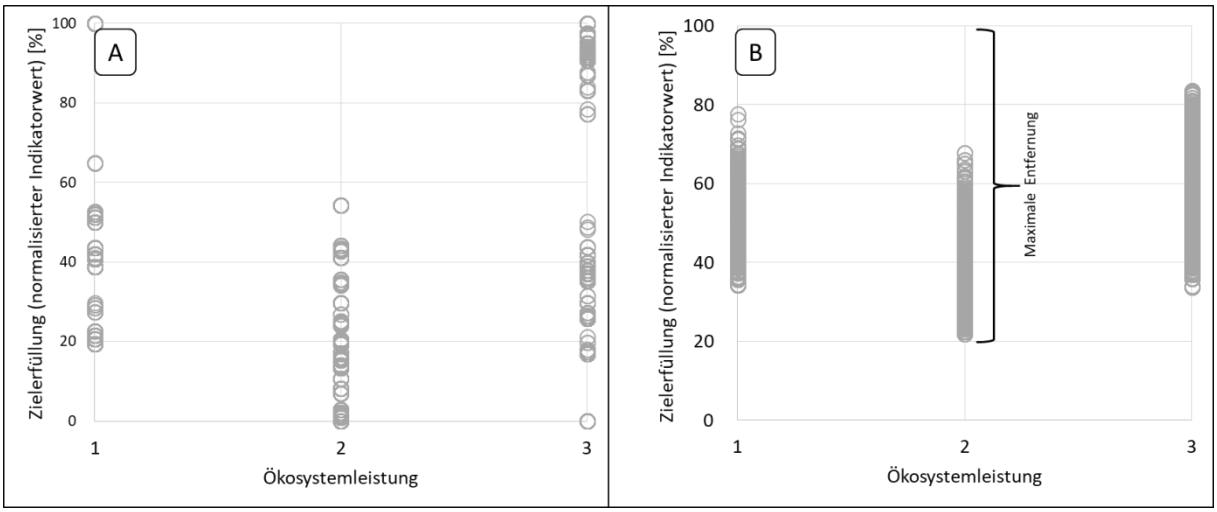


Abbildung 3: Illustration des Optimierungsprinzips: Die Punkte sind die normalisierten erreichten Werte der Ökosystemleistungen im Forstbetrieb (1 = finanzieller Ertrag, 2 = Kohlenstoffspeicherung, 3 = Überlebenswahrscheinlichkeit) für alle Eckpunkte des Unsicherheitsraumes ($m = 3$). Diagramm A zeigt die Zielerfüllung für einen Forstbetrieb, der ausschließlich aus durchforsteten Reinbeständen entweder aus Buche oder Fichte besteht. In Diagramm B sind die Ergebnisse des Optimierungsprozesses zu sehen, in den alle Bestandestypen eingehen.

Forstbetriebe würden idealerweise danach streben, P_i für alle Unsicherheitsszenarien und alle Indikatoren zu maximieren. Dies ist jedoch nicht möglich, da kein Bestandestyp existiert, der unter Unsicherheit stets die erstrebenswerteste Ökosystemleistung erbringt. Daher müssen die Betriebe eine Kompromisslösung akzeptieren und den geforderten maximalen Zielerreichungsgrad reduzieren. Dies ist ebenfalls in Abbildung 3 zu erkennen. Der Rückgang im maximalen Zielerfüllungsgrad drückt dieses Zugeständnis an die Zielerreichung aus.

3.1.2.3 Indikatorwerte für die robuste und multikriterielle Optimierung

Insgesamt drei Ökosystemleistungen sind in dieser Arbeit als Zielkriterien der Entscheidungsträger festgelegt: Finanzieller Ertrag, Klimaschutzleistung und Ökosystemstabilität.

- Finanzieller Ertrag: Die finanzielle Leistungsfähigkeit war bisher Ziel zahlreicher Studien zur Optimierung des forstlichen Managements (Kaya et al. 2016). Die Optimierung des finanziellen Ertrages ist somit ein klassisches Ziel der Entscheider und dient als Ausgangsszenario zum Vergleich mit multifunktionaler Waldwirtschaft.

- Klimaschutzleistung: Der Wald als Kohlenstoffsenke hat große gesellschaftliche Bedeutung (Knauf et al. 2016; Knauf 2016; Köhl et al. 2020). Daher ist es nur gerechtfertigt, die Kohlenstoffspeicherung aus der Forstwirtschaft als ein sozio-ökonomisches Betriebsziel zu berücksichtigen.

- Ökosystemstabilität: Waldbesitzer sind tendenziell risikoavers (Lönnstedt und Svensson 2000; Brunette et al. 2017b). Das kann sich auch auf den Wunsch beziehen, naturale Risiken zu reduzieren, z.B. kalamitätsbedingte Schäden. Diese ziehen, ausgenommen bei Waldbränden, nicht zwingend finanzielle Totalverluste nach sich, selbst bei totalem Bestandesausfall. Mit Kalamitäten geht allerdings ein erhöhter zeitlicher Aufwand (z.B. Borkenkäfersuche, außerplanmäßige Tätigkeiten) einher, deshalb besteht aus ökonomischen Gründen bei einem Waldbesitzer mit beschränktem Zeitbudget der Wunsch, diese zu vermeiden (Andersson et al. 2018). Zudem könnte der Effekt zum Tragen kommen, dass Verluste stärker wahrgenommen werden, als Gewinne (Tom et al. 2007). Damit werden der Erhalt des Waldes und ein störungsfreies Management an sich zu erstrebenswerten Zielen.

3.1.2.4 Monte-Carlo-Simulation zur Berechnung der Indikatorwerte

Einen schematischen Überblick über das Simulationsmodell zur Berechnung der Indikatoren für den finanziellen Ertrag und die Klimaschutzleistung gibt Abbildung 4. Das Vergleichsszenario ist die ungestörte Entwicklung eines Bestandes und die mit dessen Durchforstung und Ernte erzielten Ökosystemleistungen. Mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation (Dieter 2001) wird diese Bestandesentwicklung wiederholt, wobei als Risiken stochastische Effekte aus anderen Quellen hinzufügt werden. Im Modell hier sind dies biotische sowie abiotische Schäden über ein Überlebenszeitmodell und Holzpreisschwankungen.

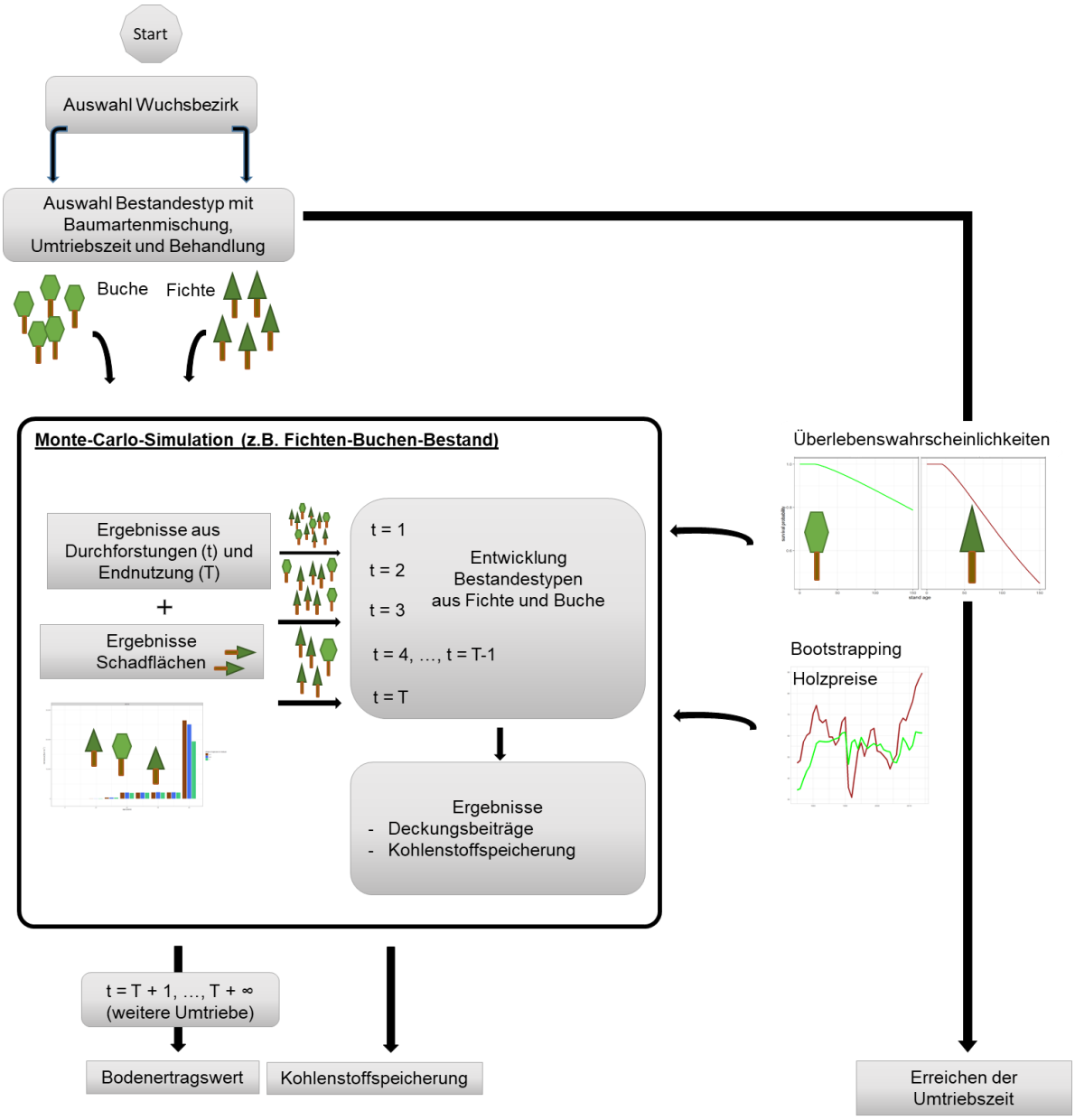


Abbildung 4: Illustration des Monte-Carlo Simulationsprozesses für Indikatoren des robusten Modells.

Für die Simulation von Schadereignissen werden Überlebenswahrscheinlichkeiten (S) in altersbedingte Ausfallraten (h_t) für jeden Zeitpunkt t bis T überführt. Der Verlauf der Überlebenswahrscheinlichkeiten entscheidet über die Häufigkeit eines Schadeintritts in einem bestimmten Alter (Knoke und Wurm 2006). Sie liegen als Funktion der Baumart, des Alters, der Mischungsanteile der jeweiligen Baumart und klimatischer Kovariablen vor. Grundsätzlich sind die Überlebenswahrscheinlichkeiten, *S(Alter)*, altersabhängig, d.h. mit zunehmendem Alter sinkt die Wahrscheinlichkeit eines Bestandes, eben jenes Alter zu erreichen. Die Funktion der Überlebenswahrscheinlichkeit S zum Zeitpunkt t in einer Weibull-Verteilung lautet (7):

$$S(t) = \exp\left[-\left(\frac{t}{\gamma}\right)^{\rho}\right] \quad (7)$$

Wobei gilt: $0 \leq t \leq T$, mit T als der Umtriebszeit.

Daneben steuert der Formparameter ρ den Verlauf der Überlebenskurven. Bei einem Wert von $\rho = 1$ liegen altersindifferente Überlebenswahrscheinlichkeiten vor, bei $\rho < 1$ Jugendrisiken und bei $\rho > 1$ Altersrisiken (Staupendahl 2009). Kovariablen wie das Klima gehen über den Skalenparameter γ in die Funktion ein. γ wird über die Kovariablen neu parametrisiert (Formel (8)).

$$\gamma_{parametrisiert} = \frac{\gamma}{exp(b_1 * x_1) * exp(b_2 * x_2) * \ldots * exp(b_p * x_p)} \quad (8)$$

b bezeichnet dabei den Koeffizientenwert der Kovariablen und x deren Wert. Die klimatischen Kovariablen (Tabelle 2) erlauben eine regionale Differenzierung der heutigen Überlebenswahrscheinlichkeiten. Da die Überlebenswahrscheinlichkeiten alters- und mischungsabhängig sind, ergeben sich für einen Standort zwei Strategien zur Vermeidung von Bestandesausfällen:

- Verkürzung der Umtriebszeit (Variablen t, T) und
- Erhöhung des Anteils der Mischbaumarten (Koeffizient für den Skalenparameter γ).

Tabelle 2: Koeffizienten für die Überlebenszeitfunktionen für Fichte und Buche (Paul et al. 2019)

Kovariable	Koeffizient (b)	Standardfehler
Fichte		
Fichtenanteil	0.719	0.055
Niederschlagssumme im wärmsten Quartal	− 0.001	0.000
Mitteltemperatur im wärmsten Quartal	0.066	0.008
ln(γ)	6.229	0.159
ln(ρ)	0.259	0.020
Buche		
Buchenanteil	0.577	0.012
Minimumtemperatur im kältesten Monat	− 0.039	0.016
Maximaltemperatur im wärmsten Monat	0.089	0.105
ln(γ)	8.179	0.402
ln(ρ)	0.241	0.051

Für die Fichte ist insbesondere die Durchschnittstemperatur im wärmsten Quartal von Bedeutung. Ebenso ist die Niederschlagssumme im wärmsten Quartal ein signifikanter Koeffizient. Die Fichte zeichnet also erwartungsgemäß bei Trockenheit. Für Buche reagiert das Modell auf Temperaturextreme (Minimaltemperatur im kältesten und

Maximaltemperatur im wärmsten Monat). Für die vorliegende Arbeit werden die Funktionen der Überlebenswahrscheinlichkeiten mit Klimawerten für Bayern (Tabelle 23 im Anhang, Seite 120) parametrisiert. Neben einer Klimasensitivität weisen die Funktionen auch eine Sensitivität für Mischungsanteile der jeweiligen Baumart auf. Für Buche und Fichte vermindert die Beimischung anderer Baumarten die Ausfallrisiken. Die Formel der Ausfallwahrscheinlichkeit h von Zeitpunkt t_0 zum nächsten Zeitpunkt t_1 lautet (Beinhofer 2009):

$$h_{t_1} = \frac{S_{t_0} - S_{t_1}}{S_{t_0}}$$

Für jeden Übergang zwischen zwei Zeitpunkten entscheidet der Vergleich der Ausfallwahrscheinlichkeit mit einer Zufallszahl zwischen 0 und 1 über das Auftreten einer Kalamität. Wenn h_t größer als die Zufallszahl ist, tritt ein virtuelles Schadereignis ein. Somit wird durch zahlreiche Wiederholungen eine Binomialverteilung (0; 1) erzeugt.

Mit der Monte-Carlo Simulation werden Ergebnisse für 10.000 Wiederholungen (sog. Läufe, i) erzeugt. Die Mittelwerte und deren Standardabweichung aus der Monte-Carlo-Simulation bilden die Datenbasis für die Kalkulation der Indikatorwerte und deren Unsicherheit. Zusätzlich ergeben sich aus der Monte-Carlo-Simulation auch Häufigkeitsverteilungen der naturalen und der finanziellen Ergebnisse. Die Indikatorwerte werden als jährliche Mittelwerte für eine unendliche Folge von Umtriebszeiten interpretiert. Dies ermöglicht, dass Bestandestypen unterschiedlicher Umtriebszeit als Optionen in die Optimierung eingehen können. Die folgenden Abschnitte erläutern die Berechnung der drei Indikatoren im Rahmen der Monte-Carlo-Simulation.

Finanzieller Ertrag

Als Indikator für den finanziellen Ertrag dient die über einen Faustmann (1849) Ansatz berechnete Annuität des Bodenertragswertes (Bodenrente). Diese ist das Produkt der Summe der diskontierten Zahlungsströme einer unendlichen Zahl von Umtriebszeiten und der Diskontrate. Wenn Preisschwankungen oder Kalamitäten eintreten, verändern sich in Folge die Zahlungsströme. Die Formeln (9) bis (13) zeigen die einzelnen Berechnungsschritte der Annuität. Jeder Lauf startet im Alter 0 und nimmt grundsätzlich an, dass die frühe Bestandesentwicklung bis zum Startalter[1] nach natürlicher Verjüngung erfolgreich verlaufen ist. Das Modell berechnet aus den diskontierten Deckungsbeiträgen den Kapitalwert, NPV_i (9), für jeden Lauf und dessen Mittelwert für alle Läufe der Simulation, $\overline{NPV}$ (10). Dieser ist niedriger als derjenige des Basisszenarios (ungestörte Entwicklung), da er Bestandesausfälle berücksichtigt. Der Mittelwert des Bodenertragswertes, $\overline{SEV}$ (11), betrachtet dann auch alle weiteren Umtriebszeiten. Dieser

[1] Die naturalen Datengrundlagen aus einer waldwachstumskundlichen Simulation liegen erst ab einem Alter von 30 – 40 Jahren vor (Details siehe Kapitel „Naturale Datengrundlage", Seite 41 ff).

wird nach angemessener Diskontierung zum Kapitalwert des einzelnen Laufes addiert (12), um dessen Bodenertragswert bzw. Annuität (13) zu berechnen (siehe auch Clasen und Knoke 2013).

$$NPV_i = \sum_{t=0}^{T} r_{i,t} \cdot q^{-t} \quad (9)$$

$$\overline{NPV} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} NPV_i \quad (10)$$

$$\overline{SEV} = \overline{NPV} \cdot \frac{q^{\bar{T}}}{q^{\bar{T}} - 1} \quad (11)$$

$$SEV_i = NPV_i + \overline{SEV} \cdot q^{-T} \quad (12)$$

$$a_i = SEV_i \cdot d \quad (13)$$

NPV*: Kapitalwert (net present value) der ersten Umtriebszeit*
$\overline{SEV}$*: Erwartungswert des Bodenertragswertes (soil expectation value)*
t*:* Zeitpunkt; 0 ≤ t ≤ T; hier: 10-jährige Intervalle
T: Umtriebszeit oder Zeit bis zum Bestandesausfall
$\bar{T}$: mittlere Laufzeit (Alter bis zum Ausfall oder der geplanten Ernte) aller Simulationsläufe
i: einzelner Simulationslauf
r: Deckungsbeitrag zum Zeitpunkt t
d: Diskontrate ($0 \leq d \leq 1$)
q*:* Diskontfaktor ($1 + d$)
n*:* Anzahl der Simulationsläufe i *(hier: 10.000)*
a_i*:* Annuität *(Bodenrente* des SEV_i) für den Simulationslauf i

Die Holzvorräte und Durchforstungsmengen der Bestände aus der waldwachstumskundlichen Simulation werden mit Preisen aus dem Staatswald für Bayern bewertet (Bayerische Staatsforstverwaltung/ Bayerische Staatsforsten 1976 - 2015). Zur Berechnung der Deckungsbeiträge für jeden Zeitpunkt werden davon Holzerntekosten abgezogen. Die Ernte- und Bringungskosten betragen nach Clasen und Knoke (2010) baumarten- und sortimentsabhängig zwischen 10 bis 15 Euro m^{-3}. In Mischbeständen treten abhängig vom Bestandesalter zwischen 2 % bis 4 % höhere Erntekosten auf (Felton et al. 2016). Daher werden in gemischten Beständen die Kosten generell um 4 % erhöht, um den höheren Sortierungsaufwand zu berücksichtigen. Im Kalamitätsfall wird mit geringeren Holzerlösen und höheren Holzerntekosten gerechnet (Dieter 2001). Die vorliegende Arbeit schließt sich dieser Annahme an. Sofern in der Monte-Carlo-Simulation ein Ausfall des Bestandes eintritt, reduzieren sich die Deckungsbeiträge um 50 % für alle Sortimente und beide Baumarten. Die Diskontrate beträgt einen für Deutschland typischen Wert von 0.02 (2 %) (Staupendahl und Möhring 2011).

Holzpreisschwankungen werden über einen ein Bootstrapping-Prozess nach Roessiger et al. (2013) integriert. Dazu werden die Geldflüsse für jeden Zeitpunkt t in jedem Simulationslauf mit einem Korrekturfaktor an ein bestimmtes historisches Holzpreisniveau angepasst. Nach dem Zufallsprinzip wird ein bestimmtes Jahr aus der Serie der gesammelten jährlichen Holzpreise gezogen, wobei immer sowohl der Holzpreis für Fichte als auch der für Buche aus demselben Jahr als Bewertungsgrundlage gezogen wird. Dieser zufällig variierende Holzpreis wird durch den durchschnittlichen historischen Holzpreis geteilt, wodurch Korrekturfaktoren mit dem Erwartungswert 1 entstehen. Diese werden mit den zuvor kalkulierten Geldflüssen multipliziert. Aufgrund der 10-Jahres-Intervalle zwischen den Durchforstungszeitpunkten erhält Totholz keinen finanziellen Wert, da Fichten- und Buchenholz in diesem Zeitraum überwiegend verrottet.

Klimaschutz

Die Kohlenstoffspeicherung ist der Indikator für die Klimaschutzleistung. Der Indikator wird nach dem Kohlenstoffspeichermodell nach Härtl et al. (2017) in Verbindung mit Rock et al. (2008) berechnet. Der Betrachtungszeitraum ist eine Umtriebszeit, sowie der darüberhinausgehende Nutzungszeitraum von Produkten und die Zeit bis zum vollständigen Abbau des Totholzes (Kohlenstoffkreislauf). Das grundsätzliche Modell unterliegt folgenden Annahmen: In einem Wirtschaftswald wird Kohlenstoff zum Zeitpunkt t direkt im aufstockenden Bestand (gt) und im Totholz (dt) gespeichert, hinzu kommt der Produktspeicher $(\tilde{u}_t)$ aus Durchforstungen und Endnutzung ($Zeitpunkt\ T$) als Kohlenstoffsenke. Die Substitutionswirkung (st) der stofflichen Nutzung von Holz führt im Vergleich zum Einsatz fossiler Rohstoffe zur Vermeidung (= Kohlenstoffsenke) von Kohlenstoff. Die Substitutionswirkung der energetischen Nutzung von Holz führt im Modell zu Kohlenstofffreisetzung, da fossile Energieträger einen geringeren Kohlenstoffausstoß haben (Johnston und van Kooten 2015). Der Produktspeicher wird abhängig von der Lebensdauer der Produkte für 20 Jahre (Industrieholz) oder 40 Jahre (Stammholz) befüllt. Somit ergibt sich nach Ende der Umtriebszeit ein zeitlicher Überhang von bis zu 40 Jahren für die Speicherwirkung der Holzmengen der Endnutzung. Der Zeitraum des Kohlenstoffzyklus ist daher $T + 40$ Jahre. Totholz unterliegt Abbauprozessen, die zu einer allmählichen Freisetzung von Kohlenstoff führen. Die Zersetzungsraten stammen aus Rock et al. (2008) und sind baumartenspezifisch. Bei Kalamität bzw. Endnutzung werden die Bestände für die Verjüngung vorbereitet und das Totholz von der Fläche entfernt. Die im unterirdischen Holz (Wurzelmasse) und im Waldboden gespeicherte Menge Kohlenstoff bleibt im Rahmen dieser Studie unberücksichtigt.

Rechnerisch wurde für jeden Zeitpunkt mit Abstand $t_1 - t_0 = 5$ Jahre die gespeicherte Menge Kohlenstoff (tC ha^{-1}) kalkuliert, die Summe des gespeicherten Kohlenstoffs aller Zeitpunkte $t_1, t_0, \dots, T$ berechnet und durch den Quotient aus der Länge des Kohlenstoffzyklus und der Anzahl der Zeitpunkte dividiert. Somit ist das Ergebnis der

Simulation die durchschnittliche jährliche Kohlenstoffspeicherung in Tonnen Kohlenstoff je Hektar und Jahr (tC ha^{-1} a^{-1}). Der Notation aus Härtl et al. (2017) folgend gilt somit:

$$\text{Kohlenstoffspeicherung} = \frac{\sum_0^{\mathrm{T}}(g_t + d_t + \tilde{u}_t + s_t)_t}{\left(\frac{T+40}{5}\right)+1} \quad (14)$$

Die waldwachstumskundliche Simulation stellt Daten erst ab einem von den Wachstumsbedingungen abhängigen Startalter (Periode 0) bereit. Für den Zeitraum davor wird angenommen, dass kein Derbholzvorrat in den Beständen aufstockt und die Kohlenstoffspeicherung zu vernachlässigen ist.

Ökosystemstabilität

Die Störungsfreiheit bzw. der Erhalt des Waldes werden über Überlebenswahrscheinlichkeiten der Betriebe abgebildet. Diese stellen nun erstens die bereits erläuterte stochastische Komponente der Monte-Carlo-Simulation dar, um Unsicherheit zu simulieren. Und zweitens sind sie der Indikator für das Zielkriterium der Stabilität. Für das Betriebsportfolio ist die Überlebenswahrscheinlichkeit dann die flächengewichtete Summe der Überlebenswahrscheinlichkeiten der Bestandestypen. Zur Quantifizierung der Unsicherheit dient die Standardabweichung (Formel (15)). Die Überlebenswahrscheinlichkeit wird als die Wahrscheinlichkeit interpretiert, die geplante Umtriebszeit zu erreichen.

$$\sqrt{S(\text{Alter}) \cdot (1 - S(\text{Alter}))} \quad (15)$$

3.1.3 Naturale Datengrundlagen

Naturale Datengrundlage sind waldwachstumskundliche Simulationen (Hilmers 2019) mit SILVA 2.3 (Pretzsch 2002). Sie ermöglichen es, die bereits erwähnten Bestandestypen zu konstruieren. Zu den Details der Simulation mit SILVA 2.3 sei an dieser Stelle auf den Anhang (ab Seite 116) verwiesen. Die Baumarten, die Umtriebszeit und die Behandlung bestimmen den Bestandestyp. Insgesamt stehen zwölf Bestandestypen zur Wahl. Eine Übersicht der Bestandestypen gibt Abbildung 5.

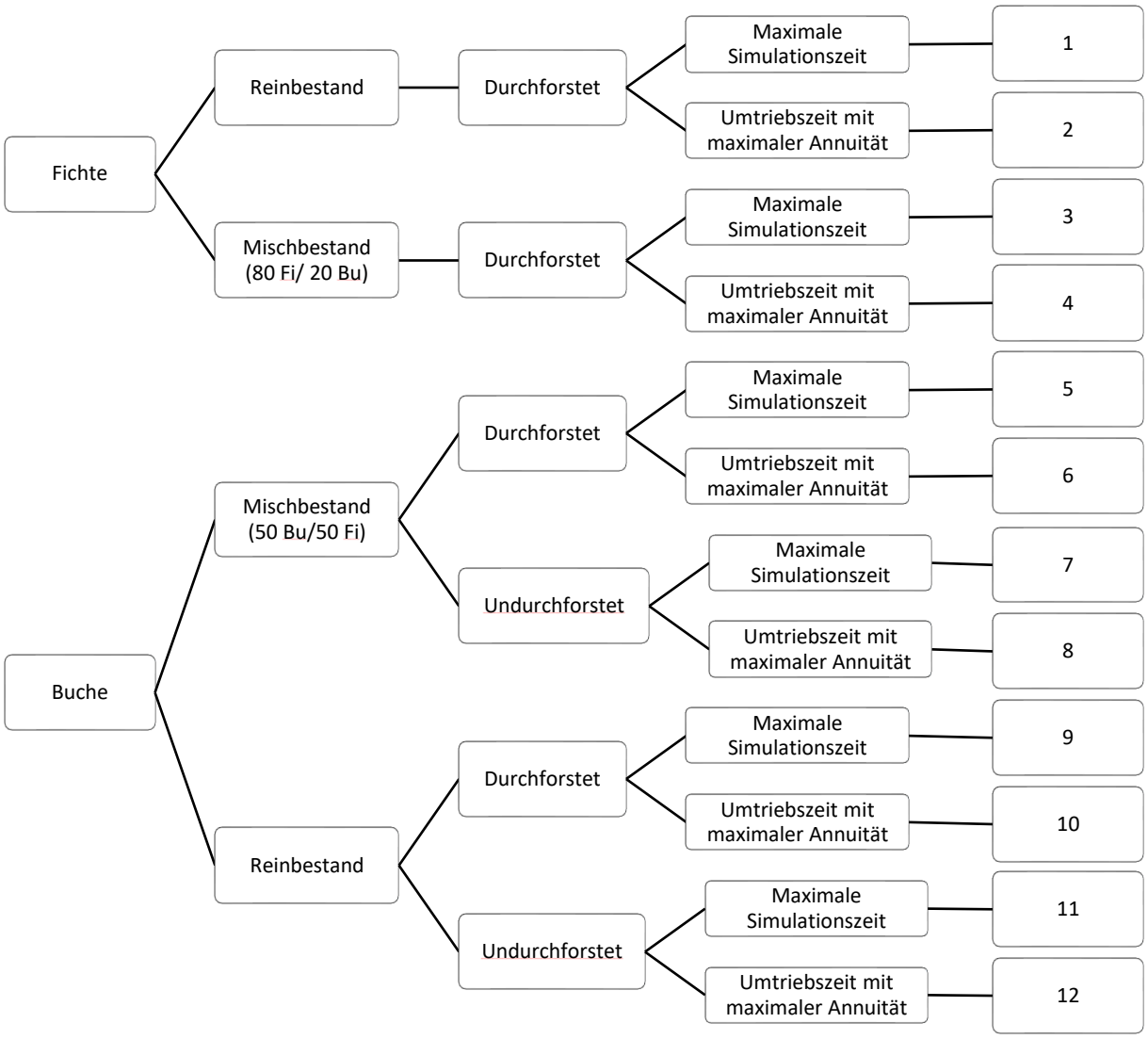


Abbildung 5: Übersicht der zwölf Bestandestypen, die als mögliche Varianten in die Optimierung eingehen.

Grundlage der Bestandestypen sind Reinbestände aus Buche und Fichte, sowie je ein Fichten-Buchen-Mischbestand mit 80% bzw. 50% Fichte. Diese Rein- und Mischbestände spreiten sich weiter über die Behandlung auf. Aus einer Vielzahl von simulierten Hochdurchforstungsvarianten (Hilmers 2019) wird für alle Rein- und Mischbestände diejenige gewählt, die jeweils die höchste Annuität (in Kombination mit der Länge der Umtriebszeit) erzielt. Für die Buchenreinbestände und die Mischbestände mit 50% Fichte

besteht zusätzlich die Option, nicht zu durchforsten. Viele Waldbesitzer wählen in der Praxis diese Bewirtschaftungsvariante, so dass Wälder aus verschiedenen Gründen undurchforstet bleiben. Eine weitere Auswahlmöglichkeit ist die Länge der Umtriebszeit. Dazu steht erstens die maximal simulierte Umtriebszeit zur Verfügung, die sich über die Simulationsdauer von 95 Jahren plus dem Startalter[1] bestimmt, zweitens diejenige Umtriebszeit mit der höchsten Annuität. Die folgende Tabelle 3 zeigt für die einzelnen Bestandestypen getrennt nach den Klimaregionen die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulation und damit die für die Optimierung verwendeten Indikatorwerte und deren Unsicherheit.

[1] Das Wachstumsmodell Silva passt über standortabhängige Alters-Oberhöhen-Kurven das Alter der Bestände an. Dieses Alter wurde in die Modellierung übernommen. (Zu den Starteinstellungen siehe Anhang, S. 116.).

Tabelle 3: Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulation für die zwölf Bestandestypen getrennt nach den beiden Klimaregionen und die drei Indikatoren für finanziellen Ertrag, Klimaschutz und Stabilität[1.2.3.4]

	Bestandestyp	Baumart		Buche	Buche	Buche – Fichte	Buche – Fichte	Buche	Fichte – Buche	Buche	Fichte	Buche – Fichte	Buche – Fichte	Fichte – Buche	Fichte
		Fichtenanteil		1	1	0.5	0.5	1	0.8	1	1	0.5	0.5	0.8	1
		Behandlung[3]		U	U	U	U	D	D	D	D	D	D	D	D
		Umtriebszeit		Lang	Kurz	Lang	Kurz	Kurz	Kurz	Lang	Kurz	Lang	Kurz	Lang	Lang
Klimaregion	Kühl-niederschlagsarm	Annuität	E[1]	50.6	140.1	81.3	184.4	152.9	235.6	122.6	237.8	165.9	203.4	185.8	194.3
			Sd[2]	12.4	14.9	19.9	22.8	16.53	38.11	17.18	40.68	23.88	27.53	28.6	31.8
		Kohlenstoff speicher	E	23.9	8.16	24.4	9.16	10.46	12.30	19.24	11.25	18.20	11.84	16.5	15.2
			Sd	4.1	0.4	4.0	0.4	0.6	1.0	2.9	1.1	1.8	0.6	2.0	2.6
		Überlebens wahrschein lichkeit	E	0.77	0.98	0.71	0.97	0.95	0.90	0.77	0.86	0.71	0.94	0.55	0.42
			Sd	0.42	0.16	0.46	0.18	0.21	0.31	0.42	0.35	0.46	0.24	0.50	0.49
	Sehr warm-niederschlagsarm	Annuität	E	24.4	59.6	24.1	60.7	68.3	62.4	58.4	47.1	52.2	62.2	49.8	38.1
			Sd	9.2	13.2	10.6	16.3	14.7	19.4	13.6	18.7	15.5	16.3	16.4	15.9
		Kohlenstoff speicher	E	16.7	5.6	15.3	5.38	7.96	5.57	13.6	4.54	11.97	5.15	10.7	7.7
			Sd	4.3	0.7	3.2	0.7	1.00	0.8	3.1	0.7	2.0	0.5	3.2	3.0
		Überlebens wahrschein lichkeit	E	0.67	0.91	0.57	0.88	0.88	0.73	0.67	0.63	0.57	0.88	0.36	0.21
			Sd	0.47	0.28	0.50	0.33	0.32	0.45	0.47	0.48	0.50	0.33	0.48	0.41

[1]E = Mittelwert aus der Monte-Carlo-Simulation

[2]Sd = Standardabweichung

[3]U = undurchforstet

[3]D = durchforstet

3.1.4 Diversifizierungsmaß

Der Shannon-Index (Formel (16)) dient der Orientierung über den Grad der Diversifizierung im Portfolio (Dragicevic et al. 2016). Je höher der Shannon-Index ist, Shannon's H, desto mehr und desto gleichmäßiger sind die Bestandestypen beteiligt.

$$H = -\sum_{i=1}^{S} f_s \, ln \, f_s \qquad (16)$$

3.2 Stochastische Optimierung der Baumartenanteile

Auf Bestandesebene wird die Baumartenwahl mittels eines Portfolioansatzes in Kombination mit dem Value-at-Risk optimiert. Außerdem dient dieser stochastische Ansatz zur Analyse der Wirkung von Mischungseffekten auf die optimale Bestandeszusammensetzung. Grundannahme für diesen Ansatz ist ein Entscheider, der sich über die Wahl der Baumartenanteile im Bestand und deren Mischung ausschließlich die Balance von finanziellem Ertrag und Risiko als Ziel setzt. Als finanzieller Indikator dient, wie in der robusten Optimierung auf Betriebsebene, die Annuität des Bodenertragswertes. Zur Kalkulation der Zielvariablen ist eine Häufigkeitsverteilung der Erträge notwendig. Mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation (Abbildung 6) werden diese nach der bereits für das robuste Modell verwendeten Methode erzeugt. Folgende Unterschiede gelten allerdings: Die Simulation erfolgt ausschließlich für Reinbestände. 19 Mischbestände (5 %-Schritte der Mischungsanteile von Buche und Fichte) sind anteilige Kombinationen dieser Reinbestände und dienen als Optionen für die Wahl der optimalen Bestandeszusammensetzung. Zusätzlich werden dem Modell, wie in Abbildung 6 ersichtlich, in Mischbeständen Wachstumseffekte hinzugefügt, was ein weiterer Unterschied zum robusten Modell ist. Die Mischungsanteile der Baumarten werden vor Beginn des Monte-Carlo Prozesses gewählt, da die Überlebenswahrscheinlichkeiten und Wachstumseffekte mischungsabhängig sind.

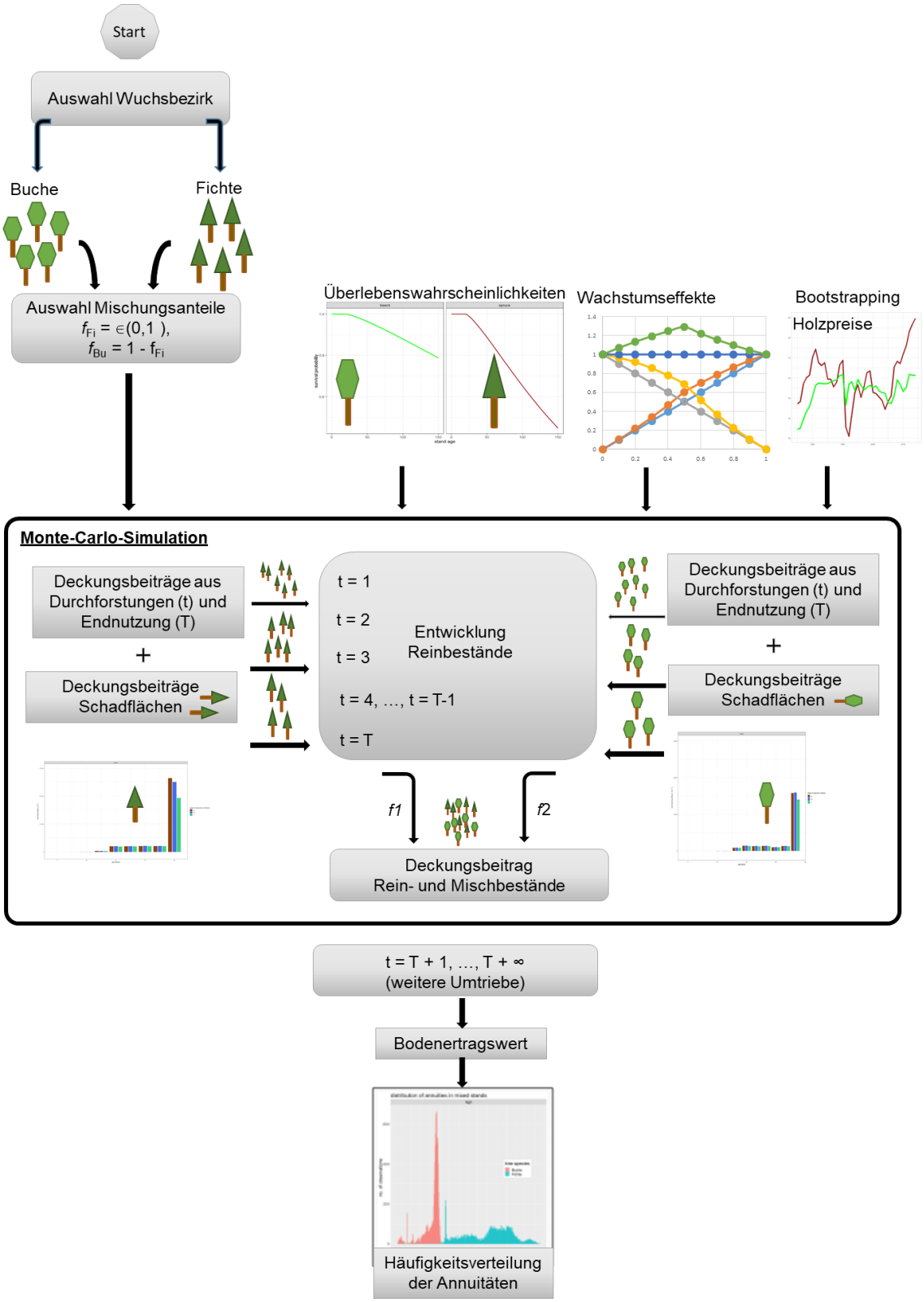


Abbildung 6: Illustration des Monte-Carlo Simulationsprozesses für die finanziellen Erträge des stochastischen Modells (aus Friedrich et al. 2019, überarbeitet).

Zielfunktion des Entscheiders ist die Maximierung des Value-at-Risk (Notation in (17) nach Wan et al. 2015).

$$\max_{f} VaR_{\alpha} = F_{\tilde{R}}^{-1}(1-\alpha) \tag{17}$$

mit $\alpha \in (0,1)$.

Die Erträge (R) des Bestandesportfolios ergeben sich aus der Summe der flächengewichteten Erträge (r_s) der einzelnen Baumarten (s), die den Bestand mit ihren jeweiligen Anteilen (f_s) bilden. Da im stochastischen Modell Risiken die Erträge wesentlich beeinflussen, sind die Erträge Zufallsvariablen und werden mit $\tilde{R}$ and $\tilde{r}_s$ bezeichnet. Im bioökonomischen Modell werden nun zusätzlich Baumarteninteraktionen berücksichtigt, die mischungsabhängig sind. Im vorliegenden Fall wird nach Block-[1] oder Einzelbaummischung[2] unterschieden (Paul et al. 2019). Somit sind die Erträge auch eine Funktion des Mischungstyps (γ) und es gilt:

$$\tilde{R}(\gamma) = \sum \tilde{r}_s(\gamma, f_s) \cdot f_s \tag{18}$$

Folgende Flächenrestriktion ist dabei gültig:

$$f_s \in (0,1), \sum f_s = 1$$

Die Verteilungsfunktion der Erträge $(F_{\tilde{R}})$ aus der Monte-Carlo-Simulation ist Grundlage für die Berechnung des VaR. Der α-Wert für den VaR ist 99 %, einen sehr risikoaversen Entscheider unterstellend.

3.2.1 Sensitivitätsanalyse

Für die Sensitivitätsanalyse wurden der Zinssatz, das Risikoniveau (α), die Holzpreise sowie Verjüngungskosten variiert und deren Einfluss auf die Portfoliozusammensetzung untersucht. Die Parameter der Sensitivitätsanalyse sind:

- Zinssätze zwischen 0,5 % bis 4 % mit 0,5 %-Schritten,
- α-Werte von 0,95 und 0,90 sowie
- eine Verdoppelung der Kulturkosten bei Fichte und
- Holzpreisniveaus von 50 %, 150 % und 200 % für Buche.

[1] Bestände sind Mischungen von größeren reinen Bestandespartien, die Baumarten interagieren nur an den Rändern der Vorkommen.
[2] Baumarten sind mindestens gruppenweise gemischt, die Ränder der Vorkommen sind länger, die Baumarten interagieren intensiver, Mischungseffekte treten auf.

3.2.2 Naturale Datengrundlage

Clasen und Knoke (2013) nutzten den Bestandessimulator SILVA 2.2 (Pretzsch et al. 2002), um Naturaldaten für Reinbestände für alle Wuchsgebiete in Bayern zu erzeugen (siehe auch Clasen et al. (2011)). Die Simulationen schreiben die Bestandesentwicklung von Fichten- und Buchenreinbeständen in 10-Jahres-Intervallen fort. Die Bestände werden im Verlauf der Simulation durchforstet. Ein Nachteil der Daten von Clasen und Knoke (2013) ist, dass ausschließlich Reinbestände vorliegen, jedoch keine kleinflächig gemischten Bestände mit den entsprechenden Baumarteninteraktionen. Diesen Nachteil wandelt die vorliegende Arbeit allerdings in einen Vorteil um, da über Literaturwerte Szenarien mit verschiedenen Niveaus von Wachstumseffekten in Mischung erstellt werden können. Die Bestandessimulationen eignen sich somit, die Forschungsfrage zur Wirkung der Baumarteninteraktion zu beantworten.

Für das Wachstum der Bestände gelten vier Szenarien (Tabelle 4): Als Basisszenario wird unterstellt, dass keine Wachstumseffekte vorliegen, da diese blockweise gemischt sind und keine Fazilitation oder Komplementarität auftreten. Annahme ist, dass auch in kleinflächiger Mischung keine Wachstumseffekte auftreten könnten, selbst wenn die Bestände einzelstamm- oder gruppenweise gemischt sind. Durchforstungen könnten beispielsweise die Effekte wieder aufheben, wie Pretzsch und Biber (2016) erläutern. In diesem Fall wirken aber zumindest stabilisierende Faktoren und erhöhen die Überlebenswahrscheinlichkeit.

Tabelle 4: Szenarien für die stochastische Optimierung

Szenario		Relative Produktivität in Mischung (vs)	
Mischung	Wuchseffekte	Fichte	Buche
Block	Keine	1,0	1,0
Einzel	Keine	1,0	1,0
	Schwach	1,05	1,06
	Stark	1,21	1,37

Die Szenarien mit Wachstumseffekten verwenden Ergebnisse von Pretzsch und Schütze (2009) sowie Pretzsch und Schütze (2016). Die erste Studie konnte auf Versuchsflächen ein starkes Mehrwachstum (transgressive overyielding[1]) von 21 % für Fichte und 37 % für Buche messen. Die zweite Studie fand jedoch ein deutlich geringeres Mehrwachstum (overyielding[2]) von 5 % (Fichte) und 6 % (Buche). Somit gilt für das Szenario mit Einzelbaummischung und hohem Wachstumseffekt für Fichte ein Wachstumsfaktor von 1,21. Dieser tritt allerdings nur bei ausgeglichenen Baumartenanteilen auf (Bielak et al.

[1] Laut Ammer (2018) und Forrester und Pretzsch (2015) ein Wachstum im Mischbestand, das dasjenige des produktivsten Reinbestands übertrifft.
[2] Das Wachstum im Mischbestand übertrifft das des rechnerischen Erwartungswertes einer entsprechenden Baumartenmischung.

2014, 2015; Dirnberger et al. 2017). Da Studien fehlen, die mischungsabhängige Wachstumsfunktionen quantifizieren, gilt folgende vereinfachte lineare Betragsfunktion für den Wachstumseffekt, ge, der Baumart s:

$$ge_s = v_s - |2 \cdot f_s - 1| \cdot (v_s - 1) \quad (19)$$

v_s ist dabei die relative Produktivität (Volumen) der Baumart im Mischbestand mit 50 % Anteil (f) der Baumart $\boldsymbol{s}$ und 50 % Anteil der alternativen Baumart im Vergleich zum Reinbestand. Die Produktivitätssteigerung tritt damit bei allen Baumkompartimenten (Stamm, Kronenteile) in gleicher Stärke auf.

3.3 Modellregionen und Analogklimate

Diese Arbeit verwendet das Prinzip der analogen Klimaregionen (Hallegatte et al. 2007; Kölling und Zimmermann 2014), um bio-ökonomische Simulationen aus einer bereits heute sehr warm-niederschlagsarmen Region denen aus einer heute noch kühl-niederschlagsarmen Region gegenüberzustellen. Damit ist es ohne tatsächliche Szenarien des Klimawandels möglich, eine Bewertung der Klimawandelfolgen durchzuführen. Die virtuellen Bestände aus den Waldwachstumssimulationen (Hilmers 2019) bilden einen gewünschten, breiten klimatischen Gradienten vom kühl-niederschlagsreichen Alpenraum bis in die warm-niederschlagsarme Untermainebene ab. Somit sind diese Daten geeignet, über analoge Klimaregionen Klimawandelfolgen in Bayern zu simulieren. Grundsätzlich sind die Ergebnisse trotz dieser regionalen Parametrisierung aus Sicht des Autors auch auf größerer räumlicher Ebene gültig. Die Mitte und der Norden Bayerns ähneln in der Höhe der Niederschläge (z.B. im Juli in Abbildung 7) anderen Regionen Deutschlands bzw. die Temperaturen liegen im gleichen Spektrum, auch wenn die Skalierung mit 2°C-Schritten grob ist (Abbildung 7).

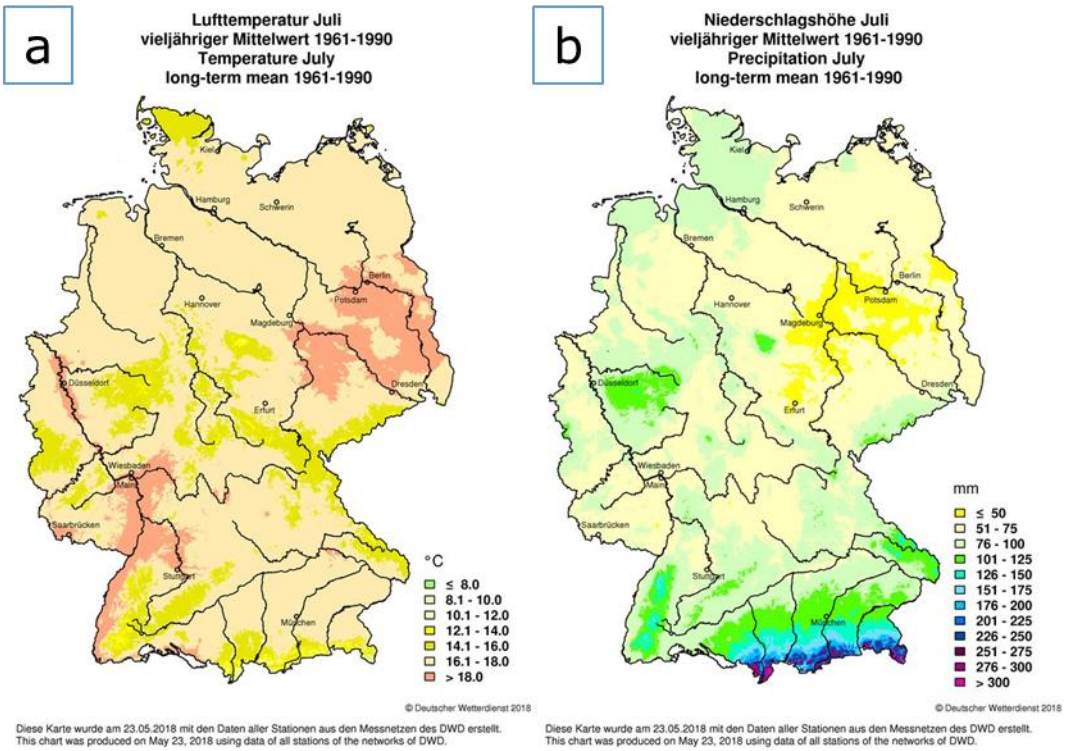


Abbildung 7: a) Summe der Niederschläge, b) mittlere Lufttemperatur im Monat Juli in Deutschland für die Jahre 1960 -1990 (Deutscher Wetterdienst (DWD) 2020).

Die bioklimatischen Variablen entstammen einem Datensatz (WorldClim 2018), der verschiedene Klimaprojektionen der Erdsystemmodelle bereitstellt (Fick und Hijmans 2017) und einen Vergleich mit historischen Daten (1965 - 1990) ermöglicht. Zunächst erfolgte eine Auswahl der Klimaregionen aus einem möglichst breiten Spektrum (Tabelle 5).

Tabelle 5: Klimaregionen und deren Klimaparameter an den Punkten der Waldzustandserhebung, sowie der jeweilige Wuchsbezirk, der die gleichen Durchschnittswerte aufweist. Quelle für die Klimadaten ist die WorldClim-Datenbank (WorldClim 2018) mit den historischen Werten für den Zeitraum 1965-1990.

Benennung der Klimaregion	Jahresmittel-temperatur [°C]	Niederschlag im wärmsten Quartal [mm]	Wuchsbezirk mit gleichen klimatischen Werten
Sehr warm – niederschlagsarm	10.0	173	Untermainebene
Warm– niederschlagsarm	8.8	175	Südl. Fränkische Platte
Kühl – niederschlagsarm	6.7	197	Frankenwald (Münchberger Sattel)
Mäßig warm – mäßig niederschlagsreich	8.1	265	Oberbayerisches Tertiärhügelland
Kühl –niederschlagsreich	6.9	359	Oberbayerische Flysch-Voralpen

Der untersuchte Gradient reicht für die Jahresmitteltemperatur von 6.7°C bis 10°C und die Niederschlagssumme im wärmsten Quartal von 173 mm bis 359 mm.

Der 5. Sachstandsbericht des IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) unterscheidet mehrere RCP-Szenarien[1] (Pachauri et al. 2015). Diese geben den relativen Anstieg des globalen Strahlungsantriebs an. Ein anthropogen bedingter Anstieg der Energiebilanz der Erde um den Faktor 2,6 gilt dabei als optimistisch, da Anstrengungen zum Klimaschutz greifen. Die Szenarien 4.5, 6.0 und 8.5 sind zunehmend pessimistischer. Abbildung 8 zeigt die Klimaprojektionen für die Jahre 2060-2080 in den RCP-Szenarien 2.6, 4.5 und 8.5 für die Wuchsbezirke. Daraus lassen sich die möglichen Verschiebungen im Klimawandel für die fünf ausgewählten Klimaregionen ablesen.

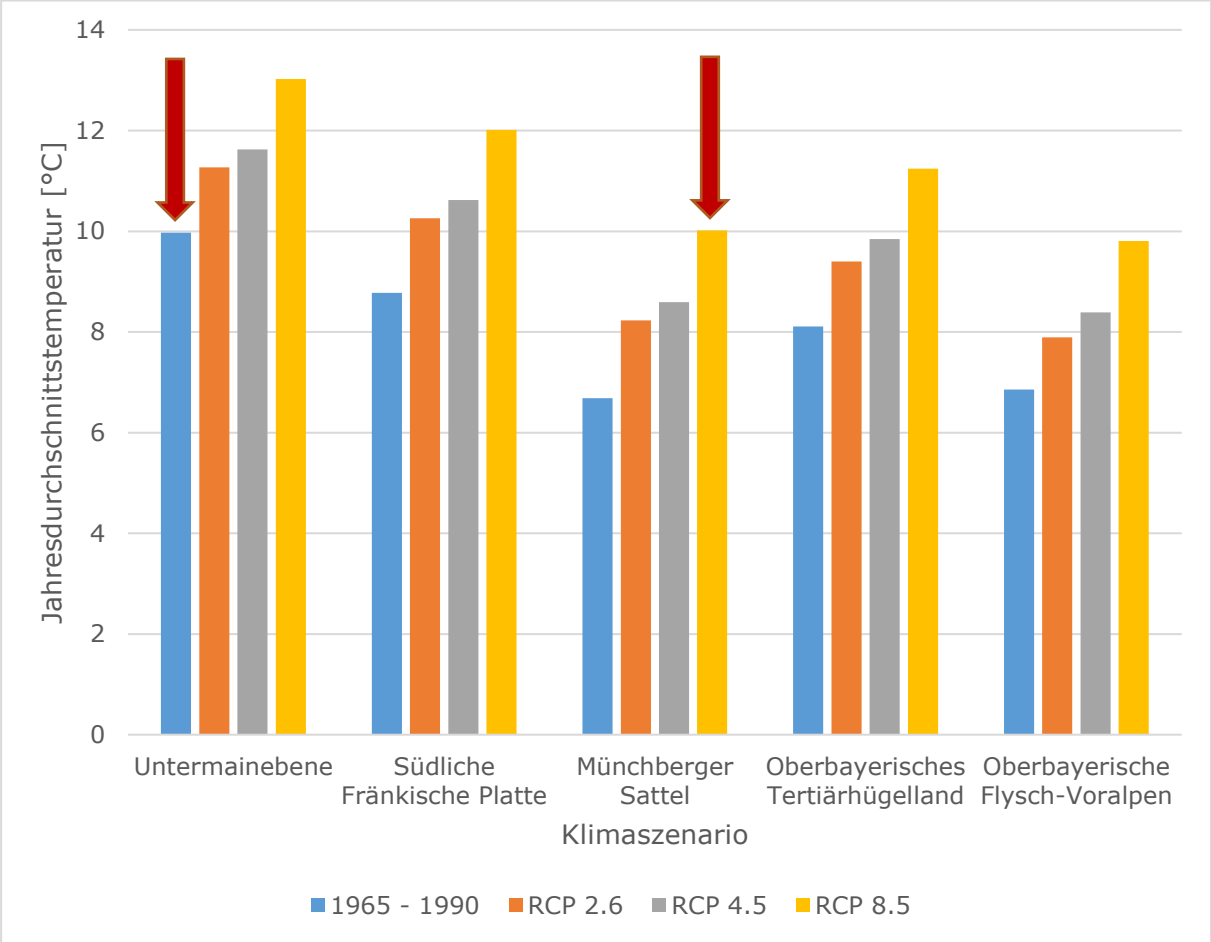


Abbildung 8: Jahresmitteltemperatur in den Wuchsbezirken im Zeitraums 1965-1990 und 2060-2080 nach drei RCP-Szenarien (2.6, 4.5 und 8.5). Quelle: Fick und Hijmans (2017).

Je nachdem, welches der drei Klimaszenarien (Erhöhung der globalen Strahlungsbilanz) eintritt, verschieben sich die Regionen in eine andere Klimaregion. Beispielsweise nähern sich Temperatur (markierte Säulen in Abbildung 8) und Niederschlag (Abbildung 9) des kühl-niederschlagsarmen Bereichs („Münchberger Sattel") im Klimaszenario RCP8.5 denjenigen der sehr warm-niederschlagsarmen Region („Untermainebene") im Zeitraum 1965-1990 an (Pfeile in den Diagrammen). Für die Klimawandelfolgenabschätzung können damit der „Münchberger Sattel" und die „Untermainebene" als analoge Klimaregionen

[1] Relative concentration pathway

dienen. Annahme ist, dass eine derzeit kühl-niederschlagsarme Region mit günstigen Wachstumsbedingungen und geringem naturalen Risiko für die Fichte zukünftig deutlich wärmer sein wird und die Wachstumsbedingungen insbesondere für Fichte schlechter werden.

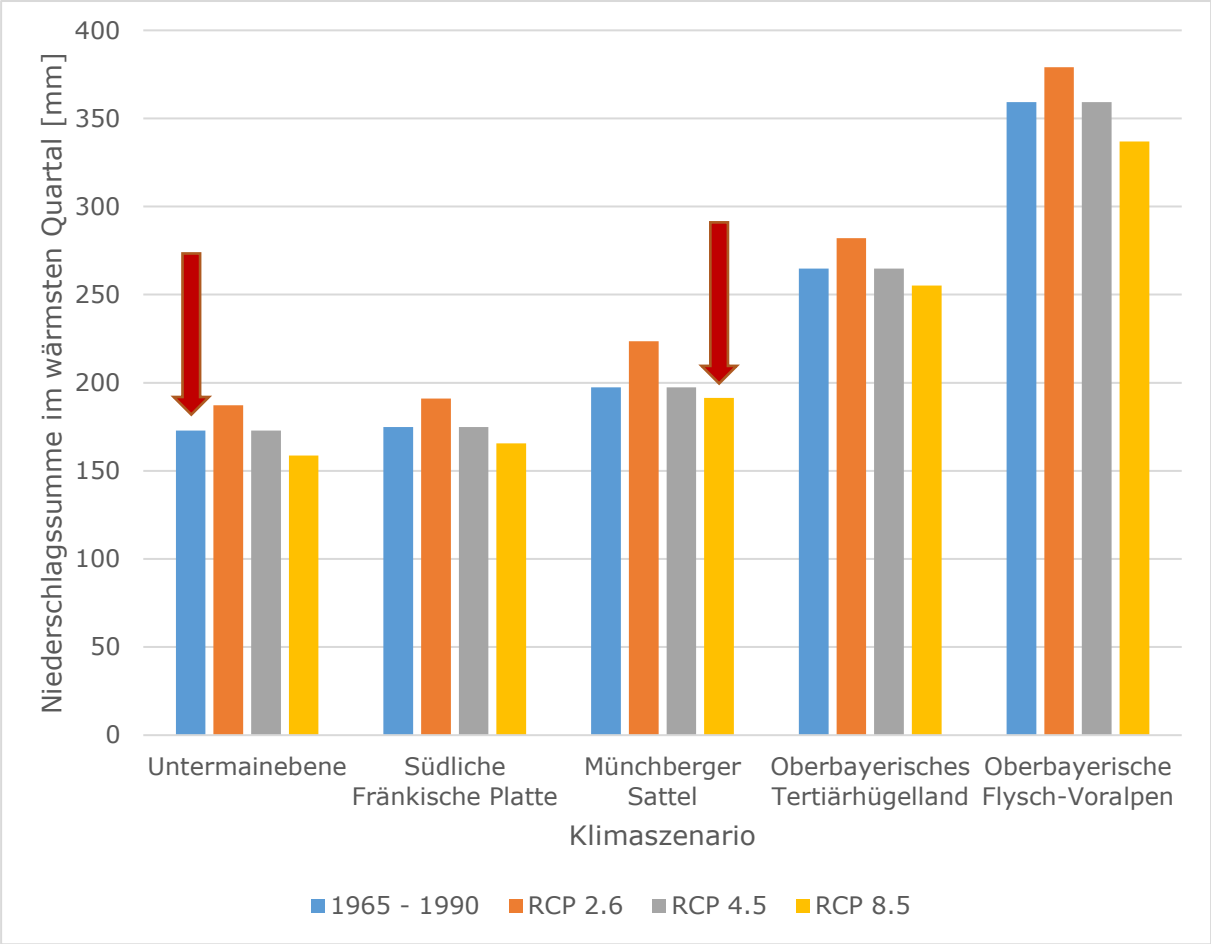


Abbildung 9: Summe der Niederschläge im wärmsten Quartal in den Wuchsbezirken im Zeitraum 1965-1990 und 2060-2080 nach drei RCP-Szenarien (2.6, 4.5 und 8.5). Quelle: Fick und Hijmans (2017).

Zur Erläuterung der Auswirkungen eines risikobalancierenden Optimierungsansatzes und der Folgen des Klimawandels werden daher für beide Optimierungsansätze diese zwei Klimaregionen gegenübergestellt. Der Vergleich nur zweier Wuchsbezirke ist nach Einschätzung des Autors ausreichend. Dies verdeutlicht die Produktivität der Baumarten in den beiden Klimaregionen: Das Wachstum der Fichte in der kühl-niederschlagsarmen Region ist mit einem in SILVA 2.2 simulierten dGz von 15,2 Efm ha^{-1} a^{-1} (Alter 100) auf einem ähnlichen Niveau wie in den übrigen Regionen Bayerns, ausgenommen die Bestände in der Untermainebene (Hilmers 2019). Auch die Simulationen der Reinbestände durch Clasen und Knoke (2013) zeigten, dass das Wachstum für Buche und Fichte nur bei sehr warmen Temperaturen und geringen Niederschlägen deutlich zurückging (siehe Tabelle A.2 bei Friedrich et al. 2019).

4 Ergebnisse

4.1 Robuste Optimierung multipler Kriterien

4.1.1 Darstellung der Ergebnisse als Betriebsportfolios

Die Ergebnisse des Optimierungsprozesses sind Anteile der zwölf Bestandestypen an der Betriebsfläche. Balkendiagramme (Erläuterung siehe Abbildung 10) illustrieren, wie stark die Portfolios je nach Zielsetzung und Unsicherheitsniveau diversifiziert sind und welche Bestandestypen vorkommen. Die im Zuge der waldwachstumskundlichen Simulationen erzeugten Daten für das RCP2.6-Szenario (Zeitraum 2060 – 2080) führten in der Portfoliooptimierung oftmals zu sehr ähnlichen Ergebnissen wie im historischen Klimazeitraum 1965 bis 1990. Daher verzichtet diese Arbeit auf eine umfassende Darstellung der Modellierung unter dem RCP2.6-Szenario, sondern führt die Ergebnisse exemplarisch für die multikriterielle Optimierung auf.

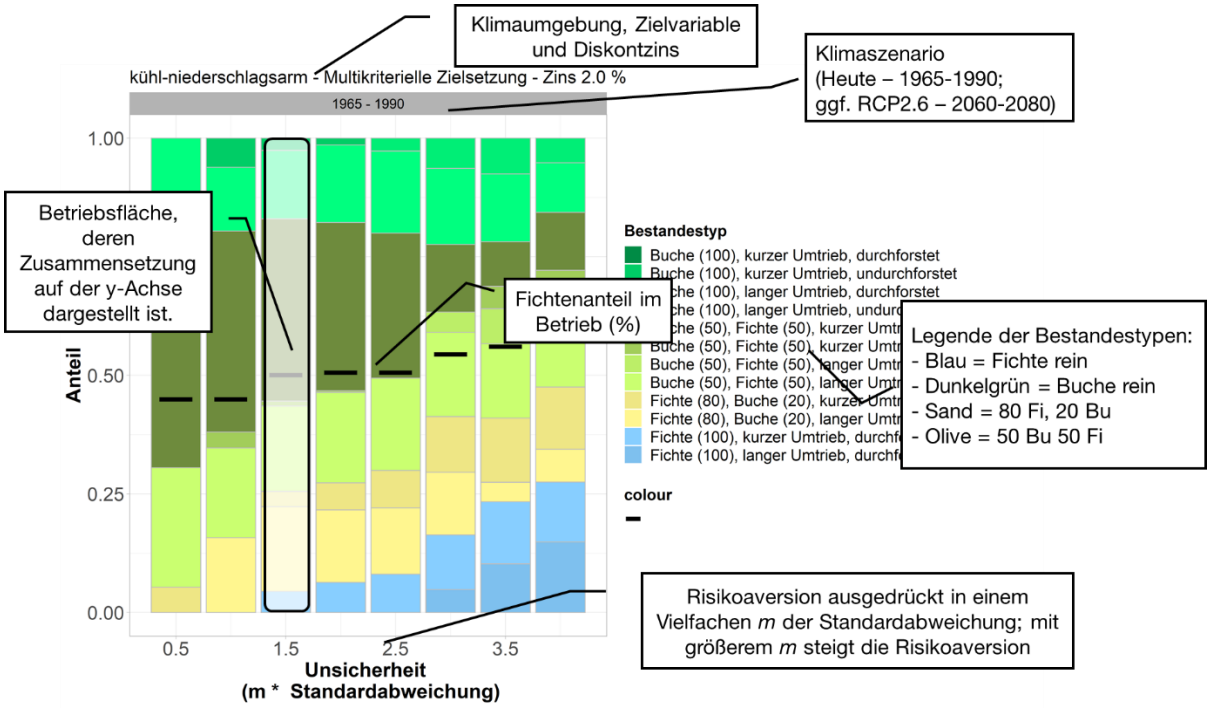


Abbildung 10: Erläuterung der Balkendiagramme für die optimierten Betriebsportfolios.

4.1.2 Optimierung der Zusammensetzung der Betriebsfläche unter mehreren Zielsetzungen

Grundsätzlich führen mehrere Zielsetzungen zu diversifizierteren Portfolios als eine Optimierung, die nur ein Ziel verfolgt. Die optimale Portfoliozusammensetzung ist dabei über die verschieden großen Unsicherheitsräume verhältnismäßig stabil im Vergleich zur einzelkriteriellen Optimierung. Unter kühl-niederschlagsarmen Wachstumsbedingungen (Abbildung 11) nimmt die Fichte zwischen 45 % und 62 % der Betriebsportfolios ein, wenn mehrere Zielkriterien verfolgt werden. Über einen großen Bereich der Unsicherheitsräume dominieren Bestandestypen mit beiden Baumarten die Portfolios. Dabei ist der Bestand mit jeweils 50 % Anteil Fichte und Buche im Portfolio mit den größten Anteilen enthalten. Fichtenreinbestände kommen auf Anteile bis maximal 28 %, wobei sie erst ab $m \geq 1.5$ überhaupt in die Portfolios Aufnahme finden und bis $m \geq 3$ Anteile von 10 % nicht überschreiten. Buche in Reinbestandestypen nimmt der Optimierungsalgorithmus mit zunehmender Berücksichtigung von Unsicherheit mit bis zu 22 % in das Portfolio auf. Durchforstete Bestände nehmen durchgehend etwa 2/3 der Portfolios ein (58 % - 70 %); Bestandestypen mit kurzer Umtriebszeit haben einen Anteil von 61% bei geringer Unsicherheit ($m = 0.5$) und 37 % bei Berücksichtigung großer Unsicherheit ($m = 4$). Die Simulation unter dem RCP2.6-Szenario (2060 – 2080) verändert das optimale Portfolio nur geringfügig. Sowohl der Fichtenanteil als auch der Anteil der Reinbestände und derjenigen mit kurzer Umtriebszeit steigt um wenige Prozentpunkte. Der Shannon-Index ist über alle Unsicherheitsräume hinweg im RCP-Szenario höher als im Basisklimaszenario. Insgesamt zeigen sich auch optisch kaum Unterschiede zwischen den beiden Paneelen in Abbildung 11.

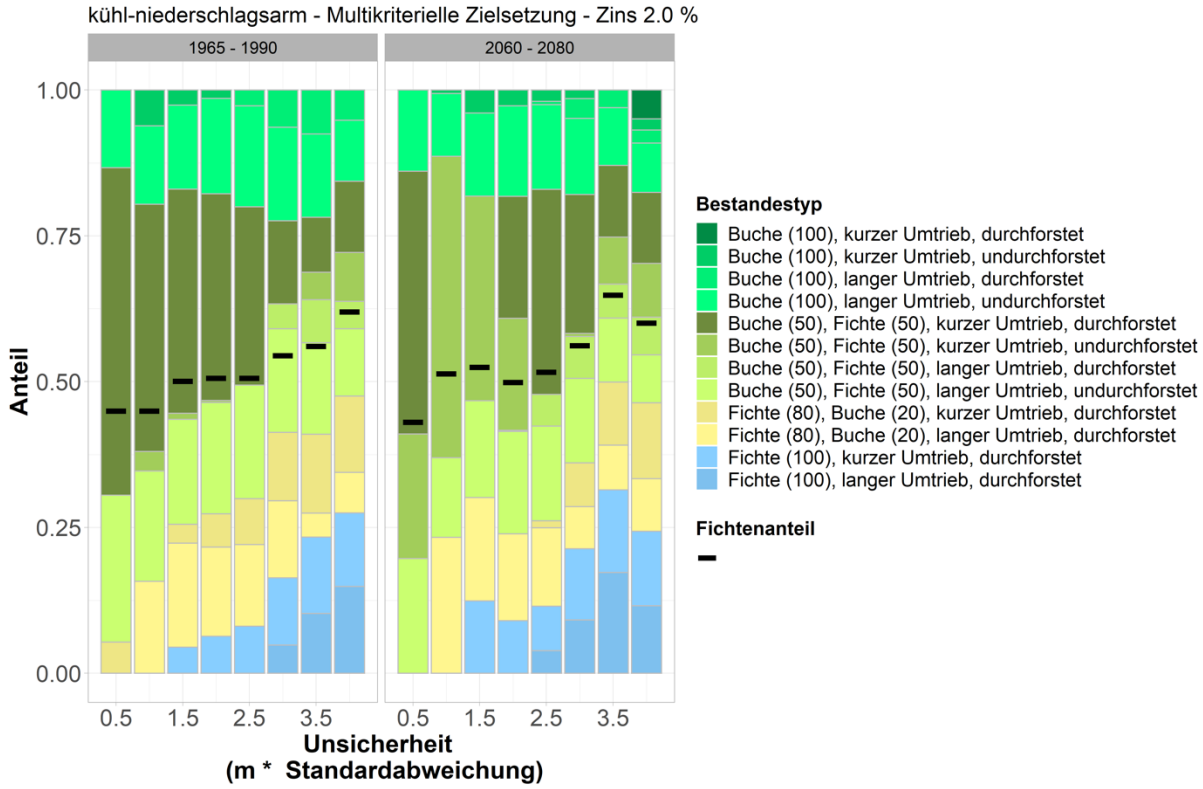


Abbildung 11: Optimiertes Betriebsportfolio bei multikriterieller Zielsetzung im kühl-niederschlagsarmen Klima.

Im sehr warm-niederschlagsarmen Klima (Abbildung 12) dominiert die Buche die multikriteriellen Portfolios, überwiegend im Reinbestand. Buchenreinbestände haben Anteile zwischen 54 % und 100 % im Portfolio, wohingegen Fichte im Reinbestand stets im einstelligen Prozentbereich bleibt. Insgesamt überschreitet der Fichtenanteil selbst bei großer Unsicherheit 25 % nur knapp. Die durchforsteten Bestandestypen dominieren die Portfolios, da nur bei $m = 1$ ihr Anteil unter 50 % fällt und sonst zwischen 57 % und 74 % liegt. Der Anteil der Bestandestypen mit kurzer Umtriebszeit liegt zwischen 44 % und 61 %. Bei geringer und hoher Unsicherheit dominieren sie die Portfolios. In Abbildung 12 sind die Unterschiede zwischen Klimaszenario „1965-1990" und dem RCP2.6-Szenario sehr gering. Der Fichtenanteil ist für die meisten Unsicherheitsfaktoren jeweils um wenige Prozentpunkte geringer im Klimawandelszenario, ebenso der Anteil der Reinbestände. Die Bestandestypen mit Durchforstung und Bestandestypen mit kurzem Umtrieb werden ebenfalls weniger in das Betriebsportfolio aufgenommen. Der Shannon-Index und damit die Diversifizierung nehmen insgesamt in den optimalen Betriebsportfolios im RCP-Szenario zu.

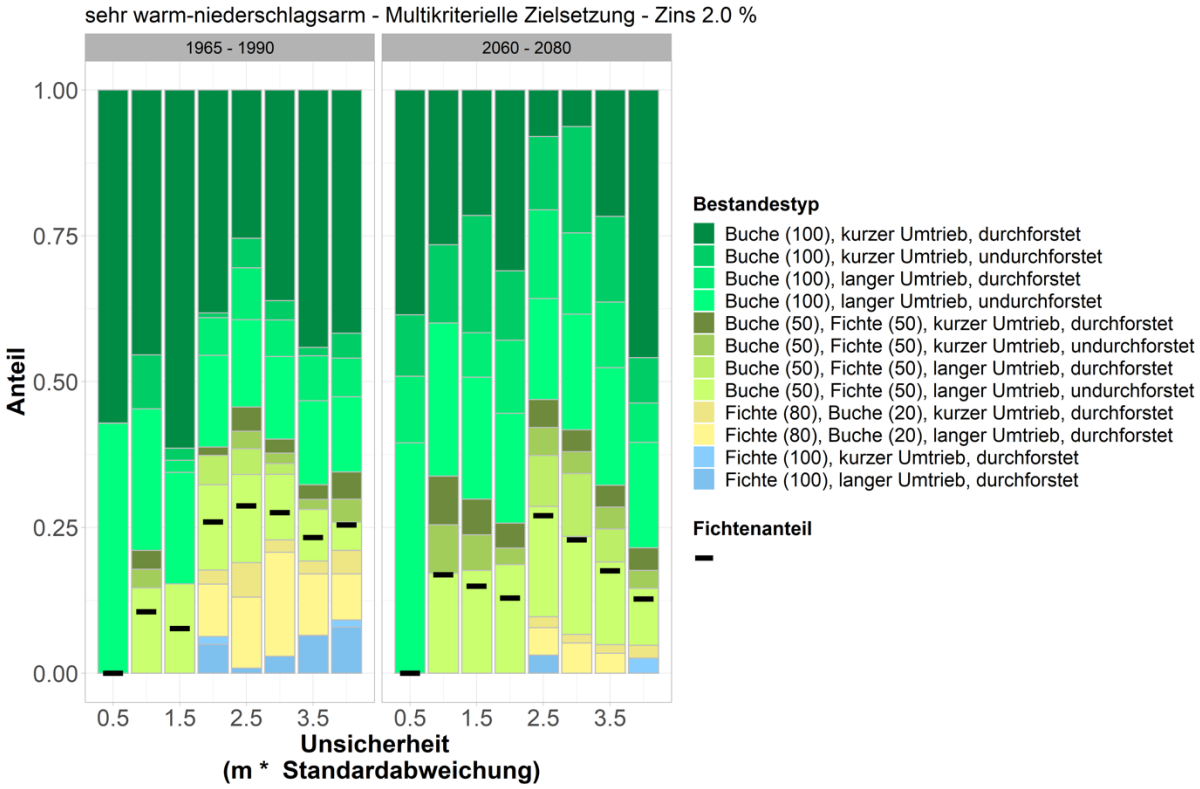


Abbildung 12: Optimiertes Betriebsportfolio bei multikriterieller Zielsetzung im sehr warm-niederschlagsarmen Klima.

Insgesamt zeichnen sich die Portfolios bei multikriterieller Zielsetzung durch deutliche Diversifizierung aus, bereits bei kleinen Unsicherheitsräumen. Für $m = 2$ erreicht der Shannon-Index einen Wert von 1,68 in der kühl-niederschlagsreichen bzw. 1,87 in der sehr warm-niederschlagsarmen Region. Im Vergleich zum später noch detailliert dargestellten Ertragsportfolio ist der Diversitätsindex höher, dort liegt der Shannon-Index nur bei 1,09 bzw. 0,95. Gleichzeitig ist die Spanne der Werte des Shannon-Index über die Unsicherheitsräume hinweg bei multikriterieller Zielsetzung geringer als beispielweise bei Ertragsorientierung (Tabelle 6).

Tabelle 6: Werte und Differenz des Shannon-Index für $m = 0.5$ und $m = 4$ bei verschiedenen Zielsetzungen.

Klima	Zielsetzung	$m = 0.5$	$m = 4$	Spanne ($m = 0.5$ zu $m = 4$)
kühl-niederschlagsreich	Multikriteriell	1,09	2,24	1,15
	Ertragsorientiert	0,69	1,99	1,3
sehr warm-niederschlagsarm	Multikriteriell	0,69	1,95	1,26
	Ertragsorientiert	0,11	1,85	1,74

Die Bereitstellung von Ökosystemleistungen durch die Betriebsportfolios und deren Veränderung durch die Berücksichtigung von Unsicherheit und Multifunktionalität werden in den späteren Kapiteln „Risikoprämie“ (S. 72) und „Multifunktionalitätsprämie“ (S. 75) detaillierter erörtert.

4.1.3 Optimierung der Betriebszusammensetzung unter einer einzelnen Zielsetzung

Je nach Zielsetzung und Risikoaversion ändert sich die optimale Zusammensetzung der Betriebe. Zusammengefasst sind die optimalen Portfolios bei Ausrichtung auf nur eine Zielvariable dadurch charakterisiert, dass jeweils diejenigen Bestandestypen dominieren, die für das Zielkriterium am vorteilhaftesten sind. Damit ist die Diversifizierung deutlich geringer als unter multiplen Zielsetzungen. Eine Optimierung unter dem Gesichtspunkt des finanziellen Ertrags führt zu Portfolios, in denen bei günstigem Klima die Fichte dominiert. Je wärmer und trockener das Klima wird, desto mehr Buche findet sich in der optimierten Betriebszusammensetzung. Das Ziel der Kohlenstoffspeicherung erfordert unter den hier getroffenen Annahmen längere Umtriebszeiten. Betriebe, die im Wesentlichen an der Stabilität interessiert sind, würden sowohl auf Buche in den optimierten Portfolios als auch auf kurze Umtriebszeiten setzen. Insgesamt sind die drei Einzelziele als konkurrierend zu betrachten, da beispielsweise stets die Annuitäten zurückgehen, wenn andere Ziele als der finanzielle Ertrag im Fokus stehen.

4.1.3.1 Finanzieller Ertrag

Findet die Optimierung rein unter dem Gesichtspunkt des finanziellen Ertrages (hier: Annuität bei 2% Zinsforderung) statt, so ergibt sich ein klares Bild: Unter für die Fichte günstigen Wuchsbedingungen dominiert sie die Portfolios. In Abbildung 13 liegt deren Anteil zwischen 72 % und 91 %. Buchenbestandestypen sind hingegen mit Anteilen zwischen 69 % und 100 % deutlich häufiger im sehr warm-niederschlagsarmen Klima (Abbildung 14).

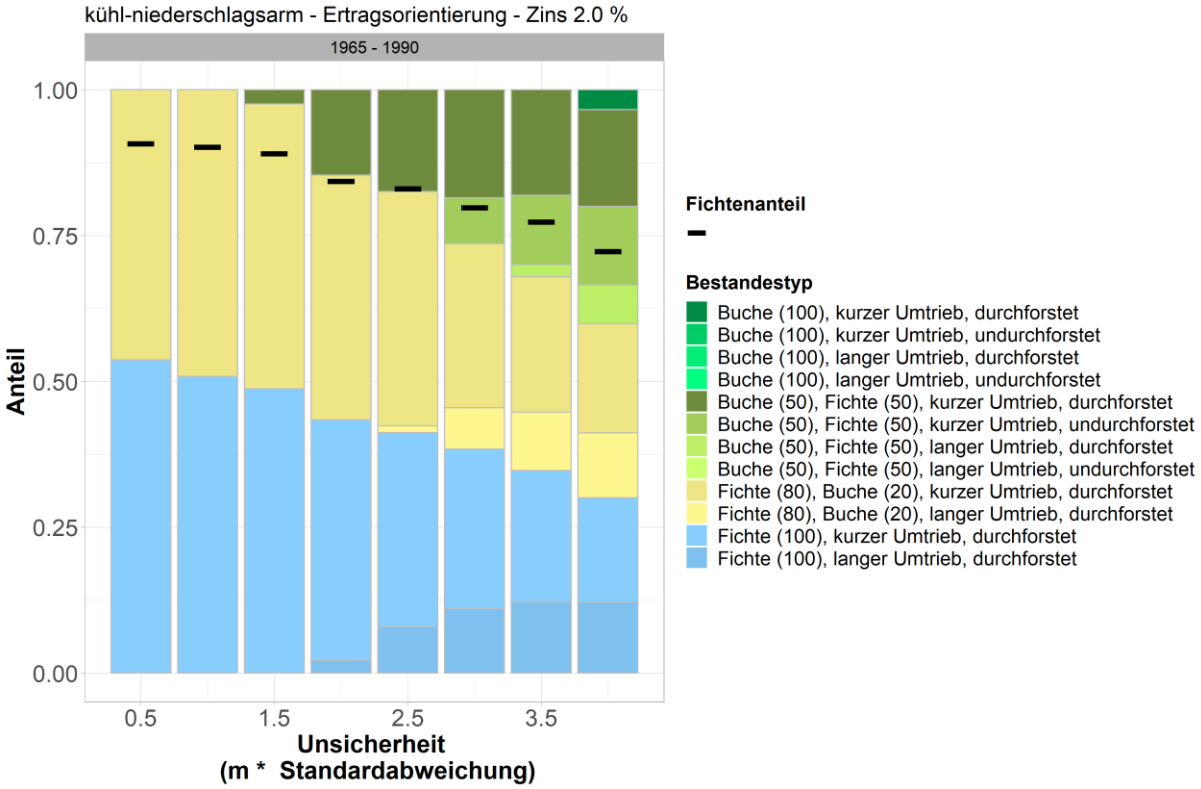


Abbildung 13: Optimiertes Betriebsportfolio unter der Zielsetzung einer maximalen Annuität im kühl-niederschlagsarmen Klima.

Mit zunehmender Risikoaversion steigt die Diversifikation des Portfolios, d.h. es werden gemischtere Betriebe bevorzugt, da diese Ertrag und Risiko besser balancieren. Demzufolge geht unter sehr günstigen Wuchsbedingungen (allerdings nur geringfügig von 91 % bei $m = 0{,}5$ auf 72 % bei $m = 4$) der Anteil der Fichte zurück und Mischbestände mit Buche nehmen größere Flächenanteile ein. In der sehr warm-niederschlagsarmen Region (Abbildung 14) hingegen führt Risikoaversion zur Aufnahme von Fichtenanteilen in die Betriebe. Der Anteil an Fichtenreinbeständen bleibt allerdings bei unter 12 %, insgesamt erreicht die Fichte ein maximales Niveau von knapp 30%, überwiegend in gemischten Bestandestypen.

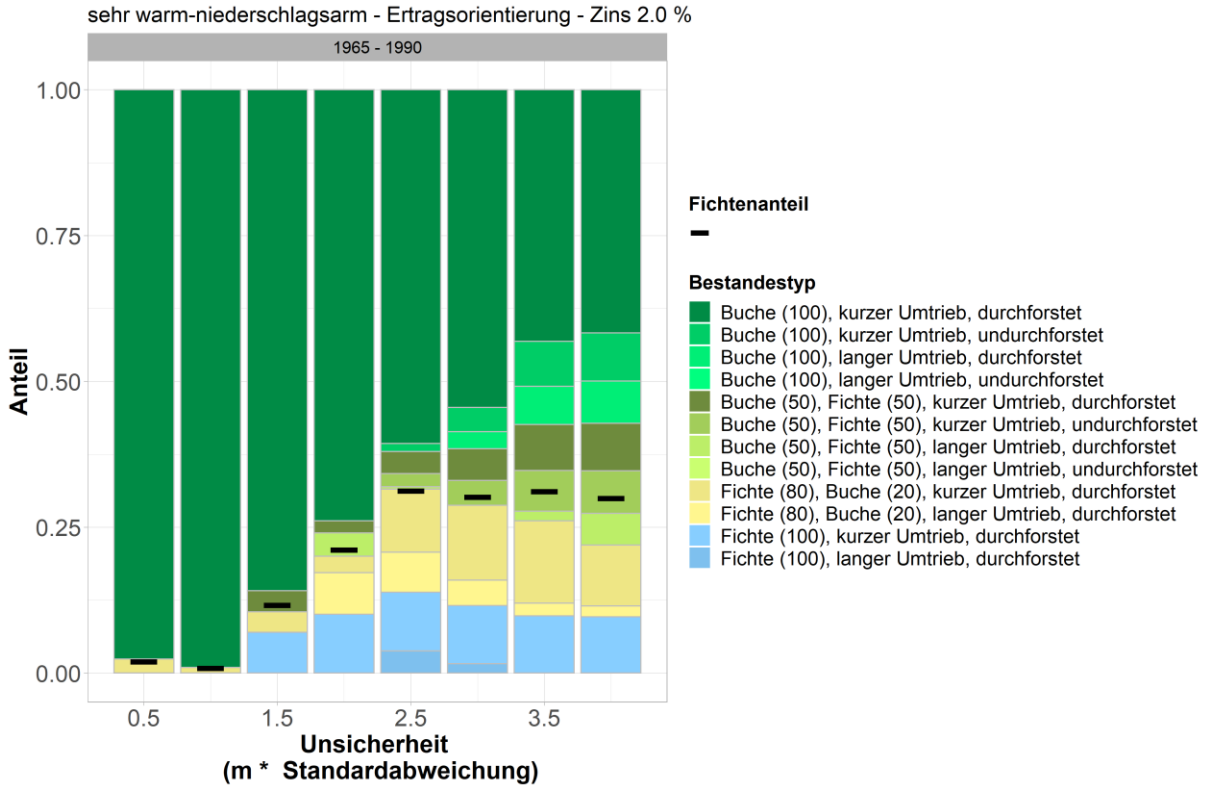


Abbildung 14 Optimiertes Betriebsportfolio unter der Zielsetzung einer maximalen Annuität im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima.

Insgesamt dominieren in beiden Regionen Bestandestypen mit kurzen Umtriebszeiten. Mit steigendem Unsicherheitsfaktor nehmen Flächen zu, die in längerer Umtriebszeit (ca. 115 Jahre im Fall der Abbildung 13) bewirtschaftet werden.

Undurchforstete Bestandestypen werden bei steigender Risikoabneigung auch in die Portfolios der Betriebe in beiden Regionen aufgenommen, allerdings in geringen Anteilen. Die durchforsteten Varianten sind aufgrund der Vorerträge finanziell deutlich vorteilhafter. Mit sehr hoher Risikoaversion erstreckt sich die Diversifikation somit nicht allein auf Baumartenmischung, sondern auch auf verschiedene Umtriebszeiten und undurchforstete Optionen.

4.1.3.2 Kohlenstoffspeicherung

Gilt die Prämisse, mit der Forstwirtschaft möglichst viel Kohlenstoff in Wald, Holzprodukten und mittels Substitutionseffekten zu speichern, ergibt sich eine andere Portfoliozusammensetzung: Die Fichte erreicht maximal Anteile von etwa 50 %; die Bestandestypen „Fichtenreinbestand" und „Bestand mit führender Fichte" werden dabei selten in das optimale Portfolio integriert.

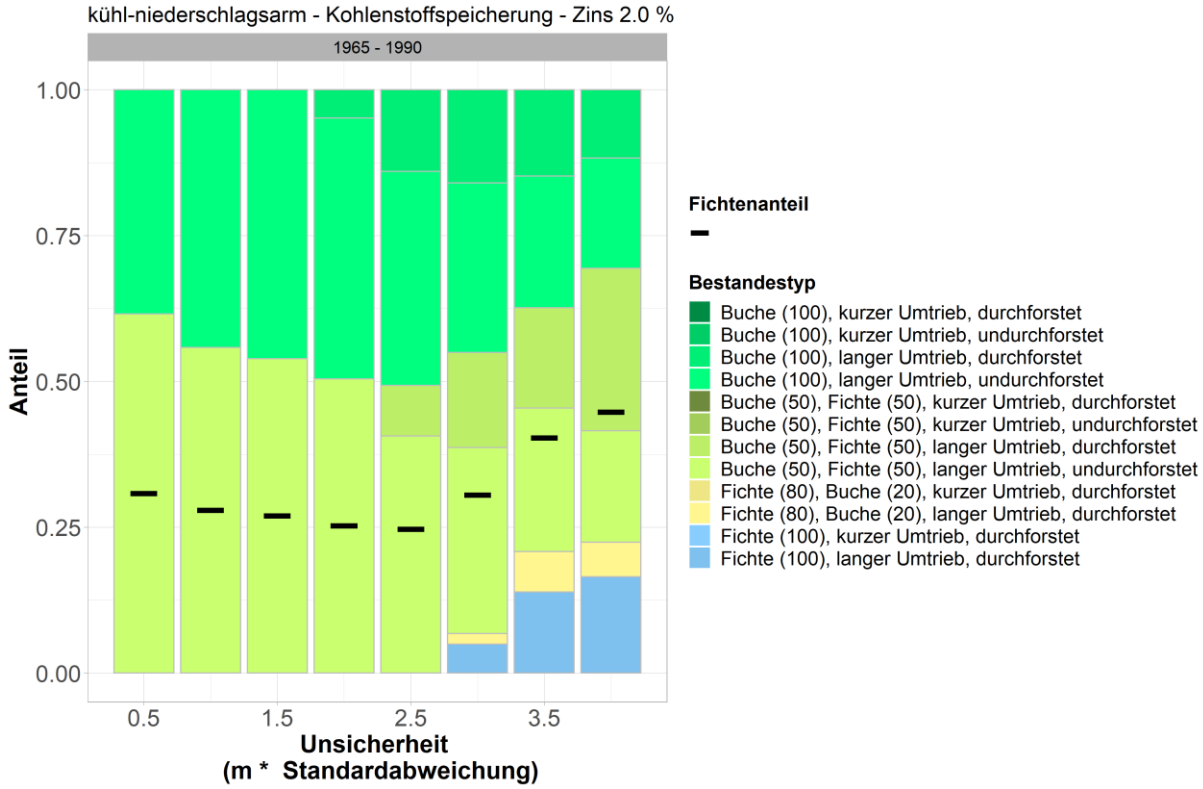


Abbildung 15: Optimiertes Betriebsportfolio für die Zielvariable „Kohlenstoffspeicherung“ im kühl-niederschlagarmen Klima.

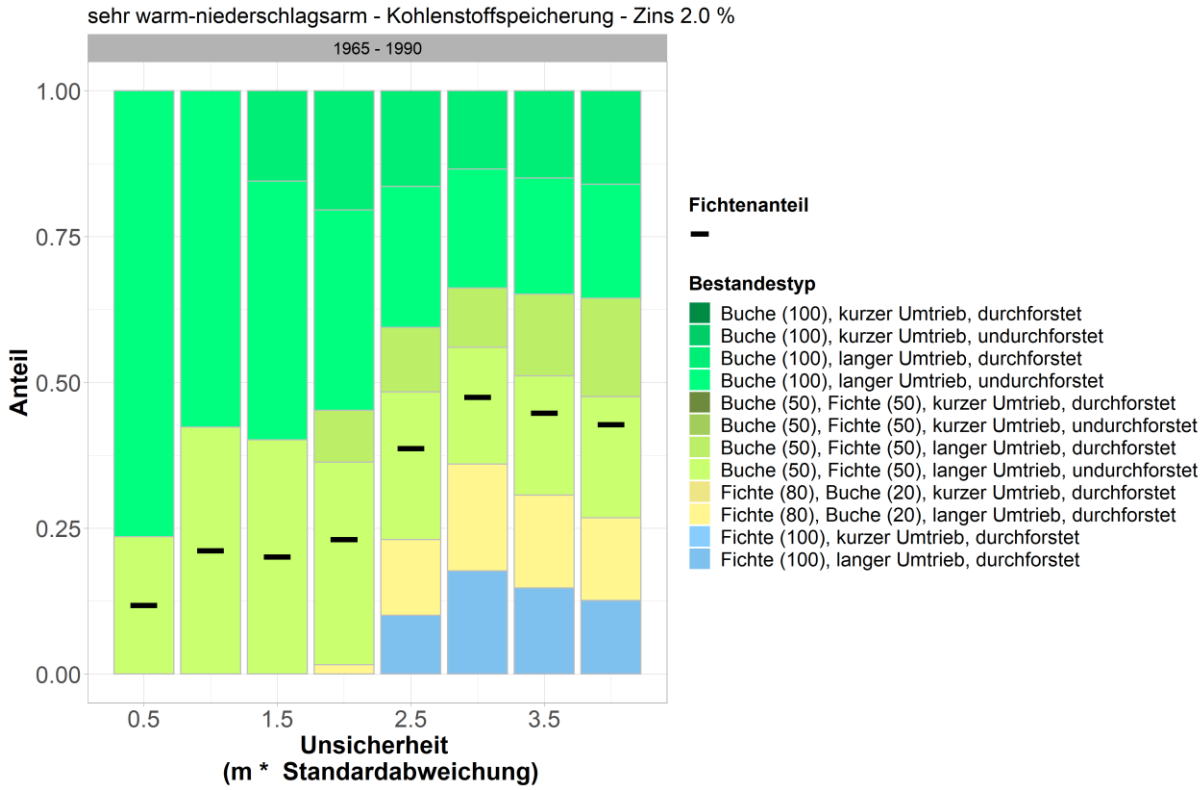


Abbildung 16: Optimiertes Betriebsportfolio für die Zielvariable „Kohlenstoffspeicherung“ im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima.

Zweites Merkmal der Portfolios über beide Klimaregionen hinweg ist, dass undurchforstete Optionen mit hoher Biomasseproduktion präferiert werden. Mit zunehmender Größe des

Unsicherheitsraumes treten die durchforsteten Bestandestypen in die Portfolios ein. Drittens ist zu beobachten, dass Bestandestypen mit längerer Umtriebszeit in Hinsicht auf die Kohlenstoffspeicherung günstiger sind. Dies ist auf die dann höhere Kohlenstoffbindung in der lebenden Biomasse zurückzuführen.

4.1.3.3 Stabilität

Unter der Zielsetzung, die Überlebenswahrscheinlichkeit der Wälder möglichst hoch zu halten, wählt der Optimierungsansatz mehr Buchenbestandestypen. Die hohen Fichtenanteile aus dem Ertragsportfolio gehen zurück. Damit schlägt das Modell eine Portfoliozusammensetzung vor, die sich deutlich von derjenigen unter der Ertragsmaximierung unterscheidet. Abbildung 17 zeigt die Betriebsportfolios unter kühl-niederschlagsarmen Klima. Insbesondere die Reinbestände der Fichte werden nur noch in sehr geringem Umfang in die Betriebsportfolios aufgenommen. Bei geringer angenommener Unsicherheit dominiert der Buchenreinbestand kurzer Umtriebszeit das Betriebsportfolio. Bei größer werdenden Unsicherheitsräumen treten die anderen Bestandstypen verhältnismäßig gleichmäßig dazu, selbst die Fichte im Reinbestand und Bestandestypen längerer Umtriebszeiten. Das Portfolio enthält aber nie weniger als 43 % des Typs Buchenreinbestand.

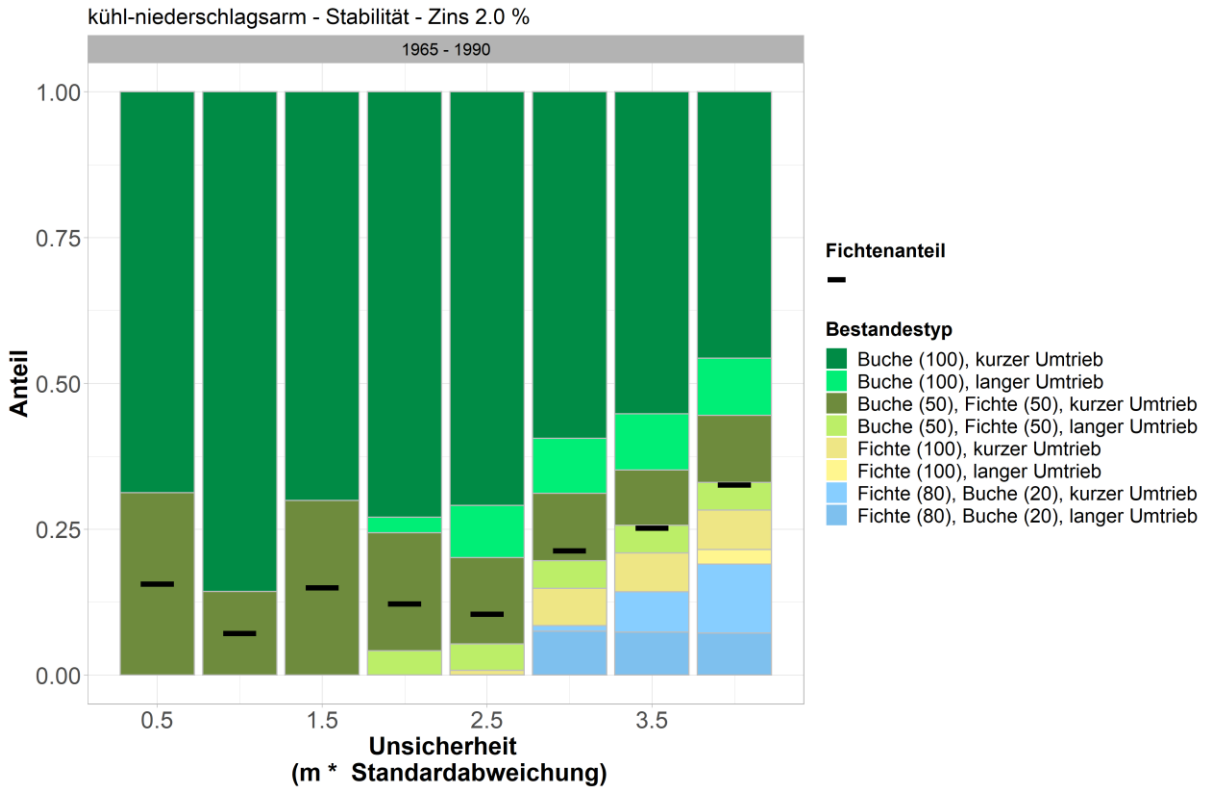


Abbildung 17: Optimiertes Betriebsportfolio bei Maximierung der Überlebenswahrscheinlichkeit im kühl-niederschlagsarmen Klima.

Unter sehr warmen-niederschlagsarmen Klima unterscheidet sich die optimierte Betriebszusammensetzung zwischen der Zielsetzung „Stabilität" und „Ertrag" durch höhere

Anteile der Fichte bei gleichem Level der Unsicherheit, wenn die Stabilität maximiert werden soll. Bei $m = 2$ ist der Fichtenanteil maximal und beträgt 42 %.

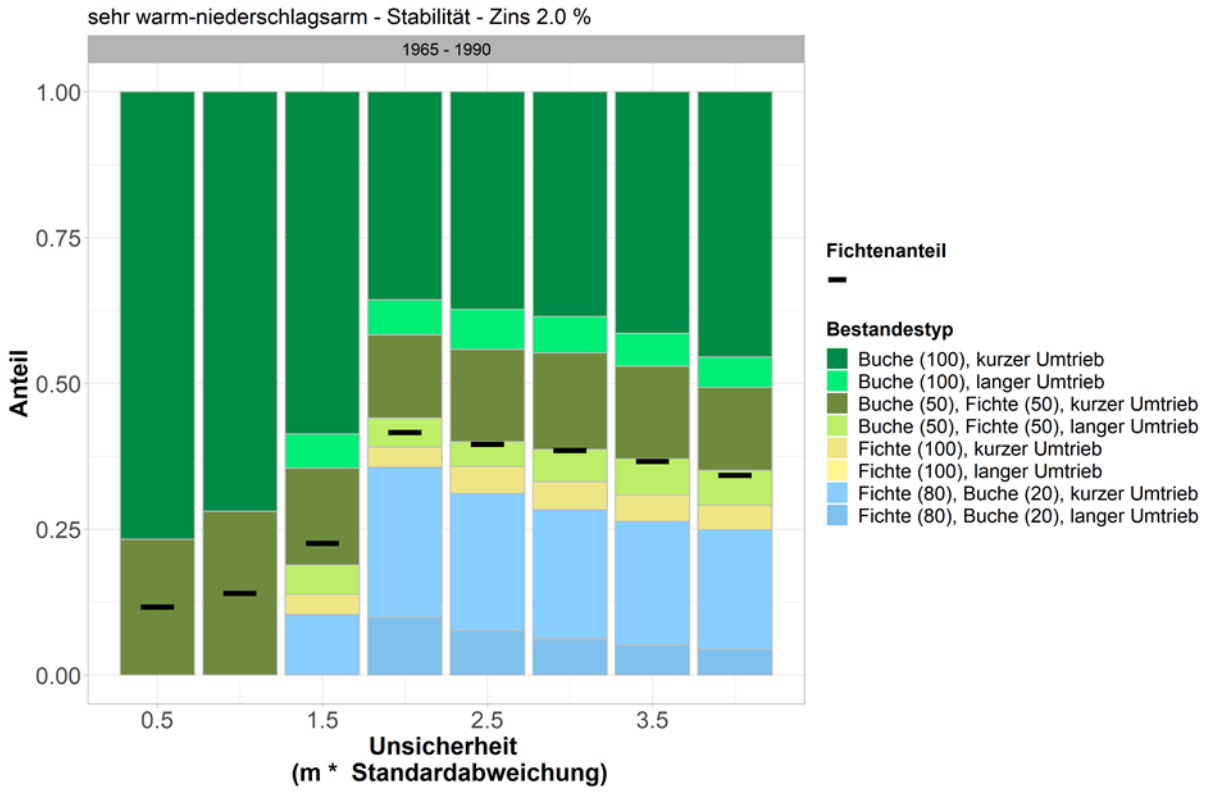


Abbildung 18: Optimiertes Betriebsportfolio bei Maximierung der Überlebenswahrscheinlichkeit in sehr warmen-niederschlagsarmen Klima.

Über alle Größen des Unsicherheitsraumes hinweg erweist sich eine kurze Umtriebszeit als günstig zur Maximierung der Überlebenswahrscheinlichkeiten. Erst bei $m \geq 1.5$ kommen geringe Anteile von Bestandestypen langer Umtriebszeit (über 100 Jahre) in die Bestandesportfolios, bleiben aber bei Anteilen unter 20 %. Bei sehr geringer Unsicherheit dominiert die Buche in Reinform und mit Umtriebszeiten von ca. 60 Jahren den Betrieb ($m = 0.5$, 75 % reine Buche). Mit zunehmender Ausdehnung der Unsicherheitsräume treten weitere Optionen hinzu, insbesondere der Bestandestyp mit jeweils 50 % Buche und Fichte mit kurzem Umtrieb. Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass unter dem alleinigen Gesichtspunkt, die Überlebenswahrscheinlichkeit des Bestandes zu maximieren, Bestandestypen mit hohen Buchenanteilen und kurzen Umtriebszeiten gewählt werden. Allerdings nehmen die Fichtenanteile und die Umtriebszeiten mit größerer berücksichtigter Unsicherheit zu.

4.1.4 Sensitivitätsanalyse

4.1.4.1 Preisannahmen

Abbildung 19 zeigt beispielhaft für die kühl-niederschlagsarme Klimaregion die Betriebsportfolios, wenn im Vergleich zu den Grundannahmen der Buchenpreis um 100 % über alle Sortimente erhöht ist.

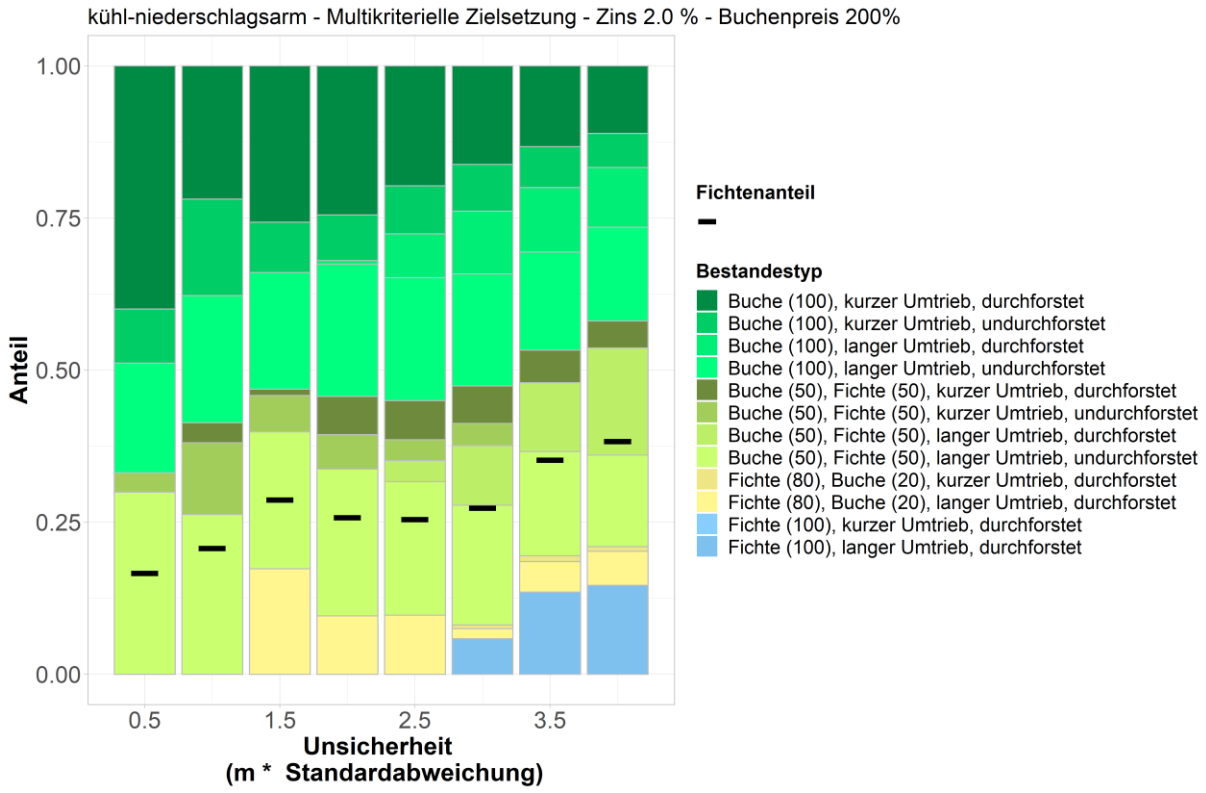


Abbildung 19: Optimiertes Betriebsportfolio in der kühl-niederschlagsarmen Klimaregion bei einem Buchenpreisniveau von 200% im Vergleich zum Basispreisszenario.

Diese relative Preissteigerung und steigende Konkurrenzfähigkeit gegenüber der Fichte führen unter den günstigen Wuchsbedingungen bereits unter heutigem Klima zu einem Rückgang des Fichtenanteils. Das Modell reagiert unter kühl-niederschlagsarmen Klimabedingungen deutlich auf Veränderungen des Buchenpreises. Tabelle 7 zeigt den Fichtenanteil bei 150 % und 200 % Buchenpreis. Mit steigender Unsicherheit nimmt der Fichtenanteil teilweise deutlich ab, die Unterschiede zum Basisszenario steigen mit zunehmender Unsicherheit. Allerdings, das ist der Tabelle auch zu entnehmen, beeinflusst erst eine Verdoppelung des Buchenpreises die Zusammensetzung der Portfolios merkbar: Bei einem Preisniveau von 150 % sinken die Fichtenanteile lediglich um 4 bis 18 Prozentpunkte je nach Unsicherheitsfaktor. Der doppelte Buchenpreis zeigt bereits bei geringem m Wirkung auf die Fichtenanteile, die um 21 bis 28 Prozentpunkte zurückgehen. Mit dem höheren Buchenpreisniveau ist allerdings auch ein höheres Risiko der Buche verbunden. Die Folge davon ist, dass zur Pufferung dieses Buchenpreisrisikos bei größeren Unsicherheitsräumen ($m \geq 3$) die Fichtenanteile im Betriebsportfolio erhöht werden. Der

Fichtenanteil von 20 % bei einem Buchenpreisniveau von 150% und $m = 3$ sollte an dieser Stelle allerdings nicht überinterpretiert werden. Durch die rechteckige Form der Unsicherheitsräume können derartige Sprünge in der Portfoliozusammensetzung entstehen.

Tabelle 7: Fichtenanteile im kühl-niederschlagsarmen Klima für die Spanne der Unsicherheitsräume und Buchenpreisniveaus von 100%, 150% und 200% bei multifunktionaler Zielsetzung.

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Preisszenario		0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Basiseinstellung (Buchenpreis 100 %)	Fichtenanteil	45%	45%	50%	51%	51%	54%	56%	62%
Buchenpreis 150 %		37%	32%	39%	45%	47%	20%	36%	40%
Buchenpreis 200 %		17%	21%	29%	26%	25%	27%	35%	38%

Die folgende Abbildung 20 zeigt die Modellergebnisse für den erhöhten Buchenpreis unter sehr warm-niederschlagsarmen Klimabedingungen.

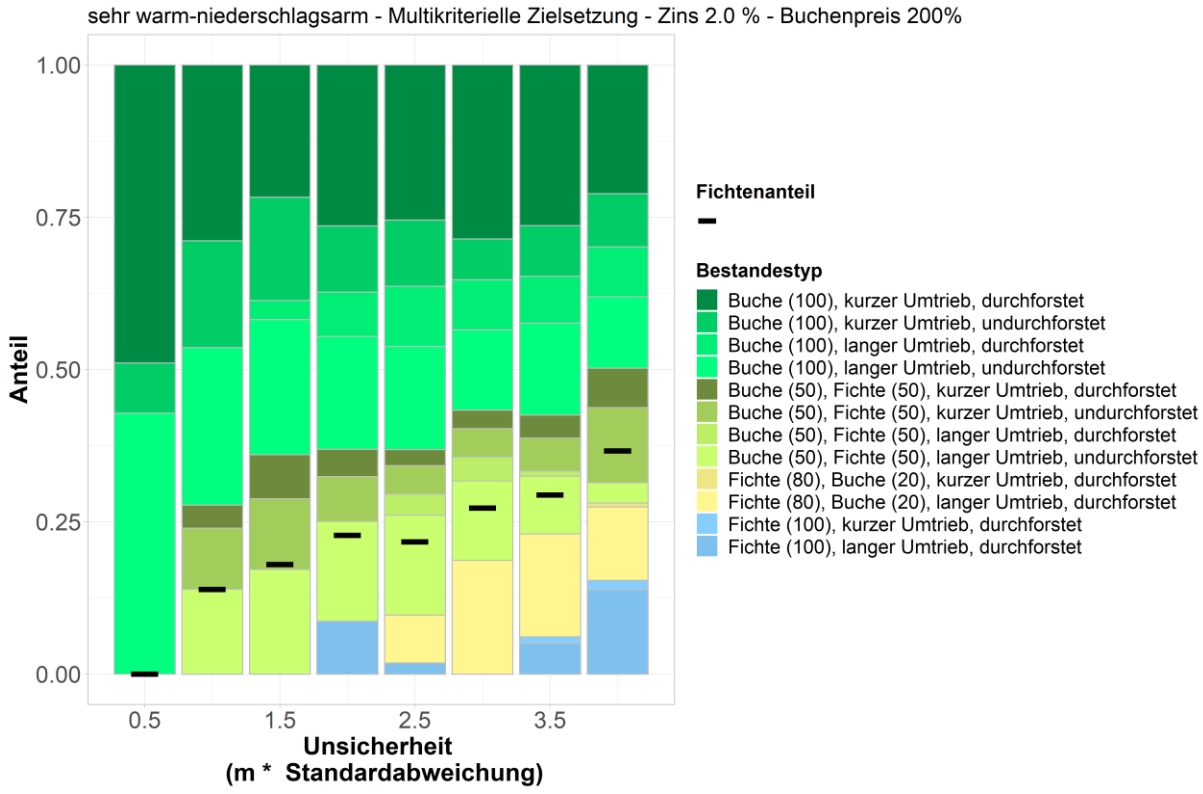


Abbildung 20: Zusammensetzung der Bestandesportfolios in der sehr warmen-niederschlagsarmen Klimaregion bei einem Buchenpreisniveau von 200% im Vergleich zum Basisszenario).

Hier enthält das Portfolio bei höherem Buchenpreis und sehr warm-niederschlagsarmen Klimabedingungen weiterhin Fichte. Bei einem Anstieg des Buchenpreises um 50 % steigt der Fichtenanteil teilweise ebenfalls und erst bei deutlicher Verschiebung der Preisrelation sinken die Fichtenanteile im Vergleich zum Basisszenario (siehe Tabelle 8).

Tabelle 8: Fichtenanteile im sehr warmen-niederschlagsreichen Klima für die Spanne der Unsicherheitsräume und Buchenpreisniveaus von 100%, 150% und 200% bei multifunktionaler Zielsetzung.

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Preisszenario		0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Basiseinstellung (Buchenpreis 100 %)	Fichtenanteil	0%	17%	15%	13%	27%	23%	18%	13%
Buchenpreis 150 %		0%	16%	14%	25%	26%	24%	24%	16%
Buchenpreis 200 %		0%	10%	13%	19%	16%	16%	18%	16%

4.1.4.2 Zinsrate

Insgesamt sind die Unterschiede zwischen den optimierten Betriebsportfolios bei einem Zins von $r = 1.5\,\%$ $r = 2.0\,\%$ und $r = 3.0\,\%$ gering. Ein niedriger Zinssatz begünstigt geringfügig höhere Buchenanteile (Tabelle 9 verdeutlicht dies für $m = 2$). Für die Länge der Umtriebszeit ist kein eindeutiger Trend zu erkennen. Bei einem Zins von 2% sind die Bestandestypen mit kurzer Umtriebszeit zu 55 % im Portfolio enthalten, allerdings führen sowohl ein steigender als auch ein sinkender Zinssatz dazu, dass Optionen mit längerer Umtriebszeit hinzukommen. Das Modell ist hinsichtlich des Zinssatzes somit sehr stabil.

Tabelle 9: Anteile der zwölf Bestandestypen an einem Betriebsportfolio in kühl-niederschlagsarmen Klima für den Unsicherheitsraum von $m = 2$ bei unterschiedlichen Zinssätzen.

	Zinssatz		
Bestandestyp	1.5 %	2.0 %	3.0 %
Buche (100 %), langer Umtrieb, undurchforstet	14%	16%	15%
Buche (100 %), langer Umtrieb, durchforstet	0%	0%	0%
Buche (100 %), kurzer Umtrieb, undurchforstet	4%	1%	0%
Buche (100 %), kurzer Umtrieb, durchforstet	1%	0%	0%
Buche (50 %), Fichte (50 %), langer Umtrieb, undurchforstet	17%	19%	18%
Buche (50 %), Fichte (50 %), kurzer Umtrieb, undurchforstet	0%	0%	0%
Buche (50 %), Fichte (50 %), langer Umtrieb, durchforstet	0%	0%	0%
Buche (50 %), Fichte (50 %), kurzer Umtrieb, durchforstet	40%	35%	36%
Fichte (80 %), Buche (20 %), kurzer Umtrieb, durchforstet	3%	6%	7%
Fichte (80 %), Buche (20 %), langer Umtrieb, durchforstet	16%	15%	15%
Fichte (100 %), kurzer Umtrieb, durchforstet	5%	6%	8%
Fichte (100 %), langer Umtrieb, durchforstet	0%	0%	15%
Fichtenanteil	48 %	51 %	53 %
Anteil Bestandestypen kurzer Umtriebszeit	53 %	49 %	67 %

Im sehr warm-niederschlagsarmen Klima ist die Reaktion des Modells auf eine Änderung der Diskontrate ebenfalls gering (ohne Abb.). Bei $m = 3$ steigt beispielsweise der Fichtenanteil um sechs Prozentpunkte (von 28 % auf 34 %), wenn der Zins auf 3 %

geändert wird. Deutlicher gehen aufgrund der Diskontierung die Erwartungswerte des finanziellen Ertrages zurück, was aber unabhängig vom Klima ist.

4.1.4.3 Kulturkosten

Das letzte Variantenstudium betrifft die Annahme zu den Kulturkosten. Im Basisszenario fallen keine Kosten für die Begründung des Bestandes an, egal ob Fichte oder Buche im Rein- oder Mischbestand. Dies unterstellt entweder Naturverjüngung oder die Übernahme der Pflanzkosten durch die öffentliche Hand (Förderung). Im Rahmen der Sensitivitätsanalyse wurde auch geprüft, inwieweit Verschiebungen der Relation der Investitionskosten der Baumarten die Portfolios verändern. Als Beispiel dienen notwendige Aufwendungen für die Kulturbegründung, die auch in der Praxis insbesondere für Buche anfallen könnten. Für den Reinbestand betragen die Kulturkosten Euro 6.000,- je Hektar Buche, für die Mischbestände fallen diese nur anteilig an. Bei langer Umtriebszeit wird angenommen, dass Naturverjüngung ab der zweiten Umtriebszeit auftritt, bei kurzem Umtrieb muss stets gepflanzt werden. Fichte kann, so die Annahme, im Gegensatz zur Buche stets durch Naturverjüngung die gewünschten Anteile erreichen, da selbst kurze Umtriebszeiten ins Alter der Fruktifikation fallen und Schalenwildeinfluss nicht so stark einschränkt. Die folgende grafische Übersicht illustriert die Sensitivität des Modells auf diese Annahmen.

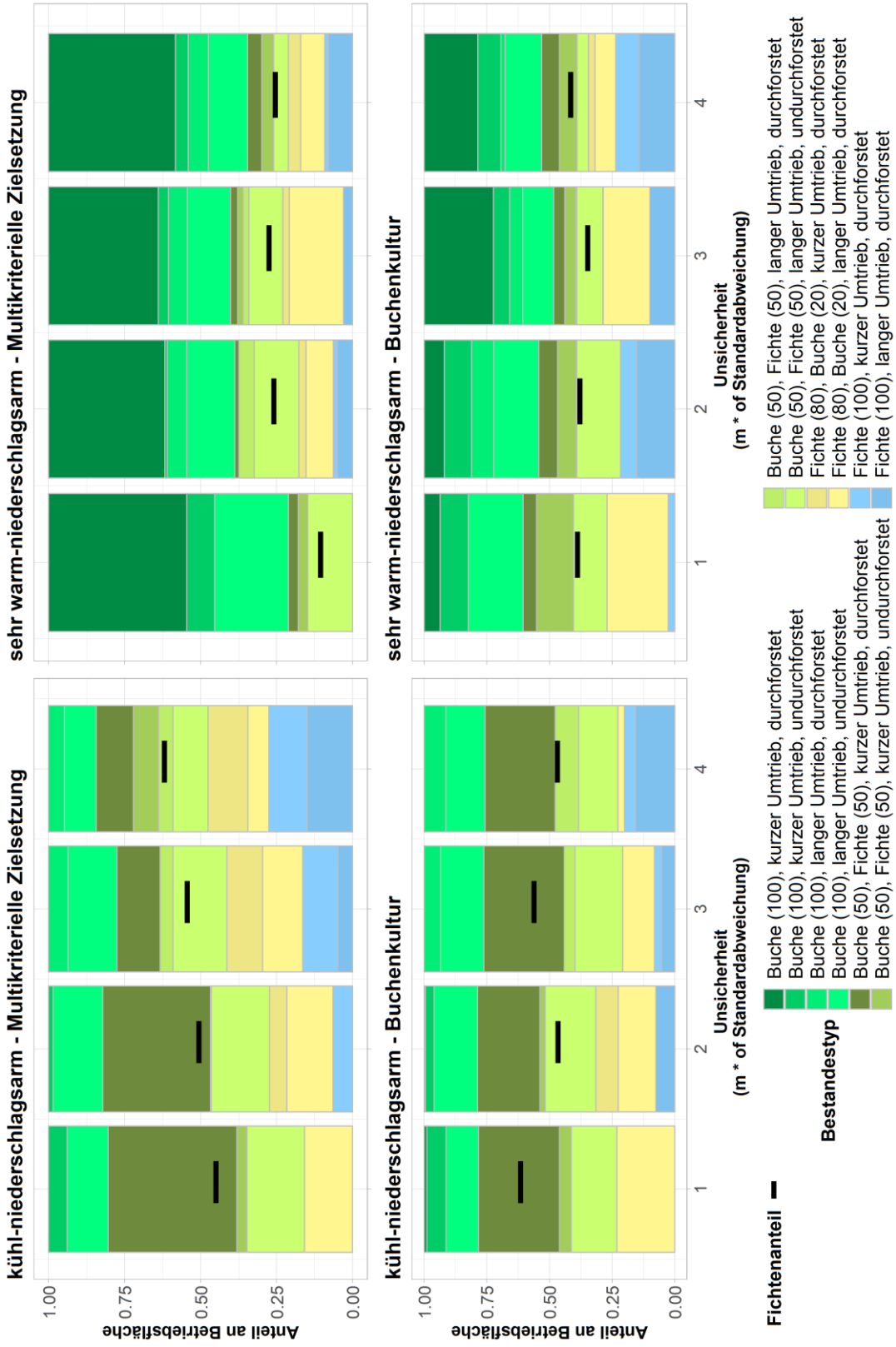


Abbildung 21: Gegenüberstellung der optimierten Betriebsportfolios für zwei Szenarien der Kulturkosten. Oben: Basisszenario, unten: anfallende Kulturkosten für Buche; links: kühl-niederschlagsarmes Klima, rechts: sehr warm-niederschlagsarmes Klima.

Abbildung 21 zeigt, dass Kosten für künstliche Buchenverjüngung bei gleichzeitiger Fichtennaturverjüngungsmöglichkeit nicht zwangsläufig zu niedrigeren Buchenanteilen führen. Die primäre Strategie unter hohen Begründungskosten ist die Vermeidung kurzer Umtriebszeiten (dunkle Farbtöne im Diagramm). Im Betriebsportfolio mit hohen Buchenanteilen (sehr warm-niederschlagsarmes Klima, in der Abbildung 21 die unteren Paneele), bedingen hohe Kosten für Buchenverjüngung, dass bei kleiner Unsicherheit mehr Fichte in die Portfolios aufgenommen wird und insgesamt das Niveau des Fichtenanteils höher liegt.

Das generelle Fazit zur Sensitivitätsanalyse des robusten multikriteriellen Modells ist, dass die Stabilität gegenüber Änderungen der Eingangsparameter hoch ist. Dies ist allein durch den robusten Ansatz zu erwarten, die multikriterielle Optimierung führt zu weiterer Diversifizierung, die die Portfolios stabilisiert.

4.2 Stochastische Bestandesoptimierung unter Mischungseffekten

Abbildung 23 und Abbildung 22 zeigen die aus der Monte-Carlo-Simulation resultierenden Häufigkeitsverteilungen der Annuitäten. In den Abbildungen sind die Annuitäten nach Baumarten getrennt dargestellt, dabei stammt je ein Wertepaar aus dem Mischbestand mit 50 % Buche und 50 % Fichte.

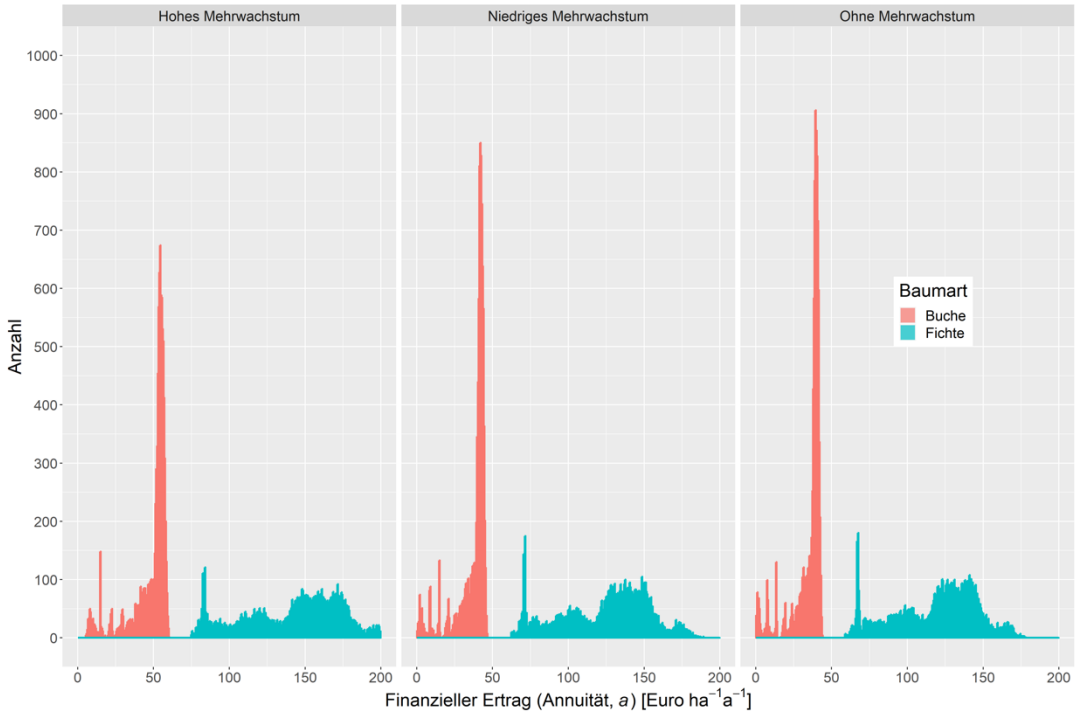


Abbildung 22: Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Monte-Carlo-Simulationen getrennt nach Buche und Fichte für kühl-niederschlagsarme Klimabedingungen. Die drei Paneele zeigen die Verteilung für niedrige, hohe oder ausbleibende Wachstumseffekte in den Mischbeständen aus 50 % Buche und 50 % Fichte.

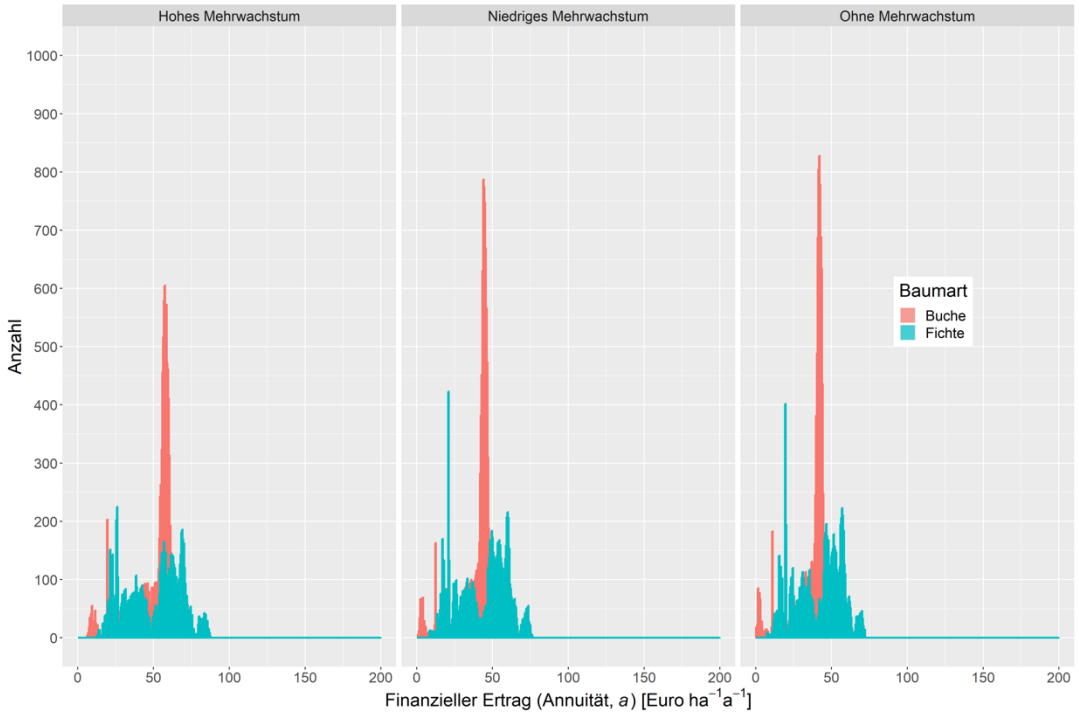


Abbildung 23: Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Monte-Carlo-Simulationen getrennt nach Buche und Fichte für sehr warm-niederschlagsarme Klimabedingungen. Die drei Paneele zeigen die Verteilung für niedrige, hohe oder ausbleibende Wachstumseffekte in den Mischbeständen aus 50 % Buche und 50 % Fichte.

Auf den ersten Blick fallen die Unterschiede zwischen den Mischbeständen im sehr warm-niederschlagsarmen Klima und den besseren Wuchsbedingungen im kühl-niederschlagsarmen Bereich auf. Erwartungsgemäß führt die höhere Produktivität in der kühl-niederschlagsarmen Region zu höheren Annuitäten. Die Verteilung der Annuitäten der Buche ist im kühl-niederschlagsarmen Klima geringfügig dichter als unter sehr warm-niederschlagsarmen Klima, d.h. das Risiko ist geringer. Die Annuitäten der Fichte streuen stärker und sind Ausdruck eines höheren Risikos. Gleichzeitig ist der Mittelwert aber deutlich höher, d.h. die Erträge im Mischbestand (50 % Fichte, 50 % Buche) stammen überwiegend aus dem Fichtenteil.

Die folgende Abbildung 24 zeigt exemplarisch für das Szenario ohne Wachstumseffekte bei Mischung die Häufigkeitsverteilung der Annuitäten des Mischbestandes für alle Simulationsläufe. Deutlich wird, dass keine Normalverteilung vorliegt, sondern eine linksschiefe Verteilung. Zusätzlich sind der 1 %-, 5 %- und 10 %-Value-at-Risk eingezeichnet. Der weite Abstand zwischen 1 %- und dem 5 %- bzw. 10 %-VaR zeigt, dass der 1 %-VaR nur für sehr risikoaverse Entscheidungsträger relevant ist.

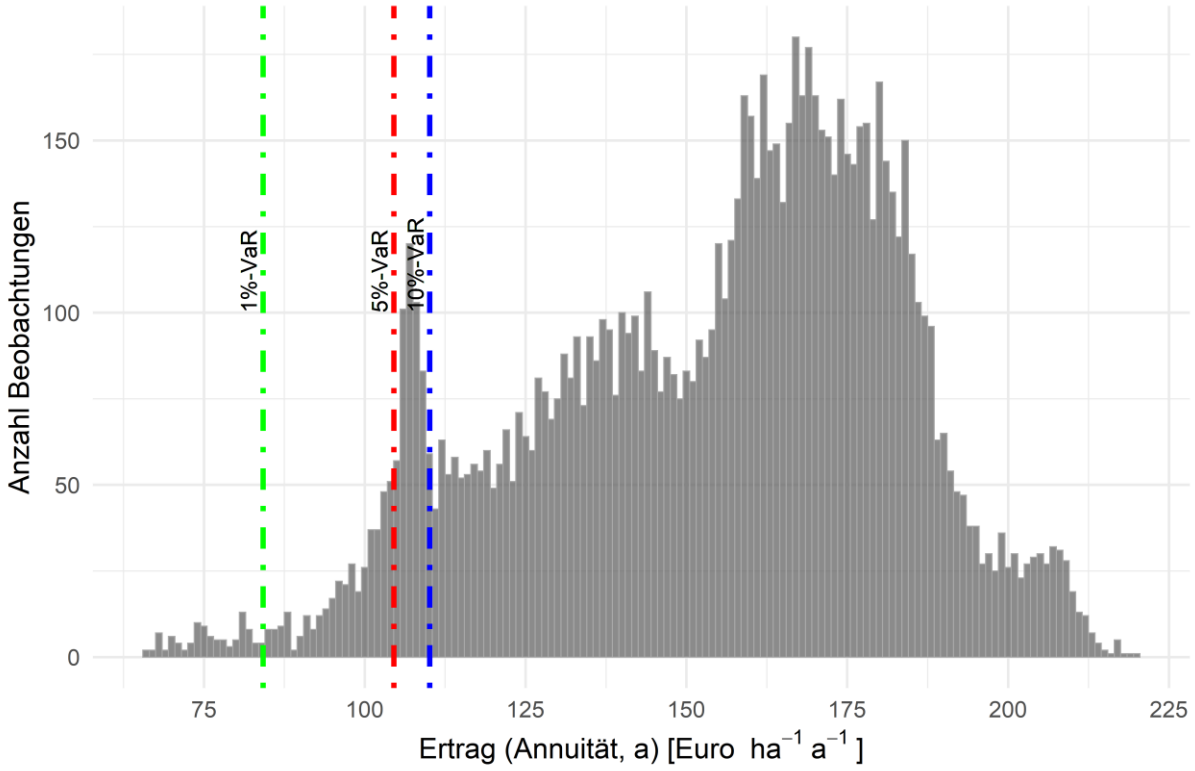


Abbildung 24: Beispielhafte Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Simulationsläufen im kühl-niederschlagsarmen Klima. Der simulierte Bestand besteht zu 50 % Buche und 50 % Fichte. Es gilt das Szenario ohne zusätzliches Wachstum im Mischbestand.

4.2.1 Optimale Bestandeszusammensetzung

Abbildung 26 und Abbildung 25 zeigen die Effizienzlinien der simulierten Portfolios entlang eines Mischungsgradienten vom Fichten- zum Buchenreinbestand in den beiden Klimaregionen. Die Abbildungen trennen den Ertrag der jeweiligen Mischung und deren 1 %-VaR als Zielkriterium nach Mischungstyp (Blockmischung ohne oder Einzelbaummischung mit Baumarteninteraktion) und den unterstellten Wachstumseffekten (keine, schwache, starke, vgl. auch Tabelle 4, Seite 42).

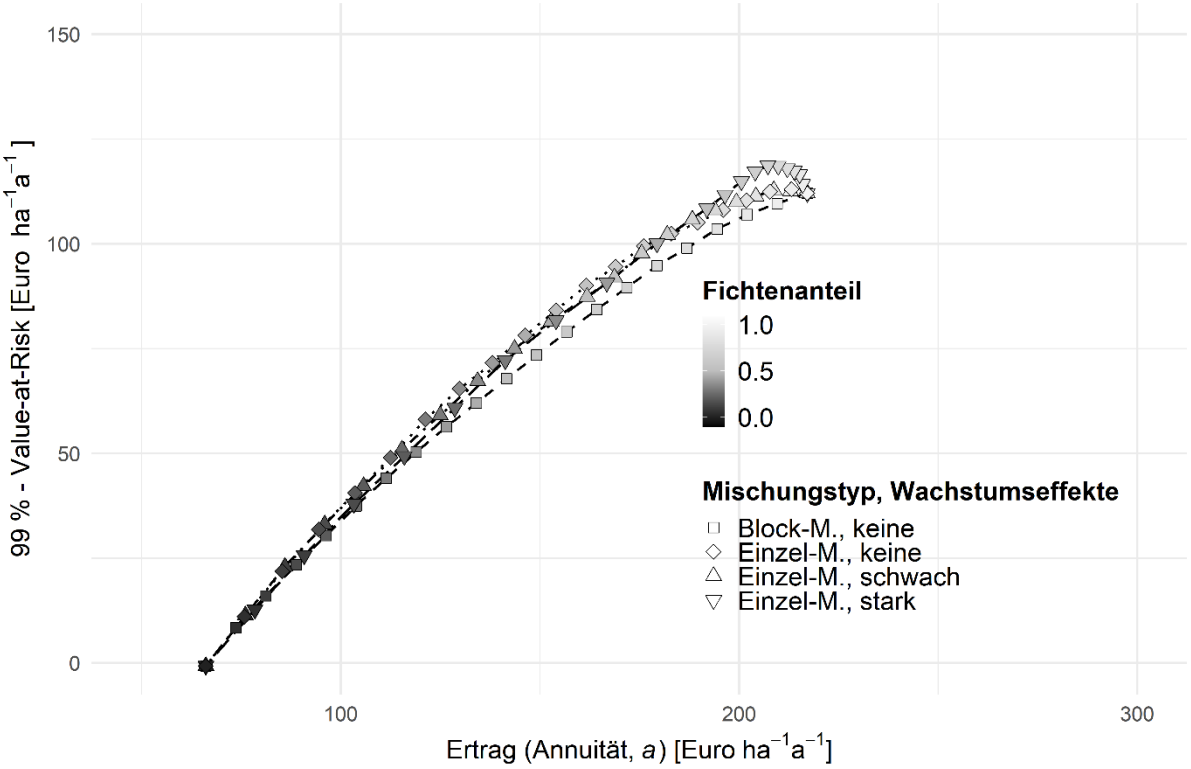


Abbildung 25: Portfoliodiagramm mit Effizienzlinie für die kühl-niederschlagsarme Region.

Im sehr warm-niederschlagsarmen Bereich sind grundsätzlich höhere Buchenanteile vorteilhafter als im kühl-niederschlagsarmen. Dies ist an den Höhepunkten der Kurven zu erkennen, die in Abbildung 25 bei einem Fichtenanteil von 70 % bis 100 % liegen, in Abbildung 26 von 50 % bis 75 % (siehe auch Tabelle 10).

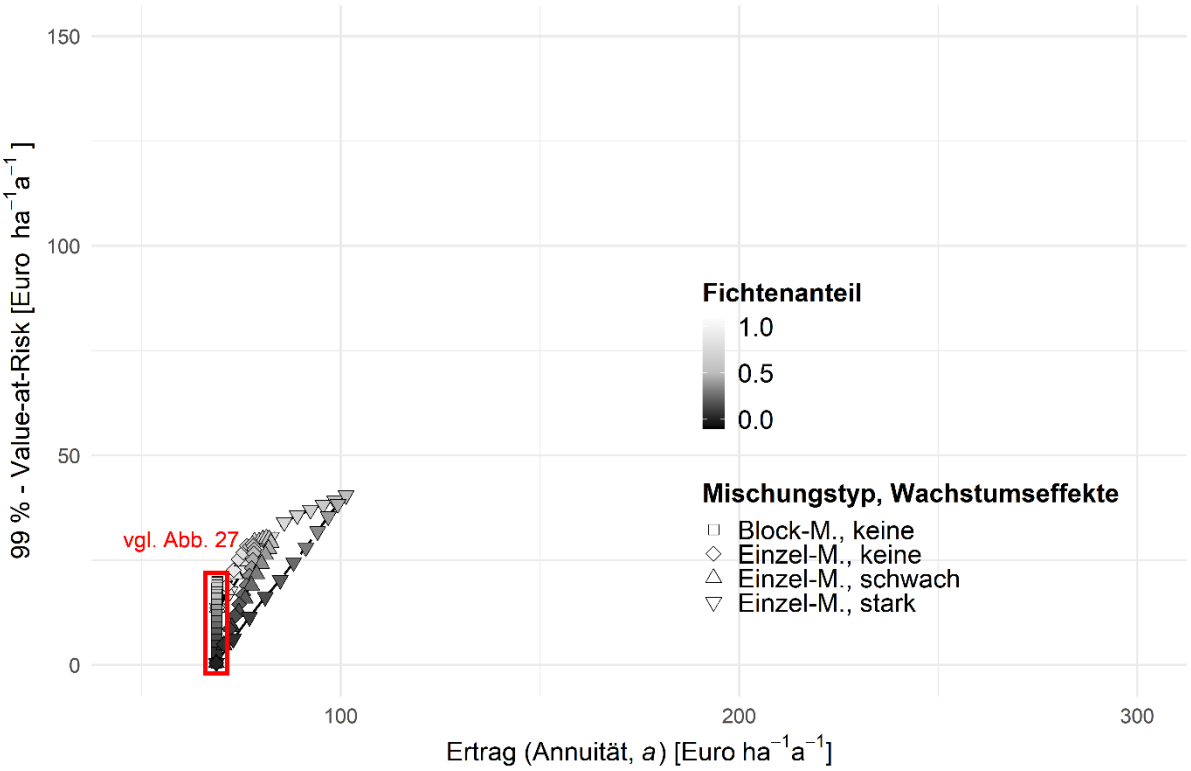


Abbildung 26: Portfoliodiagramm mit Effizienzlinie für die sehr warm-niederschlagsarme Region. Skalierung der Achsen wie in Abbildung 25.

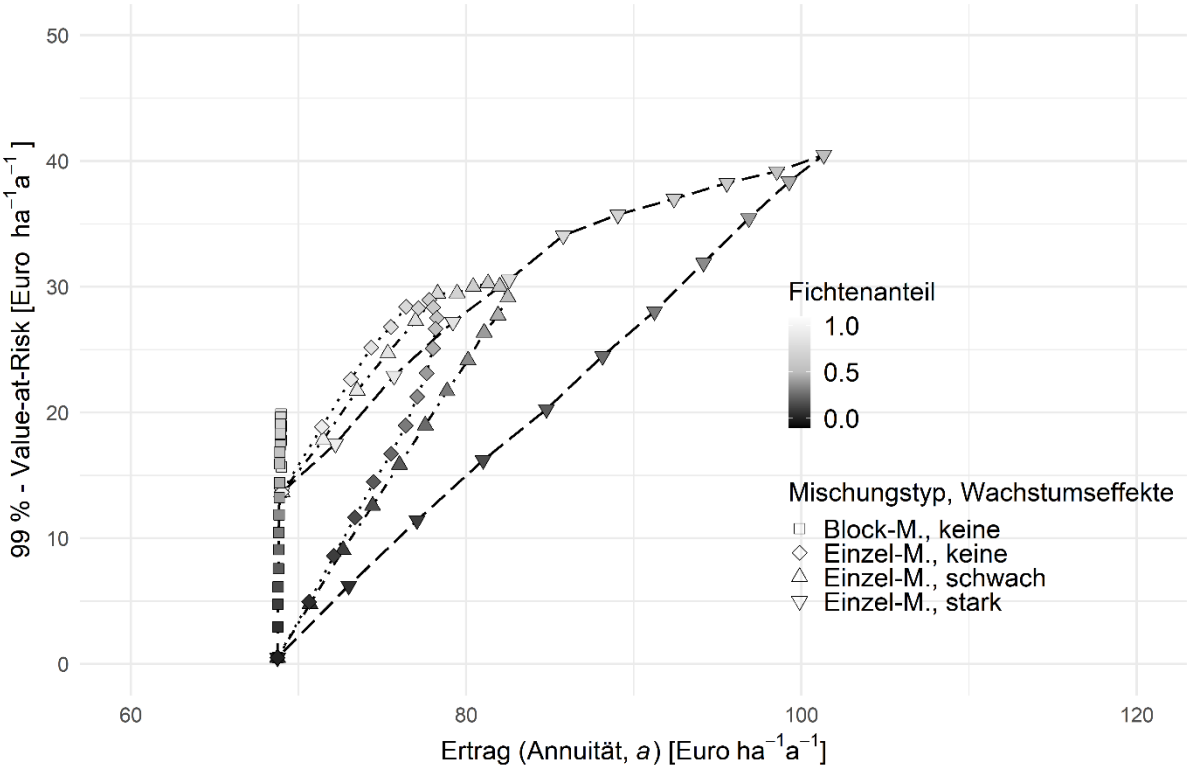


Abbildung 27: Rot markierter Ausschnitt aus Abbildung 26..

Für einen risikoaversen, ertragsorientierten Entscheider verdeutlicht dies die wirtschaftliche Bedeutung der Fichte, selbst bei ungünstigen Wachstumsbedingungen. Generell ist das Ertragsniveau im kühl-niederschlagsarmen Bereich über alle Szenarien um mindestens das Doppelte höher als im warm-niederschlagsarmen Klima (Tabelle 10). Dies ist Folge der höheren Produktivität und der verbesserten Überlebenswahrscheinlichkeit.

Tabelle 10: Fichtenanteil, 1 %-VaR und Ertrag (Annuität) für die Szenarien in den beiden Klimaregionen bei maximalem VaR.

Klimaregion	Szenario		Fichtenanteil [%]	1 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]	Ertrag [Euro ha^{-1} a^{-1}]
	Mischung	Wuchseffekte			
Kühl-niederschlags-arm	Block	Keine	100	112	217
	Einzel	Keine	100	113	218
		Schwach	95	113	209
		Stark	70	119	207
Sehr warm-niederschlags-arm	Block	Keine	75	20	69
	Einzel	Keine	65	29	78
		Schwach	60	30	81
		Stark	50	40	101

4.2.2 Wirkung der Wachstumseffekte auf die Bestandesportfolios

Insgesamt zeigt Tabelle 10, dass Wachstumseffekte verhältnismäßig stark sein müssen, um die optimalen Baumartenanteile zwischen Fichte und Buche zu verschieben. Im kühl-niederschlagarmen Bereich verändern Wachstumseffekte die Erträge und den Value-at-Risk nur geringfügig (Tabelle 10). Die Verschiebung der Effizienzlinien ist in Abbildung 25 ohne detaillierte Hervorhebung nicht zu erkennen. In den vorteilhaften Portfolios (maximaler VaR) sind beim Auftreten von Wachstumseffekten die Erträge sogar niedriger, dafür der VaR höher. Unter sehr warm-niederschlagsarmen Bedingungen dominiert die Fichte unter Ertragsgesichtspunkten stark, so dass es ohne Wachstumseffekte nicht vorteilhaft ist, Buche beizumischen. Unter ungünstigen Klimabedingungen wirken sich die Mischungseffekte ebenfalls nur schwach auf das finanzielle Ergebnis aus. So beträgt im sehr warmen-niederschlagsarmen Bereich die Annuität in Einzelmischung ohne Mehrwachstum 78 Euro ha^{-1} a^{-1} und steigt nur bei starken Wachstumseffekten deutlich an. Dies zeigen auch die in diesem Fall auf der Abszisse in Abbildung 26 deutlich nach rechts verschobenen Gipfelpunkte der Effizienzlinien. Parallel dazu ist der VaR bei starken Wachstumseffekten höher als bei schwachen.

Grundsätzliche Beobachtung in beiden Regionen ist: Für einen risikoaversen Entscheider ist es finanziell vorteilhaft, anstelle der Blockmischung die kleinflächige Mischung zu wählen. Selbst unter der Annahme, dass keine Wachstumseffekte auftreten, verbessert die

höhere Überlebenswahrscheinlichkeit durch Stabilisierungseffekte in Mischbeständen den VaR. Dieser Effekt fällt allerdings in kühl-niederschlagsarmen Bedingungen nur gering aus.

4.2.3 Sensitivitätsanalyse

Insgesamt reagiert das stochastische Modell deutlich auf Veränderungen der Eingangsparameter.

4.2.3.1 Zinssatz

Eine Erhöhung des Diskontierungssatzes von 2 % auf 4 % führt zu sinkenden Fichtenanteilen in den finanziell vorteilhaften Bestandesportfolios. Bei steigendem Zinseinfluss wirkt sich die höhere Kalamitätsrate bei Fichte stärker aus: Die niedrigeren Erträge und die gleichzeitig anfallenden zusätzlichen Kulturkosten im Schadensfall verschieben hier die Portfolioanteile der Baumarten.

4.2.3.2 Risikoniveau

Aus Tabelle 11 geht im Vergleich mit Tabelle 10 hervor, dass eine sinkende Risikoaversion (sinkendes α) zu niedrigeren Fichtenanteilen führt. So beträgt der finanziell vorteilhafte Anteil im Szenario mit schwachen Wachstumseffekten im kühl-niederschlagsarmen Klima beim 1 %-VaR 90 %, beim 10 %-VaR nur 85 %.

Tabelle 11: Optimaler Anteil der Fichte und Höhe des VaR in den Bestandesportfolios bei unterschiedlichem α-Level für den VaR.

Klimaregion	Szenario		$\alpha = 0{,}95$		$\alpha = 0{,}90$	
	Mischung	Wuchs-effekte	Fichten-anteil [%]	5 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]	Fichten-anteil [%]	10 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]
Kühl-niederschlagsarm	Block	Keine	100	121	100	124
	Einzel	Keine	100	121	100	124
		Schwach	100	122	85	127
		Stark	55	134	50	140
Sehr warm-niederschlagsarm	Block	Keine	60	34	45	44
	Einzel	Keine	50	46	45	55
		Schwach	50	50	45	58
		Stark	50	64	50	74

Diese niedrigeren Fichtenanteile bei geringerer Risikoaversion sind für mehrere Wuchsbezirke zu beobachten. Teilweise treten auch Brüche im Trend zu steigenden Buchenanteilen bei sinkender Risikoabneigung auf. So auch in der kühl-niederschlagsarmen Region: Für $\alpha = 0{,}97$ liegt der optimale Fichtenanteil bei schwachen Wachstumseffekten bei 95 % und für $\alpha = 0{,}94$ bei 100 % (ohne tabellarische Darstellung). Bei niedrigeren α-Werten sinkt er jedoch wieder. Da die Häufigkeitsverteilungen der Erträge bei beiden Baumarten mehrgipflig sind, kann dieser Effekt auftreten. Ein $\alpha = 0{,}80$

hat einen optimalen Fichtenanteil von 90 % zur Folge, d.h. bei weiter sinkender Risikoaversion ist es vorteilhaft, wieder mehr Fichte in die Bestandesportfolios aufzunehmen.

4.2.3.3 Holzpreise

Unter günstigen Wuchsbedingungen reagiert das Modell deutlich mit Verschiebungen in der optimalen Baumartenzusammensetzung auf eine Verdoppelung des Buchenpreises und damit die Veränderung der Holzpreisrelationen zwischen Fichte und Buche: Dort liegen die Fichtenanteile zwischen 10 % und 25 %-Punkte niedriger als im Ausgangsszenario (Tabelle 12). Die Auswirkungen eines Buchenpreisniveaus von 150 % sind geringer. Abhängig von den unterstellten Wachstumseffekten und der Mischungsform, führen auch im warm-niederschlagsarmen Klima um 100 % höhere Marktpreise für Buchenholz zu einem Buchenanteil bis zu 85 %.

Tabelle 12: Optimaler Anteil der Fichte und Höhe des VaR in den Bestandesportfolios bei unterschiedlichem Holzpreisniveau für Buche.

		Klimaregion							
		Kühl-niederschlagsarm				Sehr warm-niederschlagsarm			
	Mischung	Block	Einzel			Block	Einzel		
	Wuchseffekte	Ohne	Ohne	Schwach	Stark	Ohne	Ohne	Schwach	Stark
Basisszenario	Fichtenanteil [%]	100	100	90	70	75	65	60	50
	1 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]	112	113	113	119	20	78	30	40
Buchenpreis-niveau 150 %	Fichtenanteil [%]	95	75	75	55	30	45	50	50
	1 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]	113	119	122	142	34	46	48	68
Buchenpreis-niveau 200	Fichtenanteil [%]	90	75	65	50	15	35	40	50
	1 %-VaR [Euro ha^{-1} a^{-1}]	117	130	136	165	58	67	69	90

4.2.3.4 Kulturkosten

Erhöhte Kulturkosten für die Fichte im Kalamitätsfall führen zu einer Verschiebung der Baumartenanteile in den vorteilhaften Bestandesportfolios (ohne Abb.). Die optimalen Mischbestände enthalten nun höhere Buchenanteile.

4.3 Prämien für Risikopufferung und Multifunktionalität

4.3.1 Risikoprämie

Die Anpassung der Bestandes- und Betriebsportfolios an das jeweilige Risiko- oder Unsicherheitsniveau führt – auf eine größere Fläche bezogen – zu geringeren Leistungen. Für die Waldbesitzer fällt somit eine Risikoprämie an. Dies gilt insbesondere, wenn nur eine Ökosystemleistung angestrebt wird. Tabelle 13 stellt dies am Beispiel der kühl-niederschlagsarmen Klimaregion für beide Optimierungsansätze und die Zielvariable finanzieller Ertrag dar. Im stochastischen Modell erzielt der Bestand einen um 17 % höheren Value-at-Risk, wenn der α-Wert größer ist. Das Bestandesportfolio enthält allerdings mehr Buche, deshalb sinkt gleichzeitig die Annuität. Auch dies ist positiv zu interpretieren, da für ein höheres Niveau des VaR nunmehr geringere Erträge notwendig sind. Der ertragsorientierte Betrieb erzielt, wenn er anstelle eines einfachen ($m = 1$) Unsicherheitsraums mehr Unsicherheit berücksichtigt ($m = 3$), noch 92 % der bisherigen Annuität.

Tabelle 13: Risikoprämien in der kühl-niederschlagsarmen Klimaregion bei unterschiedlichem Risikoniveau (niedrig bei 90 %-VaR bzw. $m = 1$ und hoch bei 99 %-VaR bzw. $m = 3$) und Optimierungsmodell. Das stochastische Modell unterstellt Einzelmischung und starke Wachstumseffekte. Das robuste Modell optimiert nur die Zielvariable „Finanzieller Ertrag“.

Optimierungsmodell	Indikator	Risikoaversion		Differenz [%]
		Niedrig	Hoch	
Stochastisch	Finanzieller Ertrag	191 Euro ha^{-1} a^{-1}	207 Euro ha^{-1} a^{-1}	+8 %
	Value-at-Risk	140 Euro ha^{-1} a^{-1}	119 Euro ha^{-1} a^{-1}	-15 %
Robust	Finanzieller Ertrag	237 Euro ha^{-1} a^{-1}	218 Euro ha^{-1} a^{-1}	-8 %

Tabelle 14 zeigt den finanziellen Ertrag der Betriebsportfolios für beide Klimaregionen im robusten Ansatz. Die Risikoprämie folgt einem klar sinkenden Trend mit zunehmender Größe der Unsicherheitsräume. In der kühl-niederschlagsarmen Region beträgt die Prämie 8 %, in der sehr warm-niederschlagsarmen Region 7 % jeweils zwischen $m = 1$ und $m = 3$.

Tabelle 14: Finanzieller Ertrag (Annuität [Euro ha^{-1} a^{-1}]) der Portfolios unter der Zielsetzung „Ertragsmaximierung“ für die kühl-niederschlagsarme und die sehr warm-niederschlagsarme Klimaregion über verschiedene Unsicherheitsräume im robusten Modell.

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Klimaregion	Indikator	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
kühl-niederschlagsarm	Annuität [Euro ha^{-1} a^{-1}]	237	237	236	231	227	218	213	206
Sehr warm-niederschlagsarm		68	68	66	64	63	63	62	62

Die Risikoprämie fällt im robusten Ansatz auch für die Ökosystemleistungen Klimaschutz und Stabilität an. Tabelle 15 zeigt, dass in den Klimaregionen die Kohlenstoffspeicherung zwischen $m = 1$ und $m = 3$ um 10 % bzw. 20 % zurückgeht. Dies sind höhere Werte als im Fall des finanziellen Ertrages und der Stabilität (s.u.)

*Tabelle 15: Klimaschutzleistung (Kohlenstoffspeicherung [tC ha^{-1} a^{-1}]) der Portfolios unter der Zielsetzung „Kohlenstoffspeicherung“ für die kühl-niederschlagsarme und die sehr warm-niederschlagsarme Klimaregion über verschiedene Unsicherheitsräume (m * Standardabweichung).*

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Klimaregion	Indikator	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Kühl-niederschlagarm	Kohlenstoff-speicherung [tC ha^{-1} a^{-1}]	24.2	24.2	24.2	24.0	23.0	21.8	20.6	20.0
Sehr warm-niederschlagsarm		16.4	16.1	15.7	15.1	13.6	12.8	13.0	13.1

Die Stabilität der Betriebe bzw. die Wahrscheinlichkeit, die geplante Umtriebszeit zu erreichen, geht bei einzelkriterieller Optimierung ebenfalls mit zunehmender Berücksichtigung von Unsicherheit zurück (Tabelle 16). Es treten 8 % Einbußen in der kühl-niederschlagsarmen bzw. 12 % in der sehr warm-niederschlagsarmen Region auf.

*Tabelle 16: Wahrscheinlichkeit, die geplante Umtriebszeit zu erreichen, in den Portfolios unter der Zielsetzung „Stabilität“ für verschiedene Unsicherheitsräume (m * Standardabweichung).*

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Klimaregion	Indikator	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Kühl-niederschlagsarm	Wahrscheinlichkeit, die geplante Umtriebszeit zu erreichen	0.97	0.97	0.97	0.95	0.94	0.90	0.89	0.88
Sehr warm-niederschlagsarm		0.90	0.89	0.84	0.76	0.77	0.78	0.79	0.80

In den multifunktionalen Betrieben tritt die Risikoprämie nicht durchgehend und eindeutig auf. Das Niveau der Ökosystemleistungen (Abbildung 28) kann zum Teil mit zunehmender Berücksichtigung sinken, wie im Modell für die Stabilität im kühl-niederschlagsarmen Klima oder die Kohlenstoffspeicherung im sehr warm-niederschlagsarmen Klima. In der sehr warm-niederschlagsarmen Region sind die Werte für Stabilität bis $m = 1.5$ konstant, um dann um 10 Prozentpunkte zu sinken und auf diesem Niveau zu bleiben. Für die finanziellen Erträge hingegen kann keine Risikoprämie beobachtet werden, da die Annuitäten in beiden Regionen (bis auf bei $m = 3.5$ und $m = 4$) im Wesentlichen konstant bleiben (Tabelle 17). Leicht steigende Portfolioleistungen erzielt die Optimierung im kühl-niederschlagsarmen Wuchsbezirk für die Klimaschutzleistung. Bei Unsicherheitsfaktoren von $m = 3.5$ und $m = 4$ sinkt die Kohlenstoffspeicherung allerdings erneut.

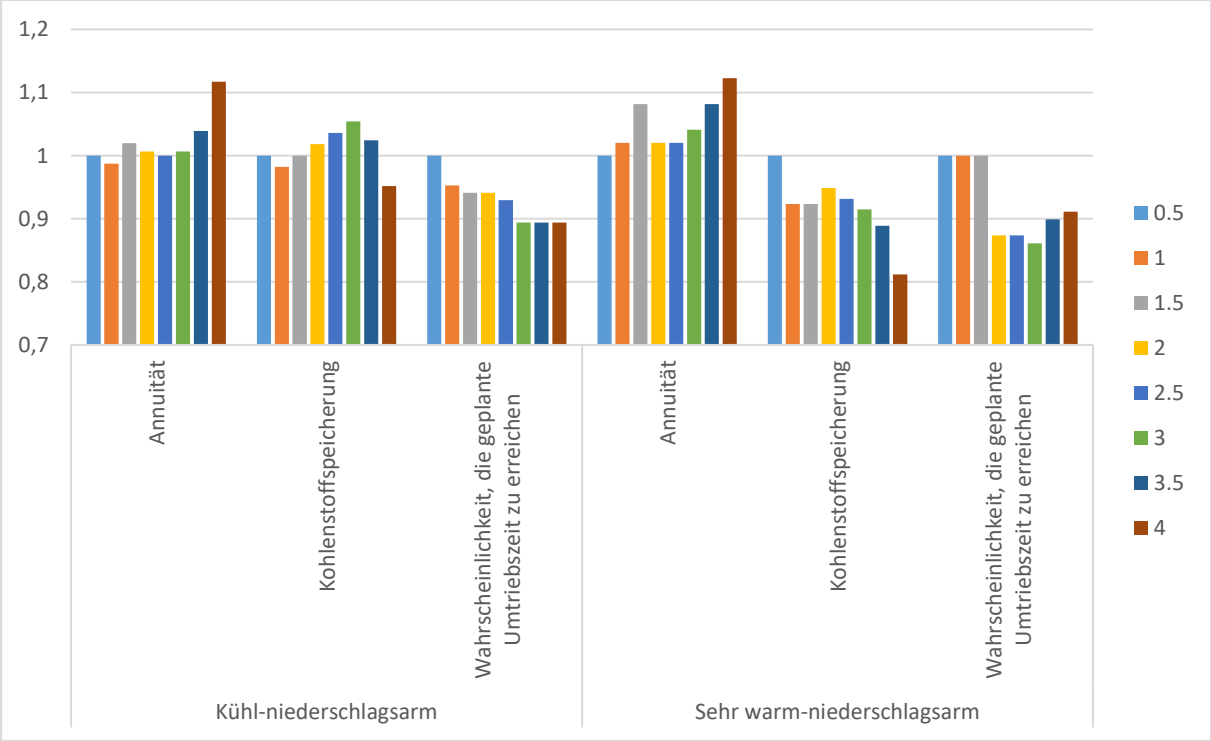


Abbildung 28: Relatives Niveau der Ökosystemleistungen für die Klimaregionen und die drei Zielkriterien für $m = 0.5$ bis $m = 4$.

Tabelle 17: Datentabelle zu Abbildung 29.

		Unsicherheitsfaktor (m)							
Klimaregion	Indikator	0.5	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Kühl-niederschlagsarm	Annuität [Euro ha^{-1} a^{-1}]	154	152	157	155	154	155	160	172
Sehr warm-niederschlagsarm		49	50	53	50	50	51	53	55
Kühl-niederschlagsarm	Kohlenstoff-speicherung [tC ha^{-1} a^{-1}]	16.6	16.3	16.6	16.9	17.2	17.5	17.0	15.8
Sehr warm-niederschlagsarm		11.7	10.8	10.8	11.1	10.9	10.7	10.4	9.5
Kühl-niederschlagsarm	Wahrschein-lichkeit, die geplante Umtriebszeit zu erreichen	0.85	0.81	0.80	0.80	0.79	0.76	0.76	0.76
Sehr warm-niederschlagsarm		0.79	0.79	0.79	0.69	0.69	0.68	0.71	0.72

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass die Risikoprämie besonders deutlich für die Betriebe anfällt, die auf eine einzelne Ökosystemleistung fokussieren. Für die multifunktionalen Betriebe gehen die Portfolioleistungen für die drei betrachteten Ökosystemleistungen mit zunehmender Risikoaversion nicht in größerem Umfang zurück.

4.3.2 Multifunktionalitätsprämie

Neben dieser Risikoprämie deutet die Referenzpunkt-Methode auf die Existenz einer Multifunktionalitätsprämie hin. Diese quantifiziert der vorliegende Ansatz in dieser Form zum ersten Mal auch in Zusammenhang mit dem Klimawandel für die Forstwirtschaft in Deutschland.

Die Zusammensetzung der Forstbetriebe unterscheidet sich insbesondere im kühl-niederschlagsarmen Klima deutlich, wenn mehr Ökosystemleistungen bereitgestellt werden als nur eine (Abbildung 29). Die oberen Paneele in der Abbildung stellen multifunktionale Betriebe (A und B) dar, die unteren ertragsorientierte (C und D). Die Betriebe diversifizieren deutlicher, wenn sie mehrere Ziele verfolgen. Dies wirkt sich auf die Bereitstellung der Ökosystemleistungen aus.

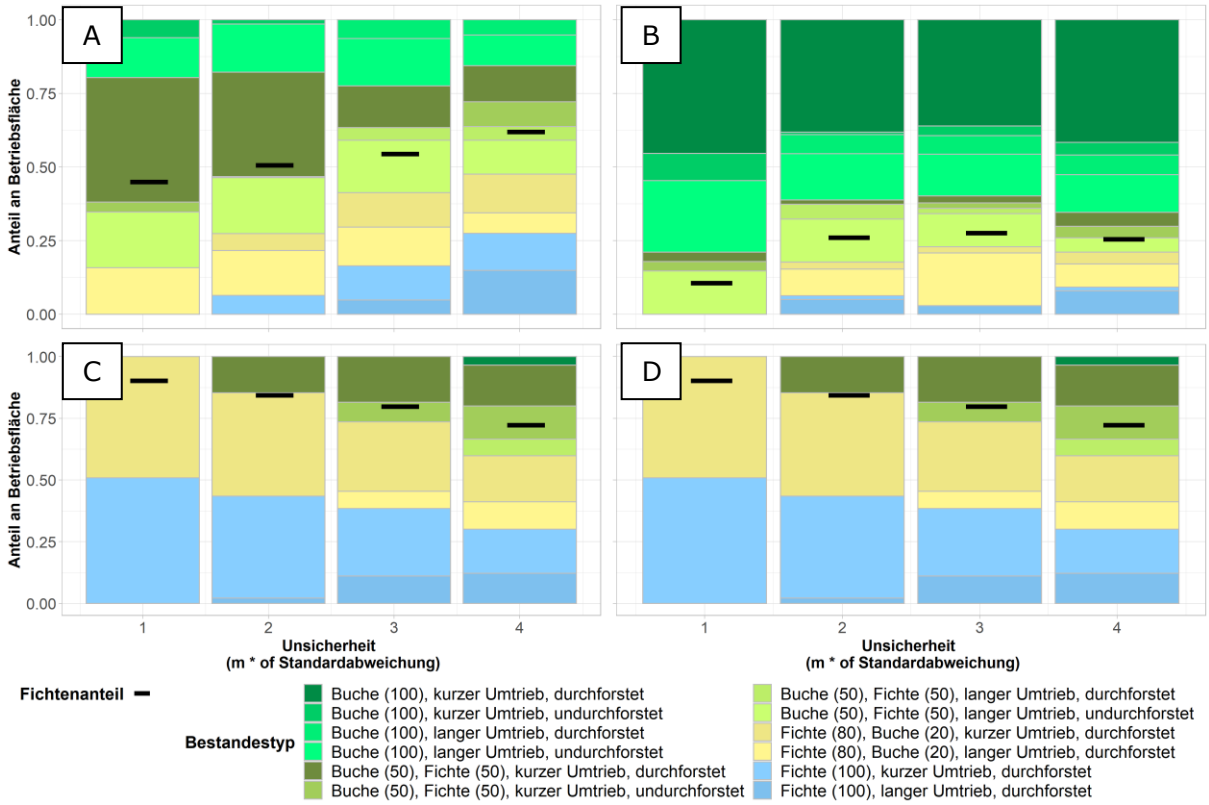


Abbildung 29: Verteilung der Bestandestypen auf die Betriebsfläche unter verschiedenen Annahmen zum Klima und Zielsetzung.

Der in der vorliegenden Arbeit verfolgte MinMax Ansatz führt zu geringeren finanziellen Erträgen, Kohlenstoffspeicherung und Stabilität. Beispielhaft wird in Tabelle 18 der Ertrag der Betriebe in Abbildung 29 für unterschiedliche Unsicherheitsräume dargestellt.

Tabelle 18: Finanzielle Erträge der Beispielbetriebe aus der Abbildung 29 bei verschieden großen Unsicherheitsräumen.

		Multifunktionale Betriebe (A und B)		Ertragsorientierte Betriebe (C und D)	
Klimaregion	Indikator	$m = 1$	$m = 3$	$m = 1$	$m = 3$
kühl – niederschlagsarm	Annuität [Euro ha^{-1} a^{-1}]	152	155	237	218
sehr warm – niederschlagsarm		50	51	68	63

Unter Bedingungen mit hoher Wuchsleistung beträgt der Unterschied zwischen ertragsorientierter und multifunktionaler Waldwirtschaft 85 Euro ha^{-1} a^{-1} ($m = 1$), bei größerer berücksichtigter Unsicherheit ($m = 3$) noch 53 Euro ha^{-1} a^{-1}. Das ist eine relative Prämie von 36 % bzw. 29 %. Der Betrieb C muss demnach auf ein Drittel der Annuität verzichten, um drei statt einer Ökosystemleistung zu erhalten. Im sehr warm-niederschlagsarmen Klima ist dieses Verhältnis günstiger, da das Ausgangsniveau niedriger

war. Mit relativ 26 % bzw. 19 % geringerer Annuität ist die Prämie aber immer noch erheblich.

Auch für die anderen Ökosystemleistungen fällt die Multifunktionalitätsprämie an, wie Tabelle 19 zeigt. Sowohl Klimaschutzleistung (-24 % bzw. -16 %)) als auch die Stabilität (-16 % bzw. -13 %) sinken in der kühl-niederschlagsarmen bzw. sehr warmen-niederschlagsarmen Region, wenn diese nur eines der drei gleichberechtigten Ziele des Betriebes sind. Auch hier sind die relativen und absoluten Prämien im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima geringer als unter besseren Wachstumsbedingungen. Die Einbußen des finanziellen Ertrages sind insgesamt größer als diejenigen der anderen Indikatoren.

Tabelle 19: Portfolioleistungen für Klimaschutz und Stabilität für spezialisierte Betriebe und die multifunktionalen Betriebe C und D aus der Abbildung 29 bei $m = 3$.

	Einzelne Zielsetzung		Multikriterielle Zielsetzung	
Klimaregion	Kohlenstoff-speicherung	Erreichen der Umtriebszeit	Kohlenstoff-speicherung	Erreichen der Umtriebszeit
kühl – niederschlagsarm	21,8 tC ha^{-1} a^{-1}	90 %	17,5 tC ha^{-1} a^{-1}	76 %
sehr warm – niederschlagsarm	12,8 tC ha^{-1} a^{-1}	78 %	10,7 tC ha^{-1} a^{-1}	68 %

4.4 Auswirkungen des Klimawandels auf die Ökosystemleistungen

Die Ergebnisse der stochastischen Optimierung auf Betriebsebene zeigen deutliche finanzielle Einbußen im Klimawandel: Im Szenario ohne Wachstumseffekte, aber mit Bestandesstabilisierung durch Einzelmischung (Tabelle 10, Seite 68) erzielt der Bestand eine Annuität von 78 Euro ha^{-1} a^{-1} im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima. In der kühl-niederschlagsarmen Region liegt diese bei 218 Euro ha^{-1} a^{-1}. Somit liegt die Annuität um 64 % niedriger in der analogen Klimaregion. Tabelle 20 zeigt die relativen Differenzen des VaR und des finanziellen Ertrages der sehr warm-niederschlagsarmen Region zur kühl-niederschlagsarmen. Wachstumseffekte senken die Klimawandelverluste, da die Differenzen vom Szenario „Blockmischung" zum Szenario „Einzelmischung mit hohen Wachstumseffekten" abnehmen.

Tabelle 20: Relative Differenz des 1 %-VaR und des finanziellen Ertrags) für die Szenarien zwischen den beiden Klimaregionen bei maximalem VaR.

	Szenario		1 %-VaR	Ertrag
	Mischung	Wuchseffekte		

Differenz [%]	Block	Keine	-82%	-68%
	Einzel	Keine	-74%	-64%
		Schwach	-73%	-61%
		Stark	-66%	-51%

Auch im multikriteriellen Ansatz leisten die Betriebe deutlich geringere finanzielle Erträge (-67 % bis -72 %) in der warm-niederschlagsarmen Region (Tabelle 21). Darüber hinaus sind die Kohlenstoffspeicherung (-33 % bis -41 %) und die Stabilität niedriger. Die Stabilität des Betriebes sinkt im Vergleich zu den anderen Indikatoren weniger im Klimawandel, der Rückgang beträgt 3 % bis 20 %. Insgesamt ist der klimawandelbedingte Verlust an Ökosystemleistungen im Wesentlichen unabhängig von der Ausrichtung auf eines oder mehrere Ziele. Die Unterschiede im Rückgang zwischen dem einzelkriteriellen und multikriteriellen Szenario betragen für alle Indikatoren nur ein bis sechs Prozentpunkte, egal welches der Ziele betrachtet wird.

Tabelle 21: Relative Differenzen [%] der Ökosystemleistungen in der sehr warm-niederschlagsarmen Klimaregionen zur kühl-niederschlagsarmen Klimaregion. Die absoluten Werte, deren Differenzen gebildet wurden, finden sich in Tabelle 14, Tabelle 15 und Tabelle 16.

			Unsicherheitsfaktor (m)			
Zielsetzung	Zielkriterium		1	2	3	4
Einzelkriteriell	Finanzieller Ertrag	Relative Differenz	-71%	-72%	-71%	-70%
	Kohlenstoff-speicherung		-33%	-37%	-41%	-35%
	Stabilität		-8%	-20%	-13%	-9%
Multikriteriell	Finanzieller Ertrag		-67%	-68%	-67%	-68%
	Kohlenstoff-speicherung		-34%	-34%	-39%	-40%
	Stabilität		-3%	-14%	-10%	-4%

5 Diskussion

5.1 Kritische Würdigung der Methoden

Die vorliegende Studie hat methodischen Charakter. Die Beschränkung auf zwei Baumarten ist daher vertretbar. Sie grenzt allerdings die Möglichkeiten des Optimierungsalgorithmus ein. Ein Angebot weiterer Bestandestypen (z.B. unter Beteiligung von Douglasie, Eiche oder Tanne) würde wahrscheinlich bei beiden Optimierungsansätzen zu weiterer Diversifizierung führen, wie eine Studie von Knoke et al. (2017) nahe legt. Methodisch sind beide Ansätze allerdings gültig und beschreiten einen neuen Weg zur Unterstützung der Baumartenwahl. Dies gilt insbesondere für den robusten und multikriteriellen Optimierungsansatz.

Um die Begrenzung auf Buche und Fichte zu überwinden, könnte ein empfehlenswerter Ansatz sein, die beiden Baumarten als Archetypen zu betrachten. Dabei dienen Fichte und Buche mit ihren Charakteristika (ökologische Eignung, Bereitstellung von Ökosystemleistungen) als Ausgangspunkt für Überlegungen, wie weitere Baumarten die Portfolios erweitern könnten. Baumarten mit höherer Stabilität als Fichte und Buche, wie z.B. die Eichenarten (Brandl et al. 2020), wären zu Erfüllung des Stabilitätskriteriums im multikriteriellen Betriebsportfolio geeignet. Douglasie stellt hingegen eine wichtige Ertragskomponente dar. Die stochastischen Bestandesportfolios würde das Modell ebenfalls durch ertragsstarke Baumarten ergänzen bzw. Baumarten, die geringere Produktivitätseinbußen im Klimawandel hinnehmen müssten. Grundsätzlich wäre zukünftig eine Ergänzung des Modells um weitere Baumarten sinnvoll. Hierdurch ließen sich sicherlich die für Fichte und Buche möglichen sehr starken finanziellen Einbußen bei fortschreitendem Klimawandel zumindest zum Teil abfedern.

5.1.1 Diskussion des Modellansatzes

5.1.1.1 Statisches Modell

Das robuste und auch das stochastische Modell sind statisch. Im Verlauf der Simulation ist damit keine Anpassung an geänderte Rahmenbedingungen vorgesehen. Dies ist eine Vereinfachung der Realität. Realoptionsanalysen sind in der Forstwissenschaft bereits angewandt worden (Insley 2002; Duku-Kaakyire und Nanang 2004). Die Optionspreistheorie betont die Flexibilität in Entscheidungen, deren Nutzung zu verbesserten ökonomischen Ergebnissen führen kann. Studien, die Optionspreise nutzen, fokussieren allerdings auf Managementmaßnahmen, die eine dynamische Betrachtung zulassen. Das heißt, dass Entscheidungen aufgrund von Entwicklungen in einer Vorperiode getroffen werden können. Hier kann Entscheidungsflexibilität berücksichtigt werden, indem beispielsweise Holzeinschläge in t nur dann getätigt werden, wenn sie in $t-1$ einen entsprechenden Schwellenwert überschritten haben (Schumpeter und Perlman 2007).

Jacobsen und Thorsen (2003) zeigten die Vorteilhaftigkeit einer dynamischen Anpassung von Erntezeitpunkten zweier Baumarten auf Basis der Optionspreistheorie. Die Bestandeszusammensetzung und damit letztlich auch die Betriebsstruktur sind allerdings langfristige Entscheidungen (Friedrich et al. 2019). Eine dynamische Anpassung der Betriebszusammensetzung, um auf aktuelle Geschehnisse zu reagieren, ist daher schwierig oder häufig nur unter Verlusten möglich. Je nach Stadium der Bestandesentwicklung kann eine Anpassung des Waldökosystems eventuell nur mit erheblicher zeitlicher Verzögerung und finanziellen Einbußen erfolgen (Möhring und Rüping 2008). Außerdem ist durch die in dieser Arbeit gewählte Definition von Risiko und Unsicherheit das Ziel der Entscheider, die negative Seite der Abweichung vom erwarteten Ergebnis zu adressieren. Dynamische Modelle nutzen jedoch die „positive" Seite, was nicht dem Gedanken des Vorsichtigkeitsprinzips entspricht. Insofern scheint es gerechtfertigt, die Betriebsportfolios über die Simulation statisch zu betrachten. Sie sind als generelle Entwicklungsrichtung eines Forstbetriebes im Rahmen der Risikoadaption zu interpretieren und müssen von Zeit zu Zeit unter geänderten Rahmenbedingungen neu kalkuliert werden. Eine Kombination der dynamischen und der statischen Perspektive wäre insgesamt sicherlich spannend.

5.1.1.2 Robuster Ansatz der Optimierung

Die robuste Optimierung ist konservativer als die klassische stochastische Optimierung (Ben-Tal und Nemirovski 1999; Thiele 2010). Daher könnten Forstbetriebe durch einen robusten Optimierungsansatz Einbußen in der Bereitstellung der Ökosystemleistungen akzeptieren, die selbst hinsichtlich eines sehr risikoaversen Vorsorgeprinzips übertrieben sind (Ben-Tal et al. 2006). Maggioni et al. (2015) schlussfolgerten, dass die stochastische Lösung eines Transportproblems finanziell zu bevorzugen ist. Eine robuste Lösung wäre nur dann vorteilhaft, wenn tatsächlich gültige Lösungen für alle Unsicherheiten notwendig wären. Messerer et al. (2017) berechneten allerdings für ungleichaltrige Wälder nur geringfügig geringere Erträge für robuste Portfolios im Vergleich zu stochastischen bei gleichem Risiko. Die hohen Kosten der Informationsgewinnung (Inventuren, langfristige Beobachtungsflächen) und die zukünftige Unsicherheit der Klimawandelfolgen könnten im Forstbereich den Vorzug robuster Modelle rechtfertigen, im Vergleich zu anderen Anwendungsbereichen (Augustynczik und Yousefpour 2019).

Ein Ansatz zur Minderung des konservativen Charakters der robusten Modelle ist die Anpassung der Form der Unsicherheitsräume (Bertsimas et al. 2011). Gorissen et al. (2015) schlugen beispielsweise anstelle der rechteckigen Unsicherheitsräume ellipsoid geformte vor, was Härtl und Knoke (2019) als erste im Forstbereich umsetzen. Diese haben die Eigenschaft, dass die seltenen Extremereignisse (Eckpunkte der rechteckigen Unsicherheitsräume) nicht zum Unsicherheitsraum zählen. Dieser Ansatz führt damit zwar zu weniger konservativen Lösungen, allerdings bleiben die unter der großen Unsicherheit zukünftiger Klimabedingungen möglichen Extremereignisse damit außerhalb des Modells.

Diese sind im hier verwendeten Ansatz mit rechteckigen Unsicherheitsräumen explizit enthalten. Zudem führt die Anwendung ellipsoider Unsicherheitsräume zu nichtlinearen Modellen, die unter Umständen nicht exakt lösbar sind (Palma und Nelson 2009).

Robuste Ansätze sind sehr stabil gegenüber Änderungen der Eingangsparameter. Die geringen Unterschiede in der Portfoliozusammensetzung bei unterschiedlichen Diskontraten unterstreichen dies. Stochastische Modelle reagieren sehr viel sensibler auf Änderungen der Eingangsparameter (Hildebrandt und Knoke 2011). Dies ist sowohl in der vorliegenden Arbeit der Fall als auch in anderen Studien, die stochastische Modelle anwandten (Ferreira et al. 2014; Neuner und Knoke 2017; Paul et al. 2019). Der robuste Ansatz in dieser Arbeit kommt dem Wunsch eines risikoaversen Entscheiders näher, gegen zukünftige Unsicherheit geschützt zu sein. Dabei können die Abschläge im Vergleich zum stochastischen Ansatz gering sein (Messerer et al. 2017).

5.1.1.3 Multikriterielle Optimierung

Der multikriterielle Ansatz schützt nicht davor, einen notwendigen unteren Schwellenwert einer oder mehrerer Ökosystemleistungen zu erreichen oder maximal tragbare Grenzen einzuhalten. Dazu zählen beispielsweise ein finanzielles Mindesteinkommen oder eine Untergrenze der Kohlenstoffspeicherung für den Klimaschutz. Hier wäre die Optimierungsmethode über Restriktionen aber grundsätzlich in der Lage, diese Schwellenwerte zu berücksichtigen und gleichzeitig die Kosten für deren Einhaltung zu berechnen. Liegen diese Mindestleistungen jedoch außerhalb der Modellparameter, kann in diesem Fall keine Lösung gefunden werden. Knoke et al. (2016) betonten, dass eine multikriterielle Optimierung der Landnutzung unter Unsicherheit nur dann sinnvoll sei, wenn die Indikatoren unabhängig sind. Andernfalls bestehe die Gefahr, dass die Portfolios nur unzureichend Unsicherheiten auffangen können. Im vorliegenden Fall zeigt der Unterschied in der einzelkriteriellen und multikriteriellen Portfoliozusammensetzung, dass Stabilität, Kohlenstoffspeicherung und finanzieller Ertrag gänzlich unterschiedliche Betriebsstrukturen erfordern. Daher ist von Unabhängigkeit der Indikatoren auszugehen und eine Pufferung der Unsicherheit liegt tatsächlich vor.

5.1.1.4 Stochastisches Portfoliomodell

Stochastische Portfolios reagieren sensitiv auf Änderungen der Modellparameter, was ein wesentlicher Kritikpunkt an ihnen ist (Goldfarb und Iyengar 2003). Zudem benötigen sie große Mengen an Informationen und sind rechenintensiv (Bertsimas et al. 2011). Die Monte-Carlo-Simulation der Rein- und Mischbestände in dieser Arbeit vereinfacht daher stark. Eine Erweiterung des Modells auf weitere Baumarten ist zudem sehr komplex und rechenintensiv. In der vorliegenden Arbeit sind allerdings auch die Wachstumseffekte in Mischbeständen Untersuchungsgegenstand. Der stochastische Ansatz auf Bestandesebene bietet die Möglichkeit, deren Wirkung zu testen, gerade da er sensitiv auf

Wachstumsänderungen reagiert. Ein robustes Modell als Alternative für mehr Stabilität und Handlungsoptionen würde hier vermutlich deutlich weniger reagieren.

5.1.1.5 Value-at-Risk

Obwohl der VaR einige Nachteile des Mean-Variance-Ansatzes, im Besonderen die Normalverteilungsannahme, überwinden kann, hat er eigene spezifische Nachteile. Anwender könnten verleitet sein zu glauben, mit dem 99 %-VaR gegen (fast) alle Unsicherheit gefeit zu sein. Der VaR quantifiziert jedoch nicht, welche Verluste tatsächlich mit den verbleibenden ein Prozent der Ereignisse verbunden sind (Rockafellar und Uryasev 2002). Der Conditional Value-at-Risk (CVaR) (Alexander et al. 2006), der als der Mittelwert der Ergebnisse jenseits des α-Quantils definiert ist, erfasst diese Verluste hingegen. Somit berücksichtigt der CVaR die Höhe der Verluste jenseits des (1-α)-VaR. Nach Artzner et al. (1999) zählt zu den weiteren Nachteilen des VaR seine fehlende Subadditivität, die allerdings erst bei sehr großen Portfolios mit zahlreichen Investitionsassets zum Tragen kommt. Im Falle der Portfolios nur aus Buche und Fichte ist dies verhältnismäßig irrelevant. Für den VaR spricht hingegen seine intuitive Verständlichkeit und, wie im vorliegenden Fall, auch gute Modellierbarkeit. Deshalb diente der VaR des Bodenertragswertes oder Kapitalwertes in bisherigen forstlichen Studien (Roessiger et al. 2011; Neuner et al. 2013; Hahn et al. 2014; Couture et al. 2016; Eyvindson et al. 2018; García-Robredo 2018) zur Unterstützung der Baumartenwahl und wurde auch in dieser Studie verwendet. Ein weiterer Nachteil ist, dass der VaR als Downside Risk mögliche Chancen (i.S. positiver Varianz) unberücksichtigt lässt (Grootveld und Hallerbach 1999). Die Störungen in Waldökosystemen führen zu einer linksschiefen Verteilung der Erträge, die sich somit im Bereich der Risiken konzentrieren und Chancen deutlich seltener sind. Insofern ist es in diesem Fall eine Stärke des Value-at-Risk, genau diese extrem negativen Ereignisse im Sinne des Vorsichtigkeitsprinzips betrachtet. Im robusten Ansatz, der ebenfalls nur die negativen Abweichungen betrachtet, wird dies ebenfalls so umgesetzt.

5.1.1.6 Soziale Diskontierung der Ökosystemleistungen

Das robuste und multikriterielle Modell unterstellt, dass eine zeitliche Präferenz nur für finanzielle Erträge gilt, was eine klassische Betrachtungsweise ist. Grundsätzlich ist angesichts des dringenden Handlungsbedarfs zur CO_2-Reduktion eine zeitlich näherliegende Kohlenstoffspeicherung vorteilhafter als eine in der Ferne liegende. Dies würde eine Diskontierung rechtfertigen, da damit die zeitlich näherliegende Kohlenstoffspeicherung einen höheren Wert hätte (Anthoff et al. 2009). Schlamadinger et al. (2001) wandten daher Diskontsätze auf Kohlenstoffzertifikate an und Johnston und van Kooten (2015) auf die Kohlenstoffspeicherung in Wäldern und deren Freisetzung durch energetische Nutzung. Die Diskussion über den korrekten Ansatz bzw. die Diskontrate nicht finanzieller Ökosystemleistungen läuft derzeit noch (Baumgärtner et al. 2015; Drupp et al. 2018), auch im forstlichen Bereich (Matthies et al. 2019). Bisherige Studien verzichteten

allerdings deshalb überwiegend auf eine Diskontierung der Kohlenstoffspeicherung. Daher wird auch in der vorliegenden Arbeit davon abgesehen.

5.1.2 Diskussion der Datengrundlagen

Die vorliegende Arbeit hat als Simulationsstudie den Vorteil, dass unter sonst gleichen Bedingungen die Eingangsparameter leicht variiert werden können. Dies setzt allerdings voraus, dass manche Annahmen zu den zu Grunde liegenden naturalen Daten und Funktionen vereinfacht werden.

5.1.2.1 Mischungseffekte

Um mit mischungsabhängigen Wachstumsfunktionen zu simulieren, wurde ein linearer Anstieg des Wachstums mit steigenden Anteilen der Mischbaumarten unterstellt. Dieses erreicht sein Maximum bei gleichen Anteilen von Fichte und Buche. Die modellierte Wachstumsfunktion ist jedoch indifferent gegenüber Standort, Behandlung und Alter des Bestandes. Tatsächlich wird ein vom Standort abhängiges Mehrwachstum beobachtet, das zudem nicht linear zunimmt mit zunehmender Beimischung (Pretzsch et al. 2010). Des Weiteren kann das Produktivitätsverhältnis zwischen den Mischbaumarten je nach Bestandesalter variieren (z.B. Forrester und Bauhus 2016, dort: Veränderung der Komplementarität im Verlauf der Bestandesentwicklung). Auch können Durchforstungen, die aus finanzieller Sicht im Modell vorteilhaft sind, die Mischungseffekte wieder aufheben (Pretzsch und Biber 2016). Um zu untersuchen, welche Auswirkungen das Mehrwachstum in Mischbeständen in bio-ökonomischen Modellen ausübt, ist aus Sicht des Autors der vorliegende Ansatz allerdings ausreichend. Die drei Szenarien des Mehrwachstums (kein, niedrig, hoch) decken einen großen Raum der Unsicherheit hinsichtlich der Produktivität in Mischbeständen ab und ermöglichen ein Urteil über den Einfluss auf die optimale Bestandeszusammensetzung.

Die Entwicklung der Überlebenszeitfunktionen ist nicht abgeschlossen. So ist die Überlebenswahrscheinlichkeit für Buche bei Paul et al (2019) und Brandl und Falk (2019) noch von deren Anteil im Mischbestand abhängig. Brandl et al. (2020) konnten diese Mischungssensitivität auf der vorhandenen Datenbasis nicht mehr statistisch signifikant nachweisen. Da diese zum Zeitpunkt der Modellierung diese Ergebnisse nicht vorlagen, sind die älteren, auch für Buche mischungssensitiven Funktionen aus dem Jahr 2019 Datengrundlage für die Risikomodellierung. Im Modell von Brandl et al. (2020) hat die Buche im Mischbestand daher eine geringere Überlebenswahrscheinlicheit als bei Paul et al (2019). Dies würde im Portfolio den vorteilhaften Buchenanteil senken, jedoch vor allem im stochastischen Modell, da letzteres sensitiver auf die Eingangsparameter reagiert als das robuste Modell.

5.1.2.2 Kohlenstoffmodell

Das Kohlenstoffmodell der vorliegenden Arbeit ist sehr vereinfacht. So vernachlässigt es den im Boden gespeicherten Kohlenstoff. Annahme ist, dass eine geänderte Wahl der Bestandestypen nur zu geringfügigen Verschiebungen des Bodenspeichers führen würde. Da eine generelle Umwidmung der Landnutzung beispielsweise in Landwirtschaft nicht vorgesehen ist und die Bestandestypen klassische waldbauliche Systeme sind, ist eine starke Änderung des Bodenkohlenstoffspeichers nicht zu erwarten. Klein und Schulz (2008) zeigen, dass unter Laubholzbeständen die Kohlenstoffgehalte in organischer Auflage und Boden etwa 10 % bzw. 12 % geringer sind als unter Misch- oder Nadelwäldern. Im robusten Modell dürften diese verhältnismäßig geringen Unterschiede zu nur sehr geringen Verschiebungen zugunsten der Fichtenanteile in der Portfoliozusammensetzung führen.

5.2 Diskussion der Fragestellungen

5.2.1 Auswirkungen der Integration von Unsicherheit

Fragestellung 1: Wie verändert die Integration von Unsicherheit die optimale Baumartenwahl bei risikoaversen Entscheidern?

5.2.1.1 Stochastisches Modell

Die Ergebnisse des stochastischen Portfolioansatzes in der vorliegenden Arbeit unterscheiden sich durch einen geringeren Grad der Diversifizierung von bisherigen Studien. Mit ca. 40% Buche war die Beimischung im Bestandesportfolio beispielsweise bei Paul et al. (2019) deutlich höher als im Beispiel in dieser Arbeit, wo nur unter sehr starkem transgressive overyielding 45 % Buche finanziell vorteilhaft sind. Dies ist insbesondere auf Kalkulation des VaR ohne Normalverteilungsannahme zurückzuführen. Da die extremen Werte auf der linken Seite der Häufigkeitsverteilung überwiegend in Buchenteilen der Bestände auftreten, wird dies über den nicht-parametrischen VaR berücksichtigt und die optimalen Bestandesportfolios enthalten niedrigere Buchenanteile. Daher kann davon ausgegangen werden, dass ein Ansatz, der unterstellt, dass die Erträge normalverteilt sind, Risiken für die Buche unterschätzt (Roessiger et al. 2013). Damit leistet diese Arbeit einen neuen Beitrag zum Portfolioansatz und verbessert die Risikoerfassung.

Dragicevic et al. (2016) wiesen über einen Mean-Variance-Ansatz auf Basis der Portfoliotheorie nach, dass bei höherer Risikoaversion die mittleren Erträge verschiedener Waldleistungen zurückgehen und somit eine Risikoprämie auftritt. Die Risikoprämie fällt im hier verwendeten stochastischen Ansatz durch einen niedrigeren Value-at-Risk nicht in Form geringerer Erträge an. Erklärung hierfür ist, dass bei zunehmender Risikoaversion auch die extrem schlechten Quantile der Häufigkeitsverteilung der Erträge berücksichtigt werden. Dies sind buchenreiche Bestände, die nunmehr aus dem Portfolio ausgeschlossen

werden. Da diese ertragsschwächer sind als die fichtenreichen Bestände, steigen in der Folge die Portfolioerträge, der VaR sinkt hingegen.

5.2.1.2 Robustes Modell

Diese Arbeit ergänzt Anwendungsstudien für den forstlichen Bereich die mittels robuster Methoden optimierten. Bisher existieren speziell zur Baumartenwahl nur einzelne Beispiele für die Anwendung robuster Optimierung: Messerer et al. (2017) für robuste Portfolios aus Alterskohorten in ungleichaltrigen Beständen, Uhde et al (2017) für die Baumartenwahl eines chilenischen Forstbetriebes und Jarisch (2019) für einen Forstbetrieb, der plant, landwirtschaftliche Kulturen zur Diversifikation anzubauen. Alle Studien zeigten, dass mit steigender Unsicherheit mehr Optionen in Bestandes- bzw. Betriebsportfolios Eingang finden. Insofern bestätigen die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit die Erwartungen. Aus forstlicher Sicht eine neue Erkenntnis dieser Arbeit ist, dass in der sehr warm-niederschlagarmen Klimaregion mit größerer berücksichtigter Unsicherheit höhere Fichtenanteile auftreten. Der Grund dafür ist, dass die Ökosystemleistung von Buchenbestandestypen sehr variabel ist, obwohl sie in dieser Region hinsichtlich Stabilität und Produktivität überlegen sind. Daher führt die Optimierung bei größerem Unsicherheitsfaktor ebenfalls zur Diversifikation mit Fichtenbestandestypen. Dies widerspricht den auf rein naturalen Risiken beruhenden Modellen, die optimalen Fichtenanteile bei höherer Risikoaversion zu senken (Kölling 2007).

5.2.2 Auswirkungen unterschiedlicher Zielsetzungen

Fragestellung 2: Welche Auswirkungen haben unterschiedliche Zielsetzungen der Forstbetriebe auf die Bestandes- und Betriebsflächenzusammensetzung?

Das robuste Modell dieser Arbeit reagiert auf die Vorgabe der Indikatoren für die Zielfunktion, wohingegen andere Eingangsparameter keine wesentlichen Änderungen bewirken. So führt beispielsweise die Ausrichtung auf Kohlenstoffspeicherung im Vergleich zur Ertragsorientierung zu deutlich höheren Buchenanteilen und Anteilen undurchforsteter Bestandestypen sowie Bestandestypen mit langer Umtriebszeit. Diesen starken Einfluss der Zielsetzung beobachteten auch andere Autoren, beispielsweise Aldea et al. (2014) und Diaz-Balteiro et al. (2017a) in multikriteriellen Optimierungsstudien. Bisherige Optimierungsstudien vernachlässigten allerdings den Aspekt der Unsicherheit, der in dieser Dissertation im Fokus steht. Daher ist eine neue Schlussfolgerung, dass auch bei Unsicherheit der Indikatorwerte die Zielsetzung wesentlich für die Zusammensetzung des optimalen forstlichen Betriebsportfolios ist. Die vorliegende Arbeit untersucht, abgesehen von Uhde et al. (2017), als erste mittels eines robusten multikriteriellen Ansatzes die Baumartenwahl in der Forstwirtschaft unter Unsicherheit. Uhde et al. (2017) errechneten je nach Zielsetzung und deren Gewichtung unterschiedliche optimale Baumartenanteilen für Forstbetriebe in Chile. Der Vergleich zwischen der Optimierung unter einer Zielsetzung

und dem multikriteriellen Ansatz bestätigt dies auch in der vorliegenden Arbeit. Dabei ist die Quantifizierung der Multifunktionalitätsprämie ein Herausstellungsmerkmal der vorliegenden Doktorarbeit. Zudem wird die Multifunktionalitätsprämie für ein Klimawandelszenario berechnet, was bisher nach dem Kenntnisstand des Autors für die Forstwirtschaft in Deutschland erstmals erfolgt.

Bateman et al. (2013) wiesen diese Multifunktionalitätsprämie bereits für die Nutzung landwirtschaftlicher Flächen in Großbritannien nach. In ihrer Studie optimierten sie die Nutzung der landwirtschaftlichen Fläche in Großbritannien. Sie berechneten sowohl für handelbare und nicht handelbare Ökosystemleistungen finanzielle Flächenerträge und maximierten diese in Summe. Abstriche beispielsweise für den Wert der Agrarproduktion traten in Großbritannien auf, wenn monetär höherwertige Ökosystemleistungen wie der Erholungswert der Landschaft bei der Allokation von Land zu Landnutzungstypen beachtet wurden. Letztlich führte dies dazu, dass die ertragsreichste Ökosystemleistung das Portfolio dominierte und andere Ökosystemleistungen verdrängte. Der Ansatz hat daher den Nachteil, dass er im Sinne der schwachen Nachhaltigkeit nur vermarktbare Ökosystemleistungen bewertet und als substituierbar betrachtet. Dies entspricht dem Gedanken der schwachen Nachhaltigkeit (weak sustainabiility, siehe Döring, 2004). Insofern erweitert das Modell dieser Arbeit das Konzept der Multifunktionalitätsprämie um nicht monetär bewertete Ökosystemleistungen und bleibt beim Konzept der starken Nachhaltigkeit.

5.2.3 Finanzielle Konsequenzen des Klimawandels

Fragestellung 3: Welche finanziellen Konsequenzen müssen Forstbetriebe aufgrund des Klimawandels tragen?

Die vorliegende Arbeit kommt zum Ergebnis, dass der Klimawandel die Bereitstellung von Ökosystemleistungen und die Erträge der Forstwirtschaft wesentlich beeinflussen wird. Die Betriebe und Bestände sind trotz Anpassungsmaßnahmen nicht in der Lage, das (finanzielle) Ertragsniveau zu halten, wenn als Alternative nur Fichte und Buche zur Verfügung stehen. Einzelne Studien untersuchen bereits die finanziellen Konsequenzen des Klimawandels (Perez-Garcia et al. 2002). So deutliche und in den finanziellen Auswirkungen quantifizierte Ergebnisse wie in der vorliegenden Arbeit lagen für Deutschland allerdings bisher nicht vor.

Hanewinkel (2001) untersuchte die finanziellen Folgen eines Waldumbaus von Fichtenreinbeständen hin zu ungleichaltrigen Fichten-Buchenbeständen für eine Studienregion in Deutschland. Er kam zum Ergebnis, dass der erzielte jährliche Ertrag des umgebauten Bestandes nur 5 % unter dem eines Fichtenreinbestandes liegen dürfte, um ökonomisch einen Waldumbau zu begründen. Dies war aber insoweit zu kurz gegriffen, da sich die naturale Produktionsgrundlage der Forstbetriebe ändert und zukünftig noch

unsicherer ist. Die absolute Höhe des Ertrages sollte daher nicht allein Maßstab für die optimale Bestandes- und Betriebsstruktur sein. Indem der methodische Ansatz der vorliegenden Arbeit die Varianz der Zielkriterien berücksichtigt, schafft er eine neue Grundlage zur Bewertung der Anpassungsmaßnahmen. Aus Sicht eines risikoaversen Entscheiders ist der Waldumbau auch dann ökonomisch gerechtfertigt, wenn er eine Risikoprämie in Form einer Ertragsreduzierung zahlen muss. Sowohl die optimale Bestandeszusammensetzung mit maximalem VaR als auch das robuste Modell zeigen dies.

Hanewinkel et al. (2013b) modellierten die Veränderung der ökologischen Nischen der derzeitigen Wirtschaftsbaumarten in Europa und der damit verbundenen Anbaumöglichkeiten. Dies führte zu hohen rechnerischen Wertverlusten der Wälder. Der Bodenertragswert könne danach bis zum Jahr 2100 um bis zu 30 % sinken, je nach Schwere des Klimawandels. Ausschlaggebend dabei war insbesondere der Rückgang der für die Bewirtschaftung mit Fichte geeigneten Fläche. Die Daten in der vorliegenden Doktorarbeit quantifizieren Verluste für Forstbetriebe von rund 70 % bei robuster, ertragsorientierter Optimierung. Die stochastische Optimierung auf Bestandesebene erzielt im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima trotz der Anpassung des Buchen-Fichten-Verhältnisses nur 13 % bis 49 % der Annuitäten der kühl-niederschlagsarmen Region, abhängig vom Szenario der Mischwuchseffekte. Somit sind die Klimawandelfolgen deutlich höhere finanzielle Einbußen als bei Hanewinkel et al. (2013b). Das RCP8.5-Szenario ist allerdings eine sehr pessimistische Variante des Klimawandels. Die Unterschiede begründen sich außerdem noch dadurch, dass hier das Ausgangsszenario ein ertragsreicher Fichtenstandort ist, bei Hanewinkel et al. (2013b) ein weites Spektrum an Wachstumsbedingungen aus Europa. Darüber hinaus erreicht der stochastische Ansatz relativ zum Ausgangsniveau deutlich weniger finanziellen Ertrag unter dem Klimawandelszenario als der robuste Ansatz. Eine mögliche Erklärung für die unterschiedlichen Niveaus zwischen den Optimierungsansätzen ist, dass auf Betriebsebene im Modell mehr Optionen zur Verfügung stehen. Insbesondere die Anpassung der Umtriebszeit wäre auf Bestandesebene eine Möglichkeit, die Ertragssituation zu verbessern.

5.2.4 Auswirkungen von Wachstumseffekten in Mischbeständen

Fragestellung 4: Wie wirken sich Wachstumseffekte in Mischbeständen auf die finanziell optimale Bestandeszusammensetzung aus?

Die Ergebnisse zeigen, dass Wachstumseffekte in Mischbeständen das optimale Bauartenverhältnis im Bestand zugunsten der Buche verschieben können. Allerdings, das ist auch wichtig, muss dazu das Wachstum deutlich höher sein. García-Robredo (2018) beurteilte ebenfalls mit einem bioökonomischen Mean-Variance-Ansatz den Effekt von Baumarteninteraktionen auf den Ertrag in Mischbeständen. Er unterstellte transgressive overyielding im Mischbestand. Der Bodenertragswert war in Mischbeständen deutlich höher und bei einem Verhältnis von 60 % Buche und 40 % Waldkiefer (*Pinus sylvestris L.*) maximal. Bei Berücksichtigung von Risiko waren daher Bestandesportfolios optimal, in denen der Anteil der Baumart mit dem höchsten Bodenreinertrag im Reinbestand zugunsten der alternativen Baumart um etwa 40 Prozentpunkte reduziert war. Dies ist deutlich höher als in den meisten Szenarien des stochastischen Ansatzes in der vorliegenden Arbeit. Allerdings verwendete García-Robredo (2018) einen Mean-Variance-Ansatz und unterstellte normalverteilte Erträge. Die vorliegende Doktorarbeit geht hingegen von den tatsächlich vorliegenden schiefen Verteilungen der Erträge aus. Dies führt dazu, dass die Buche nur dort in nennenswerten Anteilen vorteilhaft im Portfolio ist, wo ihre Produktivität derjenigen der Fichte gleich kommt oder wenn die Wachstumseffekte stark sind.

Fazit dieser Arbeit zur ökonomischen Bedeutung der Wachstumseffekte ist, dass bei starkem Mehrzuwachs im Mischbestand, Wachstumseffekte das finanzielle Ergebnis eines Bestandesportfolios verbessern und höhere Beimischungen auch bei Risikoüberlegungen klar vorteilhaft sind. Fällt das overyielding geringer aus, sind die vorteilhaften Beimischungsanteile der jeweils unproduktiveren Baumart deutlich geringer. Im stochastischen Modell wirkt in Einzelmischung sogar der Stabilisierungseffekt dieser Wirkung der Mischungseffekte entgegen. Eine verbesserte Bestandesstabilität durch Beimischung von Laubholz zur Fichte erhöht im Mean-Variance-Ansatz eher die Fichtenanteile (Roessiger et al. 2013), da für Fichte die Varianz sinkt.

6 Schlussfolgerungen und Empfehlungen

6.1 Eignung der Methodik zur Unterstützung der Baumartenwahl

6.1.1 Mischwälder als optimale Wälder in Deutschland

Weltweit setzt sich der Großteil der gepflanzten Wälder (Plantagen) aus wenigen Arten zusammen, oftmals handelt es sich um Reinbestände (Jactel et al. 2017). Die Ausdehnung der künstlich begründeten Wälder nimmt zu, die Vorteile von Mischwäldern sind aus zahlreichen Studien (Kelty 2006; Bauhus et al. 2017) bekannt, dennoch werden viele Bestände auch heute noch mit einer oder wenigen Arten begründet. Die Ursache, so Bauhus und Schmerbeck (2010), könnten die Unsicherheiten in den Vorhersagen der Ökosystemleistung von Mischwäldern sein. Die vorliegende Arbeit trägt dazu bei, diese Unsicherheit zu berücksichtigen. Die optimalen Lösungen umfassen je nach Risikoniveau eine große Varianz der Indikatoren.

Selbst die stochastische, rein finanzielle Optimierung lässt dabei die Schlussfolgerung zu, dass für risikoaverse Entscheider eine Beimischung der Buche zur Fichte vorteilhaft ist. Speziell die Mischung aus Buche und Fichte ist in dieser Hinsicht waldbaulich erprobt und umsetzbar. Baumarten mit weiter divergierenden ökologischen Nischen sind in der Praxis allerdings schwerer zu kombinieren. Der robuste multikriterielle Ansatz könnte hier einen Weg aufzeigen: Er geht über den stochastischen Ansatz hinaus und weist normativ darauf hin, dass Forstbetriebe immer beide Baumarten im Modell berücksichtigen sollten. Nur bei geringer Unsicherheit und bei Fokus auf einzelne Zielsetzungen (hier: Ertrag oder Stabilität) sind Reinbestände bzw. wenig diversifizierte Betriebe vorteilhaft. Für konkurrenzschwache Baumarten ist auf Betriebsebene eine Beteiligung in Reinbeständen daher möglich, wo auf Bestandesebene dies waldbaulich nicht gut möglich ist.

6.1.2 Strategien der Mischung

Kleinflächig gilt, dass Ergebnisse aus dem ganzen Spektrum ihrer Häufigkeitsverteilung eintreten können. Kleine Betriebe können sehr schlechte, zufallsgesteuerte Ergebnisse (z.B. Kalamität in Fichtenbeständen) allerdings nicht auf anderen Flächen ausgleichen, wie dies im robusten Ansatz auf Betriebsebene möglich ist. Sie tragen somit auf Bestandesebene das Risiko in diesem Fall voll, da die Diversifikation fehlt. In diesem Fall können weitergehende bestandesorientierte Optimierungsansätze (wie im vorliegenden Fall oder bei Messerer et al. (2020)) Möglichkeiten zur Risikominderung auf kleinerer Fläche aufzeigen.

Um in Situationen, die aufgrund standörtlicher Bedingungen, schlechter Pflanzgutversorgung oder einschränkenden Wildbestandes o.ä. die Baumartenwahl einschränken, dennoch Risiken zu streuen und Ökosystemleistungen zu erhalten, können

Waldbesitzer auch über Umtriebszeit und Behandlung auf Betriebsebene diversifizieren. Messerer et al. (2017) erreichten hingegen auch auf Bestandesebene eine Diversifikation über Alterskohorten, d.h. einen zeitlich gestaffelten Einschlag einzelner Bestandesteilflächen. Weitere Elemente der Diversifikation auf Bestandesebene können qualitätssteigernde Maßnahmen, z.B. Astung (Neuner et al. 2013) sein.

Für Waldbesitzer ist es wichtig, auch diese Mischungsstrategien in ihr betriebliches Management zu integrieren, wie die Arbeit zeigt. Die Baumartenwahl beeinflusst über Wachstum und Holzerträge insbesondere die Annuitäten. Auch die Stabilität der Baumarten unterscheidet sich teilweise stark. Historisch gesehen wirken hohe Fichtenanteile destabilisierend auf Wälder (Brandl et al. 2020), der Klimawandel könnte in Zukunft auch die Stabilität der Buche negativ beeinflussen (Geßler et al. 2006), da ihre Anpassung an Trockenperioden und Staunässe gering ist.

Für die Kohlenstoffspeicherung ist die Baumartenwahl in der vorliegenden Studie von untergeordneter Bedeutung. Dies ist auf die höhere Kohlenstoffspeicherung der Buche im Vergleich zur Fichte zurückzuführen. Buche leistet aufgrund höherer Holzdichte trotz geringerer Zuwächse einen ähnlichen bis knapp höheren Beitrag zum Klimaschutz. Viel wesentlicher ist in diesem Fall die Länge der Umtriebszeit. Für die Stabilisierung von Wäldern und die Ertragssituation der Forstbetriebe ist eine Verkürzung der Umtriebszeiten vorteilhaft. Im Modell erhöhen längere Umtriebszeiten das naturale Risiko und vermindern die Annuitäten– je nach gefordertem Zinsniveau. Gleichzeitig sorgen längere Umtriebszeiten aber vor, sollen gesellschaftliche Ansprüche hinsichtlich der Kohlenstoffspeicherung (im Modell enthalten), möglicherweise aber auch der Biodiversität oder des Landschaftbildes (nicht enthalten) berücksichtigt werden. Das hier verwendete Modell der Überlebenswahrscheinlichkeit kann den Einfluss von Durchforstungen nicht berücksichtigen. Studien zeigten, dass durchforstete Wälder unter Umständen stabiler sind (Rai et al. 2010; Albrecht et al. 2012), wobei je nach Lage und Zielsetzung (Schutzgut) eine Veränderung des Bestockungsgrades auch negativen Einfluss hatte (Hanewinkel et al. 2013a; Sebald et al. 2019).

6.2 Anknüpfung an naturale Risikomodelle

In Deutschland empfehlen öffentliche Stellen (Forstverwaltungen, Forstliche Forschungsanstalten, Umweltschutzbehörden) den Anbau bestimmter Baumarten für private, aber auch öffentliche Wälder (Thüringen Forst 2015; Ministerium für Umwelt, Landwirtschaft, Natur- und Verbraucherschutz NRW 2019; Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe e. V. (FNR) 2020). Diese Empfehlungen adressierten in den letzten Jahren gezielt den Klimawandel (Reif et al. 2010; Falk et al. 2013). Die Fachstellen berücksichtigen in jüngerer Zeit auch bislang selten wirtschaftlich genutzte heimische oder fremdländische Baumarten (Avila und Albrecht; Springer et al. 2019). Die Ratschläge zur Baumartenwahl

stützen sich überwiegend auf das Konzept der ökologischen Nischen und deren Veränderungen durch den Klimawandel. Zur Simulation des Klimawandels wenden die Richtlinien meist den Vergleich mit analogen Klimaregionen an, teilweise auch für verschiedene RCP-Szenarien. Was aus Sicht der Forstökonomie den Baumartenempfehlungen oftmals fehlt, ist eine finanzielle Bewertung der Arten bzw. deren Einordnung in die Zielvorstellungen und die Berücksichtigung der individuellen Risikobereitschaft der Waldbesitzer. So enthält die Praxishilfe „Klima – Boden – Baumartenwahl" (Forster et al. 2019) zwar „Leistung" (i.S. der Produktivität) und „Holzverwendung" als Kriterien der Baumartenwahl, eine Einschätzung finanzieller Erträge fehlt jedoch.

Das in dieser Arbeit auf die Regionen in Bayern angewandte robuste Modell ist auch auf andere Regionen übertragbar. Voraussetzung sind entsprechende waldwachstumskundliche Daten. Der Optimierungsalgorithmus bestimmt für das spezifische Unsicherheitsniveau und die Zielsetzungen jeweils die vorteilhafte Baumartenmischung. Diese kann im Vergleich mit rein naturalen Risikomodellen Entscheidern helfen, beispielweise den individuell optimalen Fichtenanteil zu bestimmen.

Insgesamt verdeutlichen die Ergebnisse, wie wichtig die Orientierung an den Vorgaben des Entscheiders ist, seien es Privatpersonen oder öffentliche Gremien. Methodisch erweitert die vorliegende Arbeit den bestehenden Orientierungsrahmen für die Baumartenwahl, der als Beratungsinstrument zur Verfügung steht, um die wichtigen Komponenten Risikoniveau und Zielsetzungen.

6.3 Politische Ebene

6.3.1 Leistungen der Forstbetriebe für das Gemeinwohl

Auf politischer Ebene zeigen insbesondere die erwarteten Annuitäten, dass sowohl für Risikovermeidung als auch Multifunktionalität Prämien, im Sinne eines geringeren finanziellen Erfolges, auf die Forstbetriebe zukommen. Möhring und Rüping (2008) bewerteten über die Annuität die finanziellen Verluste, die Forstbetrieben entstehen, wenn sie Naturschutzleistungen erbringen. Insbesondere, wenn Forstbetriebe Gemeinwohlziele (hier: Walderhalt, Kohlenstoffspeicherung, generell: Waldleistungen für die Gesellschaft) erfüllen, die bisher keinen Marktwert haben, können diese Prämien daher als Grundlage für eine Diskussion zu finanziellen Transfers dienen, die als Anreize für die Bereitstellung dieser Leistungen dienen können.

6.3.2 Beitrag zur Klimawandeldiskussion

Der methodische Ansatz leistet einen Beitrag zur Versachlichung der Klimawandeldiskussion in der Forstwirtschaft. Einmal dadurch, dass der Fokus von den derzeit sehr hohen naturalen und finanziellen Schäden auf die Ökosystemleistungen

allgemein gelenkt wird. Diese werden insbesondere durch diversifizierte Betriebe erbracht. Eine Ausgangssituation, in der bereits durch Naturverjüngung der Fichte auch zukünftig vermeintlich unerwünscht hohe Anteile dieser Baumart auf der Fläche vorhanden sind, kann daher nüchterner beurteilt werden.

6.3.3 Abbau der Hürden für die Diversifizierung

Die Probleme für Kleinst- und Kleinbetriebe bei der Diversifizierung sind teilweise gravierend und mit entsprechenden Einbußen der Ökosystemleistungen verbunden. Auf politischer Ebene stützen die Forschungsergebnisse daher Bemühungen um beispielsweise einen waldumbaugerechten Wildbestand oder eine Restrukturierung der Besitzverhältnisse.

7 Ausblick und Forschungsbedarf

Die Doktorarbeit zeigt die großen Unterschiede, die eine Änderung der Zielsetzung für die Baumartenwahl hat. Jedoch fehlt noch eine Zielsetzung, die Ökosystemleistungen aus dem Bereich Biodiversität berücksichtigt und die Auswirkungen auf die Betriebsportfolios untersucht. Dies wäre eine wünschenswerte Erweiterung der Methodik.

Daneben werden verschiedene Ansätze verknüpft, um die Frage der Baumartenwahl unter Risiko und Klimawandel zu beantworten. Das Methodenset erscheint hierfür erprobt und geeignet. Das bisher untersuchte Baumartenspektrum ist mit Fichte und Buche allerdings nicht ausreichend. Eine Erweiterung der Bestandestypen um klimatolerantere Nadelhölzer und Laubhölzer wäre ein wichtiger Wissensgewinn für Forschung und Praxis.

Dazu liegen bereits Überlebenswahrscheinlichkeiten für andere Hauptbaumarten und wichtige Mischbaumarten vor (Brandl et al. 2020). Diese bieten wichtige Informationen zum Überleben aller Hauptbaumarten inkl. Tanne und Douglasie und sind hervorragend geeignet, die im vorliegenden Bericht dargestellte Simulationsstudie zu erweitern.

8 Literaturverzeichnis

Albert, M.; Hansen, J.; Nagel, J.; Schmidt, M.; Spellmann, H. (2015): Assessing risks and uncertainties in forest dynamics under different management scenarios and climate change. *For. Ecosyst.* 2 (1), S. 7063. DOI: 10.1186/s40663-015-0036-5.

Albrecht, A.; Hanewinkel, M.; Bauhus, J.; Kohnle, U. (2012): How does silviculture affect storm damage in forests of south-western Germany? Results from empirical modeling based on long-term observations. *Eur J Forest Res* 131 (1), S. 229–247. DOI: 10.1007/s10342-010-0432-x.

Aldea, J.; Martínez-Peña, F.; Romero, C.; Diaz-Balteiro, L. (2014): Participatory Goal Programming in Forest Management: An Application Integrating Several Ecosystem Services. *Forests* 5 (12), S. 3352–3371. DOI: 10.3390/f5123352.

Alexander, S.; Coleman, T. F.; Li, Y. (2006): Minimizing CVaR and VaR for a portfolio of derivatives. *Journal of Banking & Finance* 30 (2), S. 583–605. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2005.04.012.

Álvarez-Miranda, E.; Garcia-Gonzalo, J.; Ulloa-Fierro, F.; Weintraub, A.; Barreiro, S. (2018): A multicriteria optimization model for sustainable forest management under climate change uncertainty: An application in Portugal. *European Journal of Operational Research* 269 (1), S. 79–98. DOI: 10.1016/j.ejor.2017.04.052.

Ammer, C. (2018): Diversity and forest productivity in a changing climate. *The New phytologist*. DOI: 10.1111/nph.15263.

Andersson, E.; Keskitalo, E. C. H.; Bergstén, S. (2018): In the eye of the storm: adaptation logics of forest owners in management and planning in Swedish areas. *Scandinavian Journal of Forest Research* 33 (8), S. 800–808. DOI: 10.1080/02827581.2018.1494305.

Andersson, F.; Mausser, H.; Rosen, D.; Uryasev, S. (2001): Credit risk optimization with Conditional Value-at-Risk criterion. *Math. Program.* 89 (2), S. 273–291. DOI: 10.1007/PL00011399.

Anthoff, D.; Tol, R. S. J.; Yohe, G. W. (2009): Risk aversion, time preference, and the social cost of carbon. *Environ. Res. Lett.* 4 (2), S. 24002. DOI: 10.1088/1748-9326/4/2/024002.

Attiwill, P. M. (1994): The disturbance of forest ecosystems: the ecological basis for conservative management. *Forest Ecology and Management* 63 (2-3), S. 247–300. DOI: 10.1016/0378-1127(94)90114-7.

Augustynczik, A. L. D.; Yousefpour, R. (2019): Balancing forest profitability and deadwood maintenance in European commercial forests: a robust optimization approach. *European Journal of Forest Research* 138 (1), S. 53–64. DOI: 10.1007/s10342-018-1153-9.

Avila, A. L. d.; Albrecht, A.: Alternative Baumarten im Klimawandel. Artensteckbriefe - eine Stoffsammlung. Forstliche Versuchs- und Forschungsanstalt Baden-Württemberg. Freiburg.

Bateman, I. J.; Harwood, A. R.; Mace, G. M.; Watson, R. T.; Abson, D. J.; Andrews, B.; Binner, A.; Crowe, A.; Day, B. H.; Dugdale, S.; Fezzi, C.; Foden, J.; Hadley, D.; Haines-Young, R.; Hulme, M.; Kontoleon, A.; Lovett, A. A.; Munday, P.; Pascual, U.; Paterson, J.; Perino, G.; Sen, A.; Siriwardena, G.; van Soest, D.; Termansen, M. (2013): Bringing ecosystem services into economic decision-making: land use in the United Kingdom. *Science (New York, N.Y.)* 341 (6141), S. 45–50. DOI: 10.1126/science.1234379.

Bauhus, J.; Forrester, D. I.; Gardiner, B.; Jactel, H.; Vallejo, R.; Pretzsch, H. (2017): Ecological Stability of Mixed-Species Forests. In: Hans Pretzsch, David I. Forrester und Jürgen Bauhus (Hg.): Mixed-Species Forests, Bd. 131. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 337–382.

Bauhus, J.; Schmerbeck, J. (2010): Silvicultural options to enhance and use forest plantation biodiversity. In: Jürgen Bauhus, Peter H. van der Meer und Markku Kanninen (Hg.): Ecosystem goods and services from plantation forests. Washington, D.C: Earthscan (The Earthscan forest library), S. 96–139.

Baumgärtner, S.; Klein, A. M.; Thiel, D.; Winkler, K. (2015): Ramsey Discounting of Ecosystem Services. *Environ Resource Econ* 61 (2), S. 273–296. DOI: 10.1007/s10640-014-9792-x.

Bayerische Staatsforstverwaltung/ Bayerische Staatsforsten (Hg.) (1976 - 2015): Holzeinschlag- und Holzpreisstatistik für den Staatswald in Bayern. 1976 - 2015.

Beinhofer, B. (2007): Zum Einfluss von Risiko auf den optimalen Zieldurchmesser der Fichte. *Forstarchiv* 78 (4), S. 117–124. DOI: 10.4432/0300-4112-78-117.

Beinhofer, B. (2008): Zum optimalen Einschlagszeitpunkt von Fichtenbeständen. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* 179, S. 121–132.

Beinhofer, B. (2009): Zur Anwendung der Portfoliotheorie in der Forstwissenschaft – Finanzielle Optimierungsansätze zur Bewertung von Diversifikationseffekten. Dissertation. Technische Universität München, Freising. Fachgebiet für Waldinventur und nachhaltige Nutzung.

Ben-Tal, A.; Boyd, S.; Nemirovski, A. (2006): Extending Scope of Robust Optimization: Comprehensive Robust Counterparts of Uncertain Problems. *Math. Program., Ser. B* 107 (1-2), S. 63–89. DOI: 10.1007/s10107-005-0679-z.

Ben-Tal, A.; Nemirovski, A. (1999): Robust solutions of uncertain linear programs. *Operations Research Letters* 25 (1), S. 1–13. DOI: 10.1016/S0167-6377(99)00016-4.

Ben-Tal, A.; Nemirovski, A.; El Ghaoui, L. (2009): Robust optimization. Princeton series in applied mathematics. Princeton University Press. Princeton.

Bertsimas, D.; Brown, D. B. (2009): Constructing Uncertainty Sets for Robust Linear Optimization. *Operations Research* 57 (6), S. 1483–1495. DOI: 10.1287/opre.1080.0646.

Bertsimas, D.; Brown, D. B.; Caramanis, C. (2011): Theory and Applications of Robust Optimization. *SIAM Rev.* 53 (3), S. 464–501. DOI: 10.1137/080734510.

Biber, P.; Knoke, T.; Pretzsch, H. (2013): Eine waldwachstumskundlich-ökonomische Simulationsstudie zu Effekten der Baumartenmischung Fichte-Buche. Konzept und erste ertragskundliche Ergebnisse. DVFFA, Sektion Ertragskunde, 2013.

Bielak, K.; Dudzińska, M.; Pretzsch, H. (2014): Mixed stands of Scots pine (Pinus sylvestris L.) and Norway spruce [Picea abies (L.) Karst] can be more productive than monocultures. Evidence from over 100 years of observation of long-term experiments. *Forest Syst* 23 (3), S. 573. DOI: 10.5424/fs/2014233-06195.

Bielak, K.; Dudzińska, M.; Pretzsch, H. (2015): Volume growth of mixed−species versus pure stands: results from selected long−term experimental plots in Central Europe. *SYLWAN* 159 (1), S. 22–35.

Bikchandani, S.; Riley, J. G.; Hirshleifer, J. (2013): The Analytics of Uncertainty and Information. Second edition. Cambridge surveys of economic literature. Cambridge University Press. Cambridge.

Blanco, V.; Brown, C.; Rounsevell, M. (2015): Characterising forest owners through their objectives, attributes and management strategies. *European Journal of Forest Research* 134 (6), S. 1027–1041. DOI: 10.1007/s10342-015-0907-x.

Bolte, A.; Ammer, C.; Löf, M.; Madsen, P.; Nabuurs, G.-J.; Schall, P.; Spathelf, P.; Rock, J. (2009): Adaptive forest management in central Europe: Climate change impacts, strategies and integrative concept. *Scandinavian Journal of Forest Research* 24 (6), S. 473–482. DOI: 10.1080/02827580903418224.

Bolte, A.; Ammer, C.; Löf, M.; Nabuurs, G.-J.; Schall, P.; Spathelf, P. (2010): Adaptive Forest Management: A Prerequisite for Sustainable Forestry in the Face of Climate Change. In: Peter Spathelf (Hg.): Sustainable forest management in a changing world: a European perspective, Bd. 19. Dordrecht: Springer (Managing Forest Ecosystems, 19), S. 115–139. 16.01.2020, zuletzt geprüft am 16.01.2020.

Boyd, I. L.; Freer-Smith, P. H.; Gilligan, C. A.; Godfray, H. C. J. (2013): The consequence of tree pests and diseases for ecosystem services. *Science (New York, N.Y.)* 342 (6160), S. 1235773. DOI: 10.1126/science.1235773.

Brandl, S.; Falk, W. (2019): Mortalität von Fichte und Buche - Einfluss von Klima und Mischung. *Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge* (2), S. 10–13.

Brandl, S.; Paul, C.; Knoke, T.; Falk, W. (2020): The influence of climate and management on survival probability for Germany's most important tree species. *Forest Ecology and Management* 458, S. 117652. DOI: 10.1016/j.foreco.2019.117652.

Brasseur, Guy; Jacob, Daniela; Schuck-Zöller, Susanne (Hg.) (2017): Klimawandel in Deutschland. Entwicklung, Folgen, Risiken und Perspektiven. Berlin. Springer Spektrum.

Brockerhoff, E. G.; Barbaro, L.; Castagneyrol, B.; Forrester, D. I.; Gardiner, B.; González-Olabarria, J. R.; Lyver, P. O.; Meurisse, N.; Oxbrough, A.; Taki, H.; Thompson, I. D.; van der Plas, F.; Jactel, H. (2017): Forest biodiversity, ecosystem functioning and the provision of ecosystem services. *Biodivers Conserv* 26 (13), S. 3005–3035. DOI: 10.1007/s10531-017-1453-2.

Brunette, M.; Dragicevic, A.; Lenglet, J.; Niedzwiedz, A.; Badeau, V.; Dupouey, J.-L. (2017a): Biotechnical portfolio management of mixed-species forests. *J Bioecon* 19 (2), S. 223–245. DOI: 10.1007/s10818-017-9247-x.

Brunette, M.; Foncel, J.; Kéré, E. N. (2017b): Attitude Towards Risk and Production Decision: an Empirical Analysis on French Private Forest Owners. *Environ Model Assess* 22 (6), S. 563–576. DOI: 10.1007/s10666-017-9570-6.

Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) (Hg.) (2020): Nachhaltige Waldwirtschaft. Online verfügbar unter https://www.bmel.de/DE/Wald-Fischerei/Forst-Holzwirtschaft/Forstwirtschaft-node.html11.3.202011.3.2020, zuletzt aktualisiert am 11.03.2020, zuletzt geprüft am 11.03.2020.

Bundesministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (BMELV) (Hg.) (2011): Waldstrategie 2020. Nachhaltige Waldbewirtschaftung – eine gesellschaftliche Chance und Herausforderung. Bonn. 28.05.20202011, zuletzt geprüft am 28.05.2020.

Callaway, R. M.; Walker, L. R. (1997): Competition and Facilitation: a Synthetic Approach to Interactions in Plant Communities. *Ecology* 78 (7), S. 1958–1965. DOI: 10.1890/0012-9658(1997)078[1958:CAFASA]2.0.CO;2.

Castro, L. M.; Härtl, F.; Ochoa, S.; Calvas, B.; Izquierdo, L.; Knoke, T. (2018): Integrated bio-economic models as tools to support land-use decision making: a review of potential and limitations. *J Bioecon* 20 (2), S. 183–211. DOI: 10.1007/s10818-018-9270-6.

Clasen, C.; Griess, V. C.; Knoke, T. (2011): Financial consequences of losing admixed tree species. A new approach to value increased financial risks by ungulate browsing. *Forest Policy and Economics* 13 (6), S. 503–511. DOI: 10.1016/j.forpol.2011.05.005.

Clasen, C.; Knoke, T. (2010): Abschlussbericht zum Projekt 220. Finanzielle Konsequenzen des Verlustes von Mischbaumarten durch Rehwildverbiss. Freising. 2010.

Clasen, C.; Knoke, T. (2013): Site conditions have an impact on compensation payments for the loss of tree species in mixed forests. *Forestry* 86 (5), S. 533–542. DOI: 10.1093/forestry/cpt027.

Clasen, C.; Mosandl, R.; Knoke, T. (2017): Die Berücksichtigung von Risiken durch den Verlust von Mischbaumarten. Ein neuer Aspekt in der Wildschadensbewertung. *Ökojagd* 21 (1), S. 12–20.

Coll, L.; Ameztegui, A.; Collet, C.; Löf, M.; Mason, B.; Pach, M.; Verheyen, K.; Abrudan, I.; Barbati, A.; Barreiro, S.; Bielak, K.; Bravo-Oviedo, A.; Ferrari, B.; Govedar, Z.; Kulhavy, J.; Lazdina, D.; Metslaid, M.; Mohren, F.; Pereira, M.; Peric, S.; Rasztovits, E.; Short, I.; Spathelf, P.; Sterba, H.; Stojanovic, D.; Valsta, L.; Zlatanov, T.; Ponette, Q. (2018): Knowledge gaps about mixed forests. What do European forest managers want to know and what answers can science provide? *Forest Ecology and Management* 407, S. 106–115. DOI: 10.1016/j.foreco.2017.10.055.

Couture, S.; Cros, M.-J.; Sabbadin, R. (2016): Risk aversion and optimal management of an uneven-aged forest under risk of windthrow: A Markov decision process approach. *Journal of Forest Economics* 25, S. 94–114. DOI: 10.1016/j.jfe.2016.08.002.

Cuong, T.; Chinh, T. T. Q.; Zhang, Y.; Xie, Y. (2020): Economic Performance of Forest Plantations in Vietnam: Eucalyptus, Acacia mangium, and Manglietia conifera. *Forests* 11 (3), S. 284. DOI: 10.3390/f11030284.

del Río, M.; Pretzsch, H.; Alberdi, I.; Bielak, K.; Bravo, F.; Brunner, A.; Condés, S.; Ducey, M. J.; Fonseca, T.; Lüpke, N. von; Pach, M.; Peric, S.; Perot, T.; Souidi, Z.; Spathelf, P.; Sterba, H.; Tijardovic, M.; Tomé, M.; Vallet, P.; Bravo-Oviedo, A. (2016): Characterization of the structure, dynamics, and productivity of mixed-species stands. Review and perspectives. *Eur J Forest Res* 135 (1), S. 23–49. DOI: 10.1007/s10342-015-0927-6.

Delb, H.; Grüner, J.; John, R.; Kautz, M.; Seitz, G.; Wußler, J. (2019): Borkenkäfer und Konsorten geben keine Ruhe – die aktuelle Waldschutzsituation 2019. *FVA-Einblick* (3), S. 7–14.

Detten, R. von; Hanewinkel, M. (2017): Strategies of Handling Risk and Uncertainty in Forest Management in Central Europe. *Curr Forestry Rep* 3 (1), S. 60–73. DOI: 10.1007/s40725-017-0050-7.

Deutscher Wetterdienst (DWD) (Hg.) (2020): Klimakarten Deutschland. Offenbach. Online verfügbar unter https://www.dwd.de/DE/leistungen/klimakartendeutschland/klimakartendeutschland.html?nn=49566210.03.20202020, zuletzt geprüft am 10.03.2020.

Diaz-Balteiro, L.; Alonso, R.; Martínez-Jaúregui, M.; Pardos, M. (2017a): Selecting the best forest management alternative by aggregating ecosystem services indicators over time: A case study in central Spain. *Ecological Indicators* 72, S. 322–329. DOI: 10.1016/j.ecolind.2016.06.025.

Diaz-Balteiro, L.; Belavenutti, P.; Ezquerro, M.; González-Pachón, J.; Ribeiro Nobre, S.; Romero, C. (2018): Measuring the sustainability of a natural system by using multi-criteria distance function methods: Some critical issues. *Journal of environmental management* 214, S. 197–203. DOI: 10.1016/j.jenvman.2018.03.005.

Diaz-Balteiro, L.; González-Pachón, J.; Romero, C. (2017b): Measuring systems sustainability with multi-criteria methods: A critical review. *European Journal of Operational Research* 258 (2), S. 607–616. DOI: 10.1016/j.ejor.2016.08.075.

Diaz-Balteiro, L.; Romero, C. (2004): Sustainability of forest management plans: a discrete goal programming approach. *Journal of environmental management* 71 (4), S. 351–359. DOI: 10.1016/j.jenvman.2004.04.001.

Diaz-Balteiro, L.; Romero, C. (2007): Multiple Criteria Decision-Making in Forest Planning: Recent Results and Current Challenges. In: Andres Weintraub, Trond Bjørndal, Rafael Epstein, Jaime Miranda und Carlos Romero (Hg.): Handbook Of Operations Research In Natural Resources, Bd. 99. Boston, MA: Springer Science+Business Media LLC (International Series In Operations Research amp Mana, 99), S. 473–488. 09.10.2019, zuletzt geprüft am 09.10.2019.

Dieter, M. (2001): Land expectation values for spruce and beech calculated with Monte Carlo modelling techniques. *Forest Policy and Economics* 2 (2), S. 157–166. DOI: 10.1016/S1389-9341(01)00045-4.

Dirnberger, G.; Sterba, H.; Condés, S.; Ammer, C.; Annighöfer, P.; Avdagić, A.; Bielak, K.; Brazaitis, G.; Coll, L.; Heym, M.; Hurt, V.; Kurylyak, V.; Motta, R.; Pach, M.; Ponette, Q.; Ruiz-Peinado, R.; Skrzyszewski, J.; Šrámek, V.; Streel, G. de; Svoboda, M.; Zlatanov, T.; Pretzsch, H. (2017): Species proportions by area in mixtures of Scots pine (Pinus sylvestris L.) and European beech (Fagus sylvatica L.). *Eur J Forest Res* 136 (1), S. 171–183. DOI: 10.1007/s10342-016-1017-0.

Döring, R. (2004): Wie stark ist schwache, wie schwach starke Nachhaltigkeit? Hg. v. Universität Greifswald. Rechts- und Staatswissenschaftliche Fakultät. Greifswald (Wirtschaftswissenschaftliche Diskussionspapiere, 08). 30.03.20202004, zuletzt geprüft am 30.03.2020.

Dragicevic, A.; Lobianco, A.; Leblois, A. (2016): Forest planning and productivity-risk trade-off through the Markowitz mean-variance model. *Forest Policy and Economics* 64, S. 25–34. DOI: 10.1016/j.forpol.2015.12.010.

Drupp, M. A.; Freeman, M. C.; Groom, B.; Nesje, F. (2018): Discounting Disentangled. *American Economic Journal: Economic Policy* 10 (4), S. 109–134. DOI: 10.1257/pol.20160240.

Duku-Kaakyire, A.; Nanang, D. M. (2004): Application of real options theory to forestry investment analysis. *Forest Policy and Economics* 6 (6), S. 539–552. DOI: 10.1016/S1389-9341(03)00003-0.

Duncker, P. S.; Raulund-Rasmussen, K.; Gundersen, P.; Katzensteiner, K.; Jong, J. de; Ravn, H. P.; Smith, M.; Eckmüllner, O.; Spiecker, H. (2012): How Forest Management affects Ecosystem Services, including Timber Production and Economic Return: Synergies and Trade-Offs. *Ecology and Society* 17 (4). DOI: 10.5751/ES-05066-170450.

Elton, E. J.; Gruber, M. J.; Brown, S. J.; Goetzmann, W. N. (2014): Modern portfolio theory and investment analysis. Ninth edition. Wiley. Hoboken, NJ.

Estrella, R.; Cattrysse, D.; van Orshoven, J. (2014): Comparison of Three Ideal Point-Based Multi-Criteria Decision Methods for Afforestation Planning. *Forests* 5 (12), S. 3222–3240. DOI: 10.3390/f5123222.

Eyvindson, K.; Hartikainen, M.; Miettinen, K.; Kangas, A. (2018): Integrating risk management tools for regional forest planning: an interactive multiobjective value-at-risk approach. *Can. J. For. Res.* 48 (7), S. 766–773. DOI: 10.1139/cjfr-2017-0365.

Eyvindson, K.; Kangas, A. (2016): Integrating risk preferences in forest harvest scheduling. *Ann. For. Sci.* 73 (2), S. 321–330. DOI: 10.1007/s13595-015-0517-2.

Ezquerro, M.; Pardos, M.; Diaz-Balteiro, L. (2019): Sustainability in Forest Management Revisited Using Multi-Criteria Decision-Making Techniques. *Sustainability* 11 (13), S. 3645. DOI: 10.3390/su11133645.

Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe e. V. (FNR) (Hg.) (2020): Standortansprüche der wichtigsten Waldbaumarten. 01.04.20202020, zuletzt geprüft am 01.04.2020.

Falk, W.; Mellert, K.-H.; Bachmann-Gigl, U.; Kölling, C. (2013): Bäume für die Zukunft: Baumartenwahl auf wissenschaftlicher Grundlage. Anbaurisikokarten jetzt um Boden- und Reliefparameter ergänzt. *LWF aktuell* (94), S. 8–11.

Fasen, V.; Klüppelberg, C.; Menzel, A. (2014): Quantifying Extreme Risks. In: Claudia Klüppelberg, D. Straub und Isabell Welpe (Hg.): Risk -- a multidisciplinary introduction. Cham, New York: Springer, S. 151–181. 21.03.2018, zuletzt geprüft am 21.03.2018.

Faustmann, M. (1849): Berechnung des Werthes, welchen Waldboden, sowie nocht nicht haubare Waldbestände für die Waldwirthschaft haben. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* (15), S. 441–455.

Felton, A.; Nilsson, U.; Sonesson, J.; Felton, A. M.; Roberge, J.-M.; Ranius, T.; Ahlstrom, M.; Bergh, J.; Bjorkman, C.; Boberg, J.; Drossler, L.; Fahlvik, N.; Gong, P.; Holmstrom, E.; Keskitalo, E. C. H.; Klapwijk, M. J.; Laudon, H.; Lundmark, T.; Niklasson, M.; Nordin,

A.; Pettersson, M.; Stenlid, J.; Stens, A.; Wallertz, K. (2016): Replacing monocultures with mixed-species stands: Ecosystem service implications of two production forest alternatives in Sweden. *Ambio* 45 Suppl 2, S. 124–139. DOI: 10.1007/s13280-015-0749-2.

Ferreira, L.; Constantino, M. F.; Borges, J. G. (2014): A stochastic approach to optimize Maritime pine (Pinus pinaster Ait.) stand management scheduling under fire risk. An application in Portugal. *Ann Oper Res* 219 (1), S. 359–377. DOI: 10.1007/s10479-011-0845-z.

Fick, S. E.; Hijmans, R. J. (2017): WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *Int. J. Climatol.* 37, 2017 (12), S. 4302–4315. 2017.

Ficko, A.; Lidestav, G.; Ní Dhubháin, Á.; Karppinen, H.; Zivojinovic, I.; Westin, K. (2019): European private forest owner typologies: A review of methods and use. *Forest Policy and Economics* 99, S. 21–31. DOI: 10.1016/j.forpol.2017.09.010.

Fisher, B.; Turner, R. K.; Morling, P. (2009): Defining and classifying ecosystem services for decision making. *Ecological Economics* 68 (3), S. 643–653. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2008.09.014.

Forrester, D. I. (2017): Ecological and Physiological Processes in Mixed Versus Monospecific Stands. In: Hans Pretzsch, David I. Forrester, Jürgen Bauhus und David Ian Forrester (Hg.): Mixed-Species Forests: Ecology and Management // Mixed-species forests. Ecology and management. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; Springer.

Forrester, D. I.; Bauhus, J. (2016): A Review of Processes Behind Diversity—Productivity Relationships in Forests. *Curr Forestry Rep* 2 (1), S. 45–61. DOI: 10.1007/s40725-016-0031-2.

Forrester, D. I.; Pretzsch, H. (2015): Tamm Review. On the strength of evidence when comparing ecosystem functions of mixtures with monocultures. *Forest Ecology and Management* 356, S. 41–53. DOI: 10.1016/j.foreco.2015.08.016.

Forster, M.; Falk, W.; Reger, B. (2019): Praxishillfe: Klima – Boden – Baumartenwahl. Hg. v. Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft (LWF). Freising. Online verfügbar unter https://www.lwf.bayern.de/mam/cms04/service/dateien/praxishilfe_baumarten_bf.pdf 01.04.20202019, zuletzt geprüft am 01.04.2020.

Friedrich, S.; Paul, C.; Brandl, S.; Biber, P.; Messerer, K.; Knoke, T. (2019): Economic impact of growth effects in mixed stands of Norway spruce and European beech – A simulation based study. *Forest Policy and Economics* 104, S. 65–80. DOI: 10.1016/j.forpol.2019.04.003.

Gamfeldt, L.; Snäll, T.; Bagchi, R.; Jonsson, M.; Gustafsson, L.; Kjellander, P.; Ruiz-Jaen, M. C.; Fröberg, M.; Stendahl, J.; Philipson, C. D.; Mikusiński, G.; Andersson, E.; Westerlund, B.; Andrén, H.; Moberg, F.; Moen, J.; Bengtsson, J. (2013): Higher levels of multiple ecosystem services are found in forests with more tree species. *Nat Comms* 4, S. 1340. DOI: 10.1038/ncomms2328.

García, J.; Peña, A. (2018): Robust Optimization: Concepts and Applications. In: Javier Del Ser und Eneko Osaba (Hg.): Nature-inspired methods for stochastic, robust and dynamic optimization. London: IntechOpen.

García-Robredo, F. (2018): Effect of Species Complementarity on Financial Return in Mixed Stands of European Beech and Scots Pine in Northern Spain. *Forests* 9 (9), S. 559. DOI: 10.3390/f9090559.

Geßler, A.; Keitel, C.; Kreuzwieser, J.; Matyssek, R.; Seiler, W.; Rennenberg, H. (2006): Potential risks for European beech (Fagus sylvatica L.) in a changing climate. *Trees* 21 (1), S. 1–11. DOI: 10.1007/s00468-006-0107-x.

Goldfarb, D.; Iyengar, G. (2003): Robust Portfolio Selection Problems. *Mathematics of OR* 28 (1), S. 1–38. DOI: 10.1287/moor.28.1.1.14260.

Gorissen, B. L.; Yanıkoğlu, İ.; den Hertog, D. (2015): A practical guide to robust optimization. *Omega* 53, S. 124–137. DOI: 10.1016/j.omega.2014.12.006.

Gosling, E.; Reith, E.; Knoke, T.; Paul, C. (2020): A goal programming approach to evaluate agroforestry systems in Eastern Panama. *Journal of environmental management* 261, S. 110248. DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.110248.

Griess, V. C.; Acevedo, R.; Härtl, F.; Staupendahl, K.; Knoke, T. (2012): Does mixing tree species enhance stand resistance against natural hazards? A case study for spruce. *Forest Ecology and Management* 267, S. 284–296. DOI: 10.1016/j.foreco.2011.11.035.

Griess, V. C.; Knoke, T. (2011): Growth performance, windthrow, and insects. Meta-analyses of parameters influencing performance of mixed-species stands in boreal and northern temperate biomes. *Can. J. For. Res.* 41 (6), S. 1141–1159. DOI: 10.1139/x11-042.

Griess, V. C.; Knoke, T. (2013): Bioeconomic modeling of mixed Norway spruce—European beech stands. Economic consequences of considering ecological effects. *Eur J Forest Res* 132 (3), S. 511–522. DOI: 10.1007/s10342-013-0692-3.

Grootveld, H.; Hallerbach, W. (1999): Variance vs downside risk: Is there really that much difference? *European Journal of Operational Research* 114 (2), S. 304–319. DOI: 10.1016/S0377-2217(98)00258-6.

Grossiord, C.; Granier, A.; Ratcliffe, S.; Bouriaud, O.; Bruelheide, H.; Chećko, E.; Forrester, D. I.; Dawud, S. M.; Finér, L.; Pollastrini, M.; Scherer-Lorenzen, M.; Valladares, F.; Bonal, D.; Gessler, A. (2014): Tree diversity does not always improve resistance of forest ecosystems to drought. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 111 (41), S. 14812–14815. DOI: 10.1073/pnas.1411970111.

Hahn, W. A. (2014): Kontinuierliche und gleichmäßige Holznutzungen unter Risiko. Das forstliche Nachhaltigkeitsverständnis und seine Umsetzung in modernen Optimierungsansätzen. Dissertation. Technische Universität München, Freising. Fachgebiet für Waldinventur und nachhaltige Nutzung.

Hahn, W. A.; Härtl, F.; Irland, L. C.; Kohler, C.; Moshammer, R.; Knoke, T. (2014): Financially optimized management planning under risk aversion results in even-flow sustained timber yield. *Forest Policy and Economics* 42, S. 30–41. DOI: 10.1016/j.forpol.2014.02.002.

Hallegatte, S.; Hourcade, J.-C.; Ambrosi, P. (2007): Using climate analogues for assessing climate change economic impacts in urban areas. *Climatic Change* 82 (1-2), S. 47–60. DOI: 10.1007/s10584-006-9161-z.

Hamel, P.; Bryant, B. P. (2017): Uncertainty assessment in ecosystem services analyses: Seven challenges and practical responses. Online verfügbar unter https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221204161630359X27.01.2020, zuletzt geprüft am 27.01.2020.

Hanewinkel, M. (2001): Economic aspects of the transformation from even-aged pure stands of Norway spruce to uneven-aged mixed stands of Norway spruce and beech. *Forest Ecology and Management* 151 (1–3), S. 181–193. DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00707-6.

Hanewinkel, M.; Albrecht, A.; Schmidt, M. (2013a): Influence of stand characteristics and landscape structure on wind damage. In: Barry Gardiner, Andreas Schuck, M.J Schelhaas, Christophe Orazio, Kristina Blennow und Bruce Nicoll (Hg.): Living with storm damage to forests. Joensuu: European Forestry Institute (What Science Can Tell Us, 3).

Hanewinkel, M.; Cullmann, D. A.; Schelhaas, M.-J.; Nabuurs, G.-J.; Zimmermann, N. E. (2013b): Climate change may cause severe loss in the economic value of European forest land. *Nature Clim Change* 3 (3), S. 203–207. DOI: 10.1038/nclimate1687.

Hanewinkel, M.; Hummel, S.; Cullmann, D. A. (2010): Modelling and economic evaluation of forest biome shifts under climate change in Southwest Germany. *Forest Ecology and Management* 259 (4), S. 710–719. DOI: 10.1016/j.foreco.2009.08.021.

Härtl, F.; Hahn, A.; Knoke, T. (2013): Risk-sensitive planning support for forest enterprises. The YAFO model. *Computers and Electronics in Agriculture* 94, S. 58–70. DOI: 10.1016/j.compag.2013.03.004.

Härtl, F.; Knoke, T. (2019): Coarse Woody Debris Management with Ambiguous Chance Constrained Robust Optimization. *Forests* 10 (6), S. 504. DOI: 10.3390/f10060504.

Härtl, F. H.; Höllerl, S.; Knoke, T. (2017): A new way of carbon accounting emphasises the crucial role of sustainable timber use for successful carbon mitigation strategies. *Mitig Adapt Strateg Glob Change* 22 (8), S. 1163–1192. DOI: 10.1007/s11027-016-9720-1.

Hildebrandt, P.; Knoke, T. (2009): Optimizing the shares of native tree species in forest plantations with biased financial parameters. *Ecological Economics* 68 (11), S. 2825–2833. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2009.05.013.

Hildebrandt, P.; Knoke, T. (2011): Investment decisions under uncertainty—A methodological review on forest science studies. *Forest Policy and Economics* 13 (1), S. 1–15. DOI: 10.1016/j.forpol.2010.09.001.

Hilmers, T. (2019): Waldwachstumskundliche Simulationen für das Projekt H10. Freising, 2019. Datensatz an Stefan Friedrich.

Hilmers, T.; Biber, P.; Knoke, T.; Pretzsch, H. (2020): Assessing transformation scenarios from pure Norway spruce to mixed uneven-aged forests in mountain areas. *Eur J Forest Res* 87 (1–2), S. 267. DOI: 10.1007/s10342-020-01270-y.

Höllerl, S.; Bork, J. (2012): Carbon storage of managed and unmanaged spruce stands (Picea abies [L. Karst.]) considering hazard risks - Conclusions not only on stands of the montane zone. *Forstarchiv* 84, S. 52–64. DOI: 10.4432/0300-4112-84-52.

Hou, Y.; Burkhard, B.; Müller, F. (2013): Uncertainties in landscape analysis and ecosystem service assessment. *Journal of environmental management* 127 Suppl, S117-31. DOI: 10.1016/j.jenvman.2012.12.002.

Houpert, L.; Rohner, B.; Forrester, D. I.; Mina, M.; Huber, M. O. (2018): Mixing Effects in Norway Spruce—European Beech Stands Are Modulated by Site Quality, Stand Age and Moisture Availability. *Forests* 9 (2), S. 83. DOI: 10.3390/f9020083.

Hu, Z.; Wei, C.; Yao, L.; Li, L.; Li, C. (2016): A multi-objective optimization model with conditional value-at-risk constraints for water allocation equality. *Journal of Hydrology* 542, S. 330–342. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2016.09.012.

Insley, M. (2002): A Real Options Approach to the Valuation of a Forestry Investment. *Journal of Environmental Economics and Management* 44 (3), S. 471–492. DOI: 10.1006/jeem.2001.1209.

Jacobsen, J. B.; Thorsen, B. J. (2003): A Danish example of optimal thinning strategies in mixed-species forest under changing growth conditions caused by climate change. *Forest Ecology and Management* 180 (1-3), S. 375–388. DOI: 10.1016/S0378-1127(02)00652-7.

Jactel, H.; Bauhus, J.; Boberg, J.; Bonal, D.; Castagneyrol, B.; Gardiner, B.; Gonzalez-Olabarria, J. R.; Koricheva, J.; Meurisse, N.; Brockerhoff, E. G. (2017): Tree Diversity Drives Forest Stand Resistance to Natural Disturbances. *Curr Forestry Rep* 3 (3), S. 223–243. DOI: 10.1007/s40725-017-0064-1.

Jandl, R.; Spathelf, P.; Bolte, A.; Prescott, C. E. (2019): Forest adaptation to climate change—is non-management an option? *Ann. For. Sci.* 76 (2). DOI: 10.1007/s13595-019-0827-x.

Jarisch, I. (2019): Portfoliooptimierung eines südafrikanischen Forst- und Agrarunternehmens anhand von stochastischer und robuster Optimierung. Masterthesis. Technische Universität München, Freising. Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung.

Johnson, K. N.; Swanson, F. J. (2009): Historical context of old-growth forests in the Pacific Northwest - policy, practices, and competing worldviews. In: T. A. Spieß und S. L. Duncan (Hg.): Old Growth in a New World. A Pacific Northwest Icon Reexamined. Washington D.C.: Island Press, S. 12–28. 19.02.2020, zuletzt geprüft am 19.02.2020.

Johnston, C. M.; van Kooten, G. C. (2015): Back to the past: Burning wood to save the globe. *Ecological Economics* 120, S. 185–193. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2015.10.008.

Jones, D.; Tamiz, M. (2010): Practical Goal Programming. 1. Aufl.. International series in operations research & management science 141. Springer Science+Business Media LLC. Boston, MA.

Jorion, P. (1997): Value at risk. The new benchmark for controlling market risk. 1. ed. McGraw-Hill. New York.

Jorion, P. (2009): Value at risk. The new benchmark for managing financial risk. 3. ed., [Nachdr.]. McGraw-Hill. New York, NY.

Kaya, A.; Bettinger, P.; Boston, K.; Akbulut, R.; Ucar, Z.; Siry, J.; Merry, K.; Cieszewski, C. (2016): Optimisation in Forest Management. *Curr Forestry Rep* 2 (1), S. 1–17. DOI: 10.1007/s40725-016-0027-y.

Kazemi Zanjani, M.; Ait-Kadi, D.; Nourelfath, M. (2010): Robust production planning in a manufacturing environment with random yield: A case in sawmill production planning. *European Journal of Operational Research* 201 (3), S. 882–891. DOI: 10.1016/j.ejor.2009.03.041.

Keenan, R. J. (2015): Climate change impacts and adaptation in forest management: a review. *Ann. For. Sci.* 72 (2), S. 145–167. DOI: 10.1007/s13595-014-0446-5.

Kelty, M. J. (2006): The role of species mixtures in plantation forestry. *Forest Ecology and Management* 233 (2-3), S. 195–204. DOI: 10.1016/j.foreco.2006.05.011.

Kennel, R. (1965a): Untersuchungen über die Leistung von Fichte und Buche im Rein- und Mischbestand - Teil I. Teil I. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* 136 (7), S. 149–161.

Kennel, R. (1965b): Untersuchungen über die Leistung von Fichte und Buche im Rein- und Mischbestand - Teil II. Teil II. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* 136 (8), S. 173–189.

Knauf, M. (2016): The wood market balance as a tool for calculating wood use's climate change mitigation effect — An example for Germany. *Forest Policy and Economics* 66, S. 18–21. DOI: 10.1016/j.forpol.2016.02.004.

Knauf, M.; Hunkemöller, R.; Friedrich, S.; Mai, W.; Borchert, H.; Bauer, J. (2016): Clusterstudie Forst, Holz und Papier in Bayern 2015. Abschlussbericht. Langfassung. Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft. Freising. 2016.

Knight, F. H. (1921): Risk, Uncertainty and Profit. Zugl.: Ithaca, NY, Cornell Univ., Diss., 1916. Series of reprints of scarce tracts in economic and political science 16. Dover Publications. Newburyport.

Knoke, T.; Gosling, E.; Paul, C. (2020a): Use and misuse of the net present value in environmental studies. *Environmental Economics*, S. 1–14.

Knoke, T.; Messerer, K.; Paul, C. (2017): The Role of Economic Diversification in Forest Ecosystem Management. *Curr Forestry Rep* 3 (2), S. 93–106. DOI: 10.1007/s40725-017-0054-3.

Knoke, T.; Paul, C.; Härtl, F.; Castro, L. M.; Calvas, B.; Hildebrandt, P. (2015): Optimizing agricultural land-use portfolios with scarce data—A non-stochastic model. *Ecological Economics* 120, S. 250–259. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2015.10.021.

Knoke, T.; Paul, C.; Hildebrandt, P.; Calvas, B.; Castro, L. M.; Härtl, F.; Döllerer, M.; Hamer, U.; Windhorst, D.; Wiersma, Y. F.; Curatola Fernández, G. F.; Obermeier, W. A.; Adams, J.; Breuer, L.; Mosandl, R.; Beck, E.; Weber, M.; Stimm, B.; Haber, W.; Fürst, C.; Bendix, J. (2016): Compositional diversity of rehabilitated tropical lands supports multiple ecosystem services and buffers uncertainties. *Nature communications* 7, S. 11877. DOI: 10.1038/ncomms11877.

Knoke, T.; Paul, C.; Rammig, A.; Gosling, E.; Hildebrandt, P.; Härtl, F.; Peters, T.; Richter, M.; Diertl, K.-H.; Castro, L. M.; Calvas, B.; Ochoa, S.; Valle-Carrión, L. A.; Hamer, U.; Tischer, A.; Potthast, K.; Windhorst, D.; Homeier, J.; Wilcke, W.; Velescu, A.; Gerique, A.; Pohle, P.; Adams, J.; Breuer, L.; Mosandl, R.; Beck, E.; Weber, M.; Stimm, B.; Silva, B.; Verburg, P. H.; Bendix, J.; Diertl, K.-H.; Valle-Carrión, L. A. (2020b): Accounting for multiple ecosystem services in a simulation of land-use decisions: Does it reduce tropical deforestation? *Glob Change Biol*. DOI: 10.1111/gcb.15003.

Knoke, T.; Seifert, T. (2008): Integrating selected ecological effects of mixed European beech–Norway spruce stands in bioeconomic modelling. *Ecological Modelling* 210 (4), S. 487–498. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2007.08.011.

Knoke, T.; Wurm, J. (2006): Mixed forests and a flexible harvest policy. A problem for conventional risk analysis? *Eur J Forest Res* 125 (3), S. 303–315. DOI: 10.1007/s10342-006-0119-5.

Koellner, T.; Schmitz, O. J. (2006): Biodiversity, Ecosystem Function, and Investment Risk. *BioScience* 56 (12), S. 977. DOI: 10.1641/0006-3568(2006)56[977:BEFAIR]2.0.CO;2.

Köhl, M.; Ehrhart, H.-P.; Knauf, M.; Neupane, P. R. (2020): A viable indicator approach for assessing sustainable forest management in terms of carbon emissions and removals. *Ecological Indicators* 111, S. 106057. DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.106057.

Köhl, M.; Hildebrandt, R.; Olschofksy, K.; Kohler, R.; Rotzer, T.; Mette, T.; Pretzsch, H.; Kothke, M.; Dieter, M.; Abiy, M.; Makeschin, F.; Kenter, B. (2010): Combating the effects of climatic change on forests by mitigation strategies. *Carbon balance and management* 5, S. 8. DOI: 10.1186/1750-0680-5-8.

Kohnle, U. (2015): Fichte im Klimawandel – Was tun? *FVA-Einblich* (3), S. 13–16.

Kölling, C.; Zimmermann, L. (2014): Klimawandel gestern und morgen. Neue Argumente können die Motivation zum Waldumbau erhöhen. Hg. v. Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft. Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft. Freising (LWF aktuell, 99). 30.03.20172014, zuletzt geprüft am 30.03.2017.

Kovats, S. R.; Valentini, R.; Bouwer, L. M.; Georgopoulou, E.; Jacob, D.; Martin, E.; Rounsevell, M.; Soussana, J.-F. (2014): Europe. In: V. R. Barros, C. B. Field, D. J. Dokken, M. D. Mastrandrea, K. J. Mach, T. E. Bilir et al. (Hg.): Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. Cambridge, UK, New York, NY, USA, S. 1267–1326. 15.01.2020, zuletzt geprüft am 15.01.2020.

Langer, G. L.; Busskamp, J.; Langer, E. J. (2020): Absterbeerscheinungen bei Rotbuche durch Trockenheit und Wärme. *Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge* (4), S. 24–27.

Lawler, J. J.; Tear, T. H.; Pyke, C.; Shaw, M. R.; Gonzalez, P.; Kareiva, P.; Hansen, L.; Hannah, L.; Klausmeyer, K.; Aldous, A.; Bienz, C.; Pearsall, S. (2010): Resource management in a changing and uncertain climate. *Frontiers in Ecology and the Environment* 8 (1), S. 35–43. DOI: 10.1890/070146.

Lönnstedt, L.; Svensson, J. (2000): Non-industrial Private Forest Owners' Risk Preferences. *Scandinavian Journal of Forest Research* 15 (6), S. 651–660. DOI: 10.1080/02827580050216905.

Maggioni, F.; Potra, F. A.; Bertocchi, M. (2015): Stochastic versus Robust Optimization for a Transportation Problem. 10.04.2020, zuletzt geprüft am 10.04.2020.

Markowitz, H. M. (1952): Portfolio Selection. *The Journal of Finance* 7 (1), S. 77. DOI: 10.2307/2975974.

Markowitz, H. M. (2010): Portfolio Theory: As I Still See It. *Annu. Rev. Financ. Econ.* 2 (1), S. 1–23. DOI: 10.1146/annurev-financial-011110-134602.

Marquard, E.; Weigelt, A.; Roscher, C.; Gubsch, M.; Lipowsky, A.; Schmid, B. (2009): Positive biodiversity-productivity relationship due to increased plant density. *J Ecol* 97 (4), S. 696–704. DOI: 10.1111/j.1365-2745.2009.01521.x.

Matthies, B. D.; Jacobsen, J. B.; Knoke, T.; Paul, C.; Valsta, L. (2019): Utilising portfolio theory in environmental research - New perspectives and considerations. *Journal of environmental management* 231, S. 926–939. DOI: 10.1016/j.jenvman.2018.10.049.

Mentel, G. (2013): Parametric or Non-Parametric Estimation of Value-At-Risk. *IJBM* 8 (11). DOI: 10.5539/ijbm.v8n11p103.

Messerer, K.; Kacprowski, T.; Kolo, H.; Baumbach, J.; Knoke, T. (2020): Importance of considering the growth response after partial harvesting and economic risk of discounted net revenues when optimizing uneven-aged forest management. *Can. J. For. Res.* DOI: 10.1139/cjfr-2018-0546.

Messerer, K.; Knoke, T. (2017): Unsicherheiten verringern durch Portfolio-Optimierung. *Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge* (19), S. 22–24.

Messerer, K.; Pretzsch, H.; Knoke, T. (2017): A non-stochastic portfolio model for optimizing the transformation of an even-aged forest stand to continuous cover forestry when information about return fluctuation is incomplete. *Annals of Forest Science* 74 (2), S. 2. DOI: 10.1007/s13595-017-0643-0.

Millar, C. I.; Stephenson, N. L.; Stephens, S. L. (2007): Climate change and forests of the future: managing in the face of uncertainty. Managing in the face of uncertainty. *Ecological applications : a publication of the Ecological Society of America* 17 (8), S. 2145–2151. DOI: 10.1890/06-1715.1.

Ministerium für Umwelt, Landwirtschaft, Natur- und Verbraucherschutz NRW (Hg.) (2019): Waldbaukonzept Nordrhein-Westfalen. Empfehlungen für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung. 01.04.20202019, zuletzt geprüft am 01.04.2020.

Möhring, B.; Rüping, U. (2008): A concept for the calculation of financial losses when changing the forest management strategy. *Forest Policy and Economics* 10 (3), S. 98–107. DOI: 10.1016/j.forpol.2007.06.004.

Morin, X.; Fahse, L.; Jactel, H.; Scherer-Lorenzen, M.; García-Valdés, R.; Bugmann, H. (2018): Long-term response of forest productivity to climate change is mostly driven by change in tree species composition. *Scientific reports* 8 (1), S. 5627. DOI: 10.1038/s41598-018-23763-y.

Mostegl, N. M.; Pröbstl-Haider, U.; Jandl, R.; Haider, W. (2019): Targeting climate change adaptation strategies to small-scale private forest owners. *Forest Policy and Economics* 99, S. 83–99. DOI: 10.1016/j.forpol.2017.10.001.

Neumayer, E. (2013): Weak versus strong sustainability. Exploring the limits of two opposing paradigms. Fourth edition. Edward Elgar. Cheltenham, UK, Northampton, MA, USA.

Neuner, S.; Albrecht, A.; Cullmann, D.; Engels, F.; Griess, V. C.; Hahn, W. A.; Hanewinkel, M.; Härtl, F.; Kölling, C.; Staupendahl, K.; Knoke, T. (2015): Survival of Norway spruce

remains higher in mixed stands under a dryer and warmer climate. *Glob Change Biol* 21 (2), S. 935–946. DOI: 10.1111/gcb.12751.

Neuner, S.; Beinhofer, B.; Knoke, T. (2013): The optimal tree species composition for a private forest enterprise – applying the theory of portfolio selection. *Scandinavian Journal of Forest Research* 28 (1), S. 38–48. DOI: 10.1080/02827581.2012.683038.

Neuner, S.; Knoke, T. (2017): Economic consequences of altered survival of mixed or pure Norway spruce under a dryer and warmer climate. *Climatic Change* 140 (3-4), S. 519–531. DOI: 10.1007/s10584-016-1891-y.

Ní Dhubháin, Á.; Cobanova, R.; Karppinen, H.; Mizaraite, D.; Ritter, E.; Slee, B.; Wall, S. (2007): The Values and Objectives of Private Forest Owners and Their Influence on Forestry Behaviour: The Implications for Entrepreneurship. *Small-scale Forestry* 6 (4), S. 347–357. DOI: 10.1007/s11842-007-9030-2.

Nichols, J. D.; Bristow, M.; Vanclay, J. K. (2006): Mixed-species plantations: Prospects and challenges. *Forest Ecology and Management* 233 (2-3), S. 383–390. DOI: 10.1016/j.foreco.2006.07.018.

Nijnik, M.; Nijnik, A.; Brown, I. (2016): Exploring the linkages between multifunctional forestry goals and the legacy of spruce plantations in Scotland. *Can. J. For. Res.* 46 (10), S. 1247–1254. DOI: 10.1139/cjfr-2015-0399.

Pachauri, R. K.; Mayer, Leo; IPCC SYR TSU (Hg.) (2015): Climate change 2014. Synthesis report. Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva, Switzerland. Intergovernmental Panel on Climate Change.

Palma, C. D.; Nelson, J. D. (2009): A robust optimization approach protected harvest scheduling decisions against uncertainty. *Can. J. For. Res.* 39 (2), S. 342–355. DOI: 10.1139/X08-175.

Pasalodos-Tato, M.; Mäkinen, A.; Garcia-Gonzalo, J.; Borges, J. G.; Lämås, T.; Eriksson, L. O. (2013): Review. Assessing uncertainty and risk in forest planning and decision support systems. Review of classical methods and introduction of new approaches. *Forest Syst* 22 (2), S. 282. DOI: 10.5424/fs/2013222-03063.

Paul, C.; Brandl, S.; Friedrich, S.; Falk, W.; Härtl, F.; Knoke, T. (2019): Climate change and mixed forests: how do altered survival probabilities impact economically desirable species proportions of Norway spruce and European beech? *Ann. For. Sci.* 76 (1), S. 1–14. DOI: 10.1007/s13595-018-0793-8.

Paul, C.; Hanley, N.; Meyer, S. T.; Fürst, C.; Weisser, W. W.; Knoke, T. (2020): On the functional relationship between biodiversity and economic value. *Sci. Adv.* 6 (5), eaax7712. DOI: 10.1126/sciadv.aax7712.

Perez-Garcia, J.; Joyce, L. A.; McGuire, A. D.; Xiao, X. (2002): Impacts of Climate Change on the Global Forest Sector. *Climatic Change* 54 (4), S. 439–461. DOI: 10.1023/A:1016124517309.

Pretzsch, H. (2002): Application and evaluation of the growth simulator SILVA 2.2 for forest stands, forest estates and large regions. *Forstwissenschaftliches Centralblatt* 121, S. 28–51.

Pretzsch, H. (2013): Facilitation and Competition in Mixed-Species Forests Analyzed along an Ecological Gradient. In: Rainer Matyssek (Hg.): The alternatives growth and defense: resource allocation at multiple scales in plants. International Leopoldina Symposium, Freising, July 4 to 6, 2011 ; with 20 tables, Bd. 114. Stuttgart: Wiss. Verl.-Ges (Nova Acta Leopoldina, N.F., 391 = Bd. 114), S. 159–174. 31.03.2017, zuletzt geprüft am 31.03.2017.

Pretzsch, H.; Biber, P. (2016): Tree species mixing can increase maximum stand density. *Can. J. For. Res.* 46 (10), S. 1179–1193. DOI: 10.1139/cjfr-2015-0413.

Pretzsch, H.; Biber, P.; Dursky, J. (2002): The single tree-based stand simulator SILVA. Construction, application and evaluation. *Forest Ecology and Management* 162 (1), S. 3–21. DOI: 10.1016/S0378-1127(02)00047-6.

Pretzsch, H.; Bielak, K.; Bruchwald, A.; Dieler, J.; Dudzinska, M.; Erhard, H.-P.; Jensen, A. M.; Johannsen, V. K.; Kohnle, U.; Nagel, J.; Spellmann, H.; Zasada, M.; Zingg, A. (2013): Mischung und Produktivität von Waldbeständen. Ergebnisse langfristiger ertragskundlicher Versuche. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* 184 (7/8), S. 177–196.

Pretzsch, H.; Block, J.; Dieler, J.; Dong, P. H.; Kohnle, U.; Nagel, J.; Spellmann, H.; Zingg, A. (2010): Comparison between the productivity of pure and mixed stands of Norway spruce and European beech along an ecological gradient. *Ann. For. Sci.* 67 (7), S. 712. DOI: 10.1051/forest/2010037.

Pretzsch, H.; Forrester, D. I. (2017): Stand Dynamics of Mixed-Species Stands Compared with Monocultures. In: Hans Pretzsch, David I. Forrester, Jürgen Bauhus und David Ian Forrester (Hg.): Mixed-Species Forests: Ecology and Management // Mixed-species forests. Ecology and management. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; Springer, S. 117–209. Online verfügbar unter https://doi.org/10.1007/978-3-662-54553-9_4.

Pretzsch, H.; Schütze, G. (2009): Transgressive overyielding in mixed compared with pure stands of Norway spruce and European beech in Central Europe. Evidence on stand level and explanation on individual tree level. *Eur J Forest Res* 128 (2), S. 183–204. DOI: 10.1007/s10342-008-0215-9.

Pretzsch, H.; Schütze, G. (2016): Effect of tree species mixing on the size structure, density, and yield of forest stands. *Eur J Forest Res* 135 (1), S. 1–22. DOI: 10.1007/s10342-015-0913-z.

Pukkala, T.; Lahde, E.; Laiho, O. (2010): Optimizing the structure and management of uneven-sized stands of Finland. *Forestry: An International Journal of Forest Research* 83 (2), S. 129–142. DOI: 10.1093/forestry/cpp037.

Pukkala, Timo (Hg.) (2002): Multi-objective forest planning. Managing Forest Ecosystems v. 6. Boston, MA. Kluwer Academic Publ.

Quintero-Méndez, M.-A.; Jerez-Rico, M. (2019): Optimizing thinnings for timber production and carbon sequestration in planted teak (Tectona grandis L.f.) stands. *Forest Systems* 28 (3), S. 13.

Radke, N.; Yousefpour, R.; Detten, R. von; Reifenberg, S.; Hanewinkel, M. (2017): Adopting robust decision-making to forest management under climate change. *Ann. For. Sci.* 74 (2), S. 181. DOI: 10.1007/s13595-017-0641-2.

Rai, P.; Darabant, A.; Dukpa, D.; Dorji, T.; Eckmüllner, O.; Sangay; Gratzer, G.; Tenzin, K.; Bürgi, A.; Rai, T. B.; Chhetri, Y. (2010): Effects of thinning intensities on productivity and stability of bluepine forests. *Journal of Renewable Natural Resources, Bhutan* 6, S. 59–75.

Refsgaard, J. C.; van der Sluijs, J. P.; Højberg, A. L.; Vanrolleghem, P. A. (2007): Uncertainty in the environmental modelling process – A framework and guidance. *Environmental Modelling & Software* 22 (11), S. 1543–1556. DOI: 10.1016/j.envsoft.2007.02.004.

Reif, A.; Brucker, U.; Kratzer, R.; Schmiedinger, A.; Bauhus, J. (2010): Waldbau und Baumartenwahl in Zeiten des Klimawandels aus Sicht des Naturschutzes. Abschlussbericht (FKZ 3508 84 0200). Hg. v. Bundesumweltministerium (BMU). Online verfügbar unter https://www.bmu.de/fileadmin/bmu-import/files/pdfs/allgemein/application/pdf/3508_84_0200_waldbau.pdf08.04.2019 10, zuletzt geprüft am 08.04.2019.

Rock, J.; Badeck, F.-W.; Harmon, M. E. (2008): Estimating decomposition rate constants for European tree species from literature sources. *Eur J Forest Res* 127 (4), S. 301–313. DOI: 10.1007/s10342-008-0206-x.

Rockafellar, R.; Uryasev, S. (2002): Conditional value-at-risk for general loss distributions. *Journal of Banking & Finance* 26 (7), S. 1443–1471. DOI: 10.1016/S0378-4266(02)00271-6.

Roessiger, J.; Griess, V. C.; Härtl, F.; Clasen, C.; Knoke, T. (2013): How economic performance of a stand increases due to decreased failure risk associated with the admixing of species. *Ecological Modelling* 255, S. 58–69. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2013.01.019.

Roessiger, J.; Griess, V. C.; Knoke, T. (2011): May risk aversion lead to near-natural forestry? A simulation study. *Forestry* 84 (5), S. 527–537. DOI: 10.1093/forestry/cpr017.

Romero, C.; Tamiz, M.; Jones, D. F. (1998): Goal programming, compromise programming and reference point method formulations: linkages and utility interpretations. *Journal of the Operational Research Society* 49 (9), S. 986–991. DOI: 10.1057/palgrave.jors.2600611.

Rönnqvist, M.; D'Amours, S.; Weintraub, A.; Jofre, A.; Gunn, E.; Haight, R. G.; Martell, D.; Murray, A. T.; Romero, C. (2015): Operations Research challenges in forestry: 33 open problems. *Ann Oper Res* 51 (4), S. 613. DOI: 10.1007/s10479-015-1907-4.

Rötzer, T.; Dieler, J.; Mette, T.; Moshammer, R.; Pretzsch, H. (2010): Productivity and carbon dynamics in managed Central European forests depending on site conditions and thinning regimes. *Forestry* 83 (5), S. 483–496. DOI: 10.1093/forestry/cpq031.

Sánchez-Pinillos, M.; Leduc, A.; Ameztegui, A.; Kneeshaw, D.; Lloret, F.; Coll, L. (2019): Resistance, Resilience or Change: Post-disturbance Dynamics of Boreal Forests After Insect Outbreaks. *Ecosystems* 22 (8), S. 1886–1901. DOI: 10.1007/s10021-019-00378-6.

Schlamadinger, B.; Obersteiner, M.; Michaelowa, A.; Grubb, M.; Azar, C.; Yamagata, Y.; Goldberg, D.; Read, P.; Kirschbaum, M. U.; Fearnside, P. M.; Sugiyama, T.; Rametsteiner, E.; Böswald, K. (2001): Capping the cost of compliance with the Kyoto Protocol and recycling revenues into land-use projects. *TheScientificWorldJournal* 1, S. 271–280. DOI: 10.1100/tsw.2001.70.

Schumpeter, J. A.; Perlman, M. (2007): Geschichte der ökonomischen Analyse. Neuausgabe. Hg. v. Elizabeth Schumpeter, Joseph A. Schumpeter, Fritz Karl Mann und Alexander Ebner. Göttingen. Vandenhoeck & Ruprecht.

Sebald, J.; Senf, C.; Heiser, M.; Scheidl, C.; Pflugmacher, D.; Seidl, R. (2019): The effects of forest cover and disturbance on torrential hazards: large-scale evidence from the Eastern Alps. *Environ. Res. Lett.* 14 (11), S. 114032. DOI: 10.1088/1748-9326/ab4937.

Seidl, R.; Fernandes, P. M.; Fonseca, T. F.; Gillet, F.; Jönsson, A. M.; Merganičová, K.; Netherer, S.; Arpaci, A.; Bontemps, J.-D.; Bugmann, H.; González-Olabarria, J. R.; Lasch, P.; Meredieu, C.; Moreira, F.; Schelhaas, M.-J.; Mohren, F. (2011): Modelling natural disturbances in forest ecosystems: a review. *Ecological Modelling* 222 (4), S. 903–924. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2010.09.040.

Sheikh, A. Z.; Qiao, H. (2009): Non-Normality of Market Returns: A Framework for Asset Allocation Decision Making. *JAI* 12 (3), S. 8–35. DOI: 10.3905/JAI.2010.12.3.008.

Spittlehouse, D. L.; Stewart, R. B. (2004): Adaptation to climate change in forest management. *Journal of Ecosystems and Management* 4 (1).

Sprauer, S.; Nagel, J. (2015): Aboveground productivity of pure and mixed Norway spruce and European beech stands. *European Journal of Forest Research* 134 (5), S. 781–792. DOI: 10.1007/s10342-015-0889-8.

Springer, S.; Frischbier, N.; Binder, F. (2019): Heute schon für morgen testen. Versuchsanbauten in ausgewählten warmen Regionen mit nichtheimischen Baumarten für den Wald der Zukunft. *LWF aktuell* (4), S. 14–18.

Stambaugh, F. (1996): Risk and value at risk. *European Management Journal* 14 (6), S. 612–621. DOI: 10.1016/S0263-2373(96)00057-6.

Staupendahl, K. (2009): Ermittlung von Überlebenswahrscheinlichkeiten zur betriebswirtschaftlichen Bewertung baumarten-, struktur- und standortsbedingter Risiken. Georg-August-Universität Göttingung. 22.10.20152009, zuletzt geprüft am 22.10.2015.

Staupendahl, K.; Möhring, B. (2011): Integrating natural risks into silvicultural decision models. A survival function approach. *Forest Policy and Economics* 13 (6), S. 496–502. DOI: 10.1016/j.forpol.2011.05.007.

Staupendahl, K.; Zucchini, W. (2011): Schätzung von Überlebensfunktionen der Hauptbaumarten auf der Basis von Zeitreihen der Rheinland-Pfälzischen Waldzustandserhebung. *Allgemeine Forst- und Jagdzeitung* 182 (7/8), S. 129–145.

Tamiz, M.; Jones, D.; Romero, C. (1998): Goal programming for decision making: An overview of the current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research* 111 (3), S. 569–581. DOI: 10.1016/S0377-2217(97)00317-2.

Thiele, A. (2010): A note on issues of over-conservatism in robust optimization with cost uncertainty. *Optimization* 59 (7), S. 1033–1040. DOI: 10.1080/02331930903395592.

Thünen Institut (Hg.) (2014): Dritte Bundeswaldinventur - Ergebnisdatenbank. Online verfügbar unter https://bwi.info/start.aspx?lang=de2014.

Thünen Institut (Hg.) (2019): Kohlenstoffinventur 2017 - Ergebnisdatenbank. Online verfügbar unter https://bwi.info/start.aspx?lang=de2019.

Thüringen Forst (Hg.) (2015): Standortgerechte Baumarten- und Bestandeszieltypenwahl. 01.04.20202015, zuletzt geprüft am 01.04.2020.

Thurm, E. A.; Uhl, E.; Biber, P.; Pretzsch, H. (2017): Mixed stands of douglas-fir and European beech compared to pure stands. Patterns and growth analyses in dependence of site conditions. Schriftenreihe des Zentrums Wald Forst Holz Weihenstephan Nr. 217. Zentrum Wald Forst Holz Weihenstephan. Freising.

Tom, S. M.; Fox, C. R.; Trepel, C.; Poldrack, R. A. (2007): The neural basis of loss aversion in decision-making under risk. *Science (New York, N.Y.)* 315 (5811), S. 515–518. DOI: 10.1126/science.1134239.

Trotsiuk, V.; Hartig, F.; Cailleret, M.; Babst, F.; Forrester, D. I.; Baltensweiler, A.; Buchmann, N.; Bugmann, H.; Gessler, A.; Gharun, M.; Minunno, F.; Rigling, A.; Rohner, B.; Stillhard, J.; Thuerig, E.; Waldner, P.; Ferretti, M.; Eugster, W.; Schaub, M. (2020): Assessing the response of forest productivity to climate extremes in Switzerland using model-data fusion. *Global change biology*. DOI: 10.1111/gcb.15011.

Uhde, B.; Hahn, W. A.; Griess, V. C.; Knoke, T. (2015): Hybrid MCDA Methods to Integrate Multiple Ecosystem Services in Forest Management Planning: A Critical Review. *Environmental management* 56 (2), S. 373–388. DOI: 10.1007/s00267-015-0503-3.

Uhde, B.; Heinrichs, S.; Stiehl, C. R.; Ammer, C.; Müller-Using, B.; Knoke, T. (2017): Bringing ecosystem services into forest planning – Can we optimize the composition of Chilean forests based on expert knowledge? *Forest Ecology and Management* 404, S. 126–140. DOI: 10.1016/j.foreco.2017.08.021.

Varas, M.; Maturana, S.; Pascual, R.; Vargas, I.; Vera, J. (2014): Scheduling production for a sawmill: A robust optimization approach. *International Journal of Production Economics* 150, S. 37–51. DOI: 10.1016/j.ijpe.2013.11.028.

Walker, W. E.; Lempert, R. J.; Kwakkel, J. H. (2013): Deep Uncertainty. In: Saul I. Gass und Michael C. Fu (Hg.): Encyclopedia of Operations Research and Management Science, Bd. 1. 3rd edition. Boston, MA: Springer US, S. 395–402.

Wan, Y.; Clutter, M. L.; Mei, B.; Siry, J. P. (2015): Assessing the role of U.S. timberland assets in a mixed portfolio under the mean-conditional value at risk framework. *Forest Policy and Economics* 50, S. 118–126. DOI: 10.1016/j.forpol.2014.06.002.

Wang, W.; Zhang, Y.; Cao, J.; Song, W. (2018): Robust optimization for volume variation in timber processing. *J. For. Res.* 29 (1), S. 247–252. DOI: 10.1007/s11676-017-0416-5.

WorldClim (Hg.) (2018): WorldClim - Global Climate Data. Free data for ecological modelling and GIS - Bioclimatic variables in 30 seconds resolution. Online verfügbar unter http://biogeo.ucdavis.edu/data/worldclim/v2.0/tif/base/wc2.0_30s_bio.zip20.02.2018 2018, zuletzt geprüft am 20.02.2018.

Young, M. R. (1998): A Minimax Portfolio Selection Rule with Linear Programming Solution. *Management Science* 44 (5), S. 673–683. DOI: 10.1287/mnsc.44.5.673.

Yousefpour, R.; Augustynczik, A. L. D.; Hanewinkel, M. (2017): Pertinence of reactive, active, and robust adaptation strategies in forest management under climate change. *Ann. For. Sci.* 74 (2), S. 2–10. DOI: 10.1007/s13595-017-0640-3.

Yousefpour, R.; Hanewinkel, M. (2016): Climate Change and Decision-Making Under Uncertainty. *Curr Forestry Rep* 2 (2), S. 143–149. DOI: 10.1007/s40725-016-0035-y.

9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Fünf Level der Unsicherheit, deren Grenzen absolute Sicherheit und völlige Unwissenheit sind und von völliger Sicherheit bzw. Unsicherheit begrenzt werden (Abbildung verändert nach Walker et al. (2013)). 12

Abbildung 2: Illustration der Unsicherheitsräume (m = 1, 2 und 3) für drei Bestandestypen (B1, B2, B3) und deren unerwünschte (weniger ist schlechter) Abweichungen vom Indikatorwert einer einzelnen Ökosystemleistung. 25

Abbildung 3: Illustration des Optimierungsprinzips: Die Punkte sind die normalisierten erreichten Werte der Ökosystemleistungen im Forstbetrieb (1 = finanzieller Ertrag, 2 = Kohlenstoffspeicherung, 3 = Überlebenswahrscheinlichkeit) für alle Eckpunkte des Unsicherheitsraumes ($m = 3$). Diagramm A zeigt die Zielerfüllung für einen Forstbetrieb, der ausschließlich aus durchforsteten Reinbeständen entweder aus Buche oder Fichte besteht. In Diagramm B sind die Ergebnisse des Optimierungsprozesses zu sehen, in den alle Bestandestypen eingehen. 28

Abbildung 4: Illustration des Monte-Carlo Simulationsprozesses für Indikatoren des robusten Modells. 30

Abbildung 5: Übersicht der zwölf Bestandestypen, die als mögliche Varianten in die Optimierung eingehen. 36

Abbildung 6: Illustration des Monte-Carlo Simulationsprozesses für die finanziellen Erträge des stochastischen Modells (aus Friedrich et al. 2019, überarbeitet). 40

Abbildung 7: a) Summe der Niederschlage, b) mittlere Lufttemperatur im Monat Juli in Deutschland für die Jahre 1960 -1990 (Deutscher Wetterdienst (DWD) 2020). ...44

Abbildung 8: Jahresmitteltemperatur in den Wuchsbezirken im Zeitraums 1965-1990 und 2060-2080 nach drei RCP-Szenarien (2.6, 4.5 und 8.5). Quelle: Fick und Hijmans (2017). 45

Abbildung 9: Summe der Niederschläge im wärmsten Quartal in den Wuchsbezirken im Zeitraum 1965-1990 und 2060-2080 nach drei RCP-Szenarien (2.6, 4.5 und 8.5). Quelle: Fick und Hijmans (2017).....46

Abbildung 10: Erläuterung der Balkendiagramme für die optimierten Betriebsportfolios. 47

Abbildung 11: Optimiertes Betriebsportfolio bei multikriterieller Zielsetzung im kühl-niederschlagsarmen Klima. 49

Abbildung 12: Optimiertes Betriebsportfolio bei multikriterieller Zielsetzung im sehr warm-niederschlagsarmen Klima. 50

Abbildung 13: Optimiertes Betriebsportfolio unter der Zielsetzung einer maximalen Annuität im kühl-niederschlagsarmen Klima. 52

Abbildung 14 Optimiertes Betriebsportfolio unter der Zielsetzung einer maximalen Annuität im sehr warmen-niederschlagsarmen Klima. 53

Abbildung 15: Optimiertes Betriebsportfolio für die Zielvariable „Kohlenstoffspeicherung" im kühl-niederschlagarmen Klima. 54

Abbildung 16: Optimiertes Betriebsportfolio für die Zielvariable „Kohlenstoffspeicherung" im sehr warmen- niederschlagsarmen Klima. 54

Abbildung 17: Optimiertes Betriebsportfolio bei Maximierung der Überlebenswahrscheinlichkeit im kühl- niederschlagsarmen Klima. 55

Abbildung 18: Optimiertes Betriebsportfolio bei Maximierung der Überlebenswahrscheinlichkeit in sehr warmen- niederschlagsarmen Klima. 56

Abbildung 19: Optimiertes Betriebsportfolio in der kühl-niederschlagsarmen Klimaregion bei einem Buchenpreisniveau von 200% im Vergleich zum Basispreisszenario. 57

Abbildung 20: Zusammensetzung der Bestandesportfolios in der sehr warmen-niederschlagsarmen Klimaregion bei einem Buchenpreisniveau von 200% im Vergleich zum Basisszenario). 58

Abbildung 21: Gegenüberstellung der optimierten Betriebsportfolios für zwei Szenarien der Kulturkosten. Oben: Basisszenario, unten: anfallende Kulturkosten für Buche; links: kühl-niederschlagsarmes Klima, rechts: sehr warm-niederschlagsarmes Klima.....61

Abbildung 22: Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Monte-Carlo-Simulationen getrennt nach Buche und Fichte für kühl-niederschlagsarme Klimabedingungen. Die drei Paneele zeigen die Verteilung für niedrige, hohe oder ausbleibende Wachstumseffekte in den Mischbeständen aus 50 % Buche und 50 % Fichte.....63

Abbildung 23: Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Monte-Carlo-Simulationen getrennt nach Buche und Fichte für sehr warm-niederschlagsarme Klimabedingungen. Die drei Paneele zeigen die Verteilung für niedrige, hohe oder ausbleibende Wachstumseffekte in den Mischbeständen aus 50 % Buche und 50 % Fichte. 64

Abbildung 24: Beispielhafte Verteilung der Annuitäten aus 10.000 Simulationsläufen im kühl-niederschlagsarmen Klima. Der simulierte Bestand besteht zu 50 % Buche und 50 % Fichte. Es gilt das Szenario ohne zusätzliches Wachstum im Mischbestand. 65

Abbildung 25: Portfoliodiagramm mit Effizienzlinie für die kühl-niederschlagsarme Region. 66

Abbildung 26: Portfoliodiagramm mit Effizienzlinie für die sehr warm-niederschlagsarme Region. Skalierung der Achsen wie in Abbildung 25. 67

Abbildung 27: Rot markierter Ausschnitt aus Abbildung 26.. 67

Abbildung 28: Relatives Niveau der Ökosystemleistungen für die Klimaregionen und die drei Zielkriterien für $m = 0.5$ bis $m = 4$. 74

Abbildung 29: Verteilung der Bestandestypen auf die Betriebsfläche unter verschiedenen Annahmen zum Klima und Zielsetzung. 76

Abbildung 30: Schematische Darstellung der Bestandesstruktur der Ausgangsbestände aus Buche (grün) und Fichte (rot) im Reinbestand bzw. Fichtenanteil von 50% (rechts oben) und 80% (links unten). (Grafik: Hilmers (2019)) 117

Abbildung 31: Wachstumspotential für Fichte (braun) und Buche (grün) dargestellt als Alters-Oberhöhen-Kurven im Klima 1996-1990 (durchgezogene Linie) und im RCP2.6-Szenario (gestrichelte Linie). A, sehr warm – niederschlagsarm; B, warm – niederschlagsarm; C, kühl – niederschlagsarm; D, mäßig warm – mäßig niederschlagsreich; E, kühl – niederschlagsreich (Hilmers 2019).....118

10 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Ergebnisse von Studien zur Produktivität in Mischbeständen aus Fichte und Buche. 21

Tabelle 2: Koeffizienten für die Überlebenszeitfunktionen für Fichte und Buche (Paul et al. 2019) 31

Tabelle 3: Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulation für die zwölf Bestandestypen getrennt nach den beiden Klimaregionen und die drei Indikatoren für finanziellen Ertrag, Klimaschutz und Stabilität[1.2.3.4].....38

Tabelle 4: Szenarien für die stochastische Optimierung 42

Tabelle 5: Klimaregionen und deren Klimaparameter an den Punkten der Waldzustandserhebung, sowie der jeweilige Wuchsbezirk, der die gleichen Durchschnittswerte aufweist. Quelle für die Klimadaten ist die WorldClim-Datenbank (WorldClim 2018) mit den historischen Werten für den Zeitraum 1965-1990.....44

Tabelle 6: Werte und Differenz des Shannon-Index für $m = 0.5$ und $m = 4$ bei verschiedenen Zielsetzungen. 50

Tabelle 7: Fichtenanteile im kühl-niederschlagsarmen Klima für die Spanne der Unsicherheitsräume und Buchenpreisniveaus von 100%, 150% und 200% bei multifunktionaler Zielsetzung. 58

Tabelle 8: Fichtenanteile im sehr warmen-niederschlagsreichen Klima für die Spanne der Unsicherheitsräume und Buchenpreisniveaus von 100%, 150% und 200% bei multifunktionaler Zielsetzung. 59

Tabelle 9: Anteile der zwölf Bestandestypen an einem Betriebsportfolio in kühl-niederschlagsarmen Klima für den Unsicherheitsraum von $m = 2$ bei unterschiedlichen Zinssätzen.....59

Tabelle 10: Fichtenanteil, 1 %-VaR und Ertrag (Annuität) für die Szenarien in den beiden Klimaregionen bei maximalem VaR. 68

Tabelle 11: Optimaler Anteil der Fichte und Höhe des VaR in den Bestandesportfolios bei unterschiedlichem α-Level für den VaR. 69

Tabelle 12: Optimaler Anteil der Fichte und Höhe des VaR in den Bestandesportfolios bei unterschiedlichem Holzpreisniveau für Buche. 71

Tabelle 13: Risikoprämien in der kühl-niederschlagsarmen Klimaregion bei unterschiedlichem Risikoniveau (niedrig bei 90 %-VaR bzw. $m = 1$ und hoch bei 99 %-VaR bzw. $m = 3$) und Optimierungsmodell. Das stochastische Modell

unterstellt Einzelmischung, und starke Wachstumseffekte. Das robuste Modell optimiert nur die Zielvariable „Finanzieller Ertrag". 72

Tabelle 14: Finanzieller Ertrag (Annuität [Euro ha^{-1} a^{-1}]) der Portfolios unter der Zielsetzung „Ertragsmaximierung" für die kühl-niederschlagsarme und die sehr warm-niederschlagsarme Klimaregion über verschiedene Unsicherheitsräume im robusten Modell. 73

Tabelle 15: Klimaschutzleistung (Kohlenstoffspeicherung [tC ha^{-1} a^{-1}]) der Portfolios unter der Zielsetzung „Kohlenstoffspeicherung" für die kühl-niederschlagsarme und die sehr warm-niederschlagsarme Klimaregion über verschiedene Unsicherheitsräume (m * Standardabweichung). 73

Tabelle 16: Wahrscheinlichkeit, die geplante Umtriebszeit zu erreichen, in den Portfolios unter der Zielsetzung „Stabilität" für verschiedene Unsicherheitsräume (m * Standardabweichung). 74

Tabelle 17: Datentabelle zu Abbildung 29. 75

Tabelle 18: Finanzielle Erträge der Beispielbetriebe aus der Abbildung 29 bei verschieden großen Unsicherheitsräumen. 76

Tabelle 19: Portfolioleistungen für Klimaschutz und Stabilität für spezialisierte Betriebe und die multifunktionalen Betriebe C und D aus der Abbildung 29 bei $m = 3$. 77

Tabelle 20: Relative Differenz des 1 %-VaR und des finanziellen Ertrags) für die Szenarien zwischen den beiden Klimaregionen bei maximalem VaR. 77

Tabelle 21: Relative Differenzen [%] der Ökosystemleistungen in der sehr warm-niederschlagsarmen Klimaregionen zur kühl-niederschlagsarmen Klimaregion. Die absoluten Werte, deren Differenzen gebildet wurden, finden sich in Tabelle 14, Tabelle 15 und Tabelle 16. 79

Tabelle 22: Waldwachstumskundliche Kennzahlen für die Ausgangsbestände aus Fichte und Buche (Hilmers 2019) 116

Tabelle 23: Klimavariablen für fünfzehn Wuchsbezirke in Bayern. In der stochastische Optimierung wurden alle Wuchsbezirke untersucht, die robuste Optimierung nur fünf Klimaregionen, die mit Jahresmitteltemperatur und Niederschlag im wärmsten Quartal den mit (*) markierten Wuchsbezirken entsprechen (vgl. Tabelle 1). 120

11 Anhang

11.1 Naturaldaten für die stochastische Optimierung

Wuchsgebiet	Wuchsbezirk	GWL - Fichte	GWL - Buche	dGz - Fichte	dGz - Buche	Verhältnis dGz_{Fichte} : dGz_{Buche}
Untermainebene	Untermainebene	464	671	5.8	6.1	0.95
Spessart-Odenwald	Spessart-Odenwald	814	695	10.2	6.3	1.61
Rhön	Vorrhön	792	718	9.9	6.5	1.52
Fränkische Platte	Südliche Fränkische Platte	782	722	9.8	6.6	1.49
Fränkischer Keuper	Steigerwald	684	651	8.6	5.9	1.44
Frankenalp/Oberpf. Jura	Südliche Frankenalb und Südlicher Oberpfälzer Jura	763	713	9.5	6.5	1.47
Fränkisches Triashügelland	Obermainhügelland	700	688	8.8	6.3	1.40
Frankenwald, Fichtelgebirge, Steinwald	Frankenwald	781	669	9.8	6.1	1.61
Oberpfälzer Becken- und Hügelland	Oberpfälzer Becken- und Hügelland	771	697	9.6	6.3	1.52
Oberpfälzer Wald	Innerer Oberpfälzer Wald	740	697	9.3	6.3	1.46
Bayerischer Wald	Innerer Bayerischer Wald	806	654	10.1	5.9	1.69
Tertiäres Hügelland	Oberbayerisches Tertiärhügelland	693	691	8.7	6.3	1.38
Schwäb. Bay. Schotterpl./ Altmoränenlandschaft	Vorallgäu	831	708	10.4	6.4	1.61
Schwäb.-Bay. Jungmoräne und Molassevorberge	Oberbayerische Jungmoräne und Molassevorberge	903	721	11.3	6.6	1.72
Bayerische Alpen	Oberbayerische Flysch-Voralpen	920	716	11.5	6.5	1.77

GWL = Gesamtwuchsleistung (Erntefestmeter ha^{-1}]
dGz = durchschnittlicher Gesamtzuwachs (Erntefestmeter $ha^{-1}a^{-1}$]

11.2 Übersicht der Naturaldaten für die robuste, multikriterielle Optimierung

Die Datengrundlagen zur Berechnung der Indikatorwerte für die robuste multikriterielle Optimierung waren waldwachstumskundliche Simulationen mit SILVA 2.3 (Hilmers 2019). SILVA 2.3 ist ein einzelbaumbasiertes, räumlich explizites Waldwachstumsmodell (Pretzsch et al. 2002), das die Konkurrenz zwischen Individuen unterschiedlicher Baumarten bei der Simulation des Wachstums berücksichtigt. Zudem dienen Simulationen mit SILVA zur Analyse der Auswirkungen des Klimawandels auf das Waldwachstum unter verschiedenen Klima- und Managementszenarien, wie Köhl et al. (2010) oder Rötzer et al. (2010) beschreiben. Da die Bestandestypen wesentliche Datengrundlage für die spätere ökonomische Bewertung und Optimierung der Betriebe waren, wird an dieser Stelle dargestellt, wie diese mit SILVA 2.2 simuliert wurden.

Ausgangsbestände

Vier Bestände aus Buche und Fichte (Tabelle 22, Abbildung 30) waren Ausgangssituation für die Simulation. Sie unterschieden sich hinsichtlich ihrer Mischungsanteile. So wurden jeweils ein Reinbestand sowie ein Mischbestand von 50 % Fichte zu 50 % Buche bzw. 80 % zu 20 % erstellt. Zur Berechnung der Mischungsanteile der Baumarten Fichte und Buche diente der transformierte Stand Density Index (SDI_T) (Pretzsch und Biber 2016). Die Makrostruktur (Abbildung 30) bildeten in den Fichtenbestand eingemischte Buchen in Gruppen- bzw. Horsten. Das Startalter der generierten Bestände wurde durch SILVA 2.3 über die jeweiligen Standortsbedingungen in den Wuchsbezirken angepasst. Damit werden die tatsächlichen Unterschiede in den Wuchsbedingungen berücksichtigt, z.B., dass Bestände bei geringeren Niederschlägen bestimmte Dimensionen erst in höherem Alter erreichen.

Tabelle 22: Waldwachstumskundliche Kennzahlen für die Ausgangsbestände aus Fichte und Buche (Hilmers 2019)

Variante	Baumart	Alter	Stamm-zahl	hg	dg	G	V	SDI_T	Mischung
Bu100	Buche	Anpassung an die jeweiligen Wuchsbedingenen	3611	11.4	7.8	17.3	78.6	556.9	100
Bu100	Gesamt		3611	-	-	17.3	78.6	556.9	-
Fi100	Fichte		2988	10.0	10.2	24.4	101.9	446.5	100
Fi100	Gesamt		2988	-	-	24.4	101.9	446.5	-
Fi50Bu50	Fichte		1643	10.0	10.2	13.4	55.9	245.4	51
Fi50Bu50	Buche		1551	11.4	7.8	7.4	33.7	239.2	49
Fi50Bu50	Gesamt		3194	-	-	20.8	89.6	484.6	-
Fi80Bu20	Fichte		2448	10.0	10.2	20.0	83.4	365.8	81
Fi80Bu20	Buche		540	11.4	7.8	2.6	11.7	83.3	19
Fi80Bu20	Gesamt		2988	-	-	22.6	95.2	449.1	-

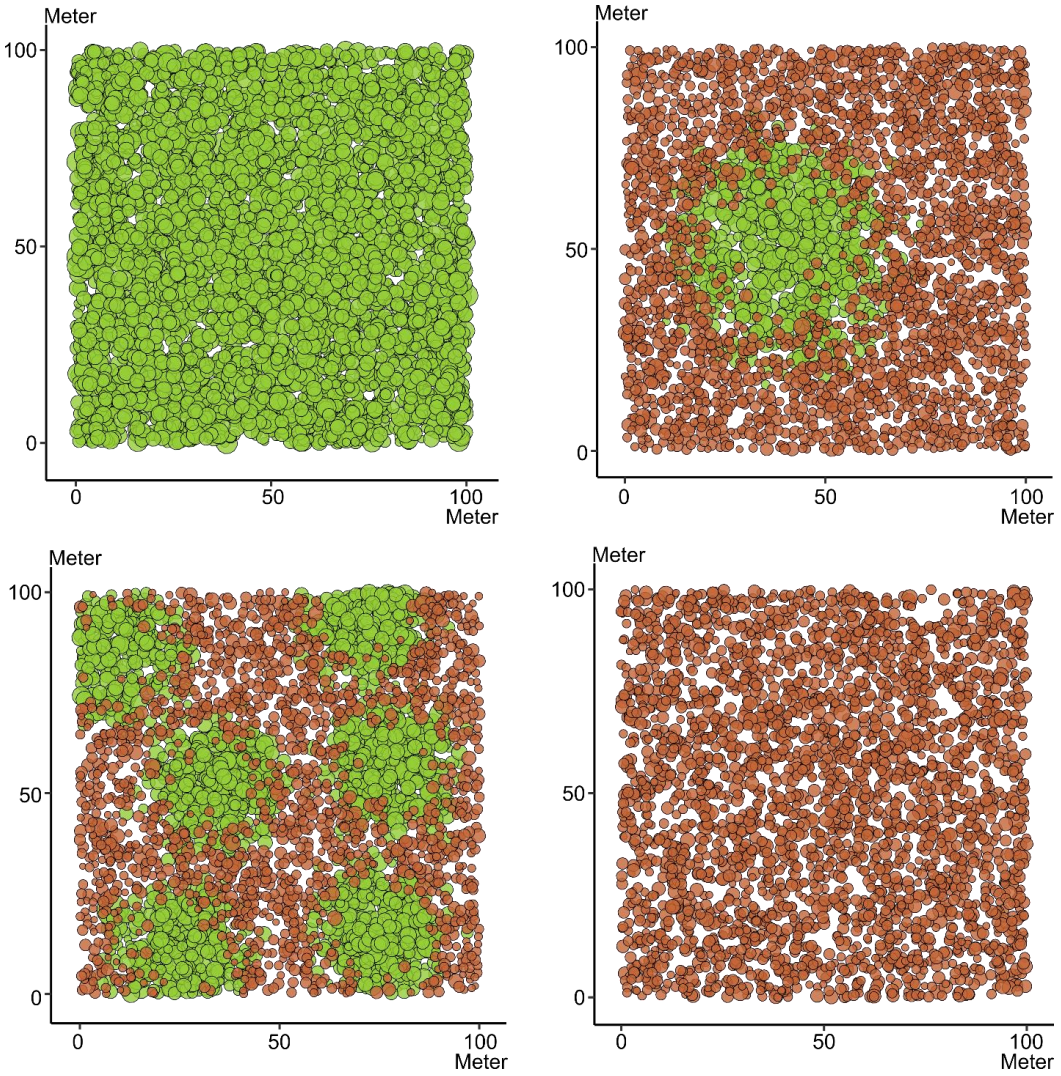


Abbildung 30: Schematische Darstellung der Bestandesstruktur der Ausgangsbestände aus Buche (grün) und Fichte (rot) im Reinbestand bzw. Fichtenanteil von 50% (rechts oben) und 80% (links unten). (Grafik: Hilmers (2019))

Simulation des Klimawandels

Das Standortwachstumsmodul des Wachstumsmodells SILVA 2.3 ermöglicht die Änderung von Klima- und Standortbedingungen und damit auch die Abschätzung der Auswirkungen des Klimawandels auf das Waldwachstum.

Mittlere klimatische Werte (WorldClim 2018) der untersuchten Modellregionen für den Zeitraum 1960 – 1990 (u.a. Tabelle 23) wurden verwendet, um das standörtliche Potenzial (siehe Abbildung 31) zu schätzen. Die Simulation des Wachstums im Klimawandel erfolgt bei gleichen Standortsvariablen, nur die Klimaparameter wurden geändert. Hierfür wurde das Klimaszenario RCP 2.6 (Pachauri et al. 2015) benutzt, um die mittleren Temperaturen und Niederschlagsmengen der jeweiligen Wuchsbezirke im Jahre 2070 (WorldClim 2018) abzuleiten (Tabelle 3).

Die heutigen und zukünftigen klimatischen Bedingungen waren Basis für die Werte der Naturalproduktion in den Klimaregionen. Abbildung 31 zeigt das Wachstumspotential für alle Klimaregionen unter heutigem Klima und im RCP2.6-Szenario.

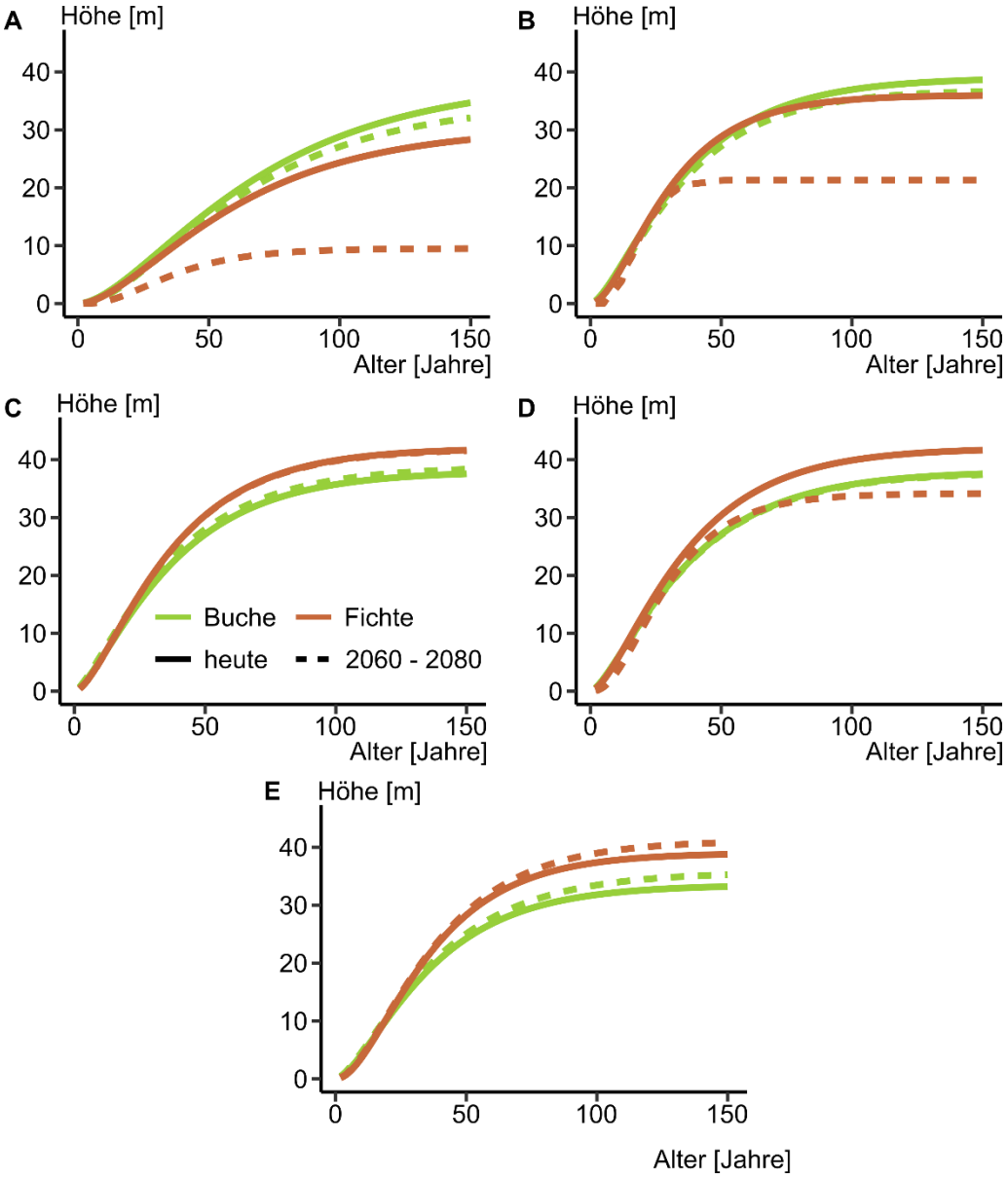


Abbildung 31: Wachstumspotential für Fichte (braun) und Buche (grün) dargestellt als Alters-Oberhöhen-Kurven im Klima 1996-1990 (durchgezogene Linie) und im RCP2.6-Szenario (gestrichelte Linie). A, sehr warm – niederschlagsarm; B, warm – niederschlagsarm; C, kühl – niederschlagsarm; D, mäßig warm – mäßig niederschlagsreich; E, kühl – niederschlagsreich (Hilmers 2019).

In den niederschlagsarmen und gleichzeitig warmen Regionen wächst die Buche bereits im heutigen Klima besser als die Fichte. Im sehr warm-niederschlagsarmen Bereich erreicht sie sogar deutlich größere Höhen. Im RCP2.6-Szenario im Jahr 2070 sinken in den niederschlagsarmen Klimaregionen die Wachstumspotential beider Baumarten, für die Fichte führen die Parameter in SILVA 2.3 zu einem regelrechten Einbruch in der Leistung. Die kühleren und mindestens niederschlagsarmen Klimaregionen haben heutige Wachstumsbedingungen, die die Fichte gegenüber der Buche begünstigen. Dies bleibt in

den kühlen Klimaregionen auch im RCP2.6-Szenario so, im gemäßigten Bereich sinkt das Wachstumspotential der Fichte unter das der Buche. In den kühlen Bereichen führen die gestiegenen Temperaturen und damit einhergehenden längeren Vegetationsperioden zu einem höheren Verlauf der Standort-Oberhöhenkurven in SILVA 2.3.

Klimamodell in der Wachstumssimulation

Das Klimamodell innerhalb von SILVA 2.3 ist statisch. Es spiegelt nicht die Auswirkungen allmählich sich ändernder Klimabedingungen wieder, sondern prognostiziert, wie das Wachstum unter vorgegeben Klimabedingungen aussehen würde. Eine fundamentale Einschränkung der Simulation ist somit, dass im Modell kein Anpassungsprozess stattfand, sondern die Simulation bereits nach der erfolgten Änderung des Klimas startete. Eine in der Realität stattfindende Übergangsphase mit beispielsweise möglicher evolutionärer Anpassung der Baumarten war nicht enthalten.

Die im Rahmen der Kooperation des Dissertationsprojektes durchgeführte Simulation beschränkte sich auf das Klimaszenario RCP2.6. Die Standort-Oberhöhenkurven zeigten, insbesondere für Fichte, bei den Szenarien RCP4.5 und höher einen Verlauf, der auf einen Rückgang im Wachstum nach dem Jugendstadium deutete. Ursächlich hierfür könnte sein, dass die derzeitigen Dauerbeobachtungsflächen für Buche und Fichte den Klimarahmen dieser RCP-Szenarien nicht abdecken und somit eine Parametrisierung des Wachstumsmodells für diese Bedingungen nicht gegeben ist. Daher verzichtete Hilmers (2019) auf eine Simulation unter den Klimazenarien RCP4.5, RCP6.0 und RCP8.5.

11.3 Klimadaten

Tabelle 23: Klimavariablen für fünfzehn Wuchsbezirke in Bayern. Im stochastischen Modell wurden alle Wuchsbezirke untersucht, im robusten Modell nur fünf Klimaregionen, die mit Jahresmitteltemperatur und Niederschlag im wärmsten Quartal den mit (*) markierten Wuchsbezirken entsprechen (vgl. Tabelle 1).

	Klima 1960 - 1990					**RCP-Szenario 2.6**				
Wuchsbezirk	tmn.yr	tmax.wm	tmin.cm	tmn.wq	psum.wq	tmn.yr	tmax.wm	tmin.cm	tmn.wq	psum.wq
Untermainebene(*)	10.0	22.3	-3.9	18.3	173	11.3	26.3	-0.2	19.7	187
Bayrischer Odenwald	*8.6*	*20.2*	*-4.6*	*16.7*	*192*	*10.6*	*25.5*	*-0.8*	*19.0*	*207*
Vorrhön	*8.1*	*20.1*	*-5.4*	*16.3*	*182*	*9.5*	*24.7*	*-2.1*	*18.0*	*202*
Südliche Fränkische Platte(*)	8.8	21.3	-5.5	17.2	175	10.3	25.3	-1.1	18.8	191
Steigerwald	*8.3*	*20.8*	*-5.9*	*16.7*	*183*	*9.6*	*24.8*	*-1.7*	*18.3*	*202*
Südliche Frankenalb und Südlicher Oberpfälzer Jura	*7.9*	*20.5*	*-6.5*	*16.5*	*228*	*9.2*	*24.3*	*-2.4*	*17.9*	*247*
Obermainhügelland	*7.8*	*20.5*	*-6.6*	*16.3*	*185*	*9.4*	*24.1*	*-1.9*	*17.8*	*208*
Münchberger Sattel(*)	6.7	19.4	-7.7	15.0	197	8.2	22.6	-2.8	16.6	224
Oberpfälzer Becken- und Hügelland	*7.8*	*20.8*	*-6.9*	*16.5*	*196*	*9.1*	*24.0*	*-2.7*	*17.8*	*218*
Innerer Oberpfälzer Wald	*6.5*	*18.5*	*-7.0*	*14.8*	*217*	*7.7*	*22.4*	*-4.2*	*16.4*	*242*
Innerer Bayerischer Wald	*5.9*	*17.7*	*-7.2*	*14.0*	*282*	*6.8*	*21.6*	*-5.4*	*15.5*	*310*
Oberbayerisches Tertiärhügelland(*)	8.1	20.8	-6.5	16.7	265	9.4	24.4	-2.2	18.0	282
Vorallgäu	*7.6*	*20.2*	*-6.1*	*15.9*	*304*	*8.7*	*23.3*	*-2.7*	*17.1*	*318*
Oberbayerische Jungmoräne und Molassevorberge	*8.1*	*20.7*	*-6.0*	*16.5*	*331*	*9.3*	*24.3*	*-3.0*	*17.9*	*350*
Oberbayerische Flysch-Voralpen(*)	6.9	18.5	-5.6	14.7	359	7.9	22.5	-4.2	16.2	379

tmn.yr = Jahresmitteltemperatur [°C]

tmax.wm = maximale Temperatur im wärmsten Monat [°C]

tmin.cm = maximale Temperatur im wärmsten Monat [°C]

tmn.wq = Mitteltemperatur im wärmsten Quartal (Juni – August) [°C]

psum.wq = Niederschlagssumme im wärmsten Quartal [mm]

Publikationen

Begutachtete Publikationen

Knoke, T.; Kindu, M.; Jarisch, I.; Gosling, E.; Friedrich, S.; Bödeker, K.; Paul, C. (2020): How considering multiple criteria, uncertainty scenarios and biological interactions may influence the optimal silvicultural strategy for a mixed forest. *Forest Policy and Economics* 118, 102239. DOI: 10.1016/j.forpol.2020.102239

Knoke, T.; Paul, C.; Friedrich, S.; Borchert, H.; Härtl, F.; Chang, S. J. (2020): The optimal rotation for a fully regulated forest is the same as, or shorter than, the rotation for a single even-aged forest stand: comments on Helmedag's (2018) paper. *Eur J Forest Res* 139 (1), S. 133–143. DOI: 10.1007/s10342-019-01242-x

Friedrich, S.; Paul, C.; Brandl, S.; Biber, P.; Messerer, K.; Knoke, T. (2019): Economic impact of growth effects in mixed stands of Norway spruce and European beech – A simulation based study. *Forest Policy and Economics* 104, S. 65–80. DOI: 10.1016/j.forpol.2019.04.003.

Paul, C.; Brandl, S.; Friedrich, S.; Falk, W.; Härtl, F.; Knoke, T. (2019): Climate change and mixed forests: how do altered survival probabilities impact economically desirable species proportions of Norway spruce and European beech? *Ann. For. Sci.* 76 (1), S. 1-14. DOI: 10.1007/s13595-018-0793-8.

Friedrich, S.; Knauf, M. (2016): Holzbilanzen als Informationsquelle zur Holzverwendung auf Bundeslandebene am Beispiel der bayerischen Holzmarktbilanz - Wood market balances as an information source on regional wood utilization - the Bavarian wood market balance as an example. Forstarchiv 87 (3). S. 79-85.

Knauf, M.; Friedrich, S. (2016): Holzbilanzen als Instrument der regionalen Kohlenstoffbilanzierung am Beispiel des Beitrags der bayerischen Forst- und Holzwirtschaft zum Klimaschutz – Wood balances used to support regional carbon accounting at the example of the Bavarian forest-based sector's contribution to mitigating climate change. Forstarchiv 87 (3). S. 86-91.

Nicht begutachtete Publikationen (2016 – 2020)

Friedrich, S.; Bödeker, K.; Knoke, T. (2020): Der Wert und Preis von Mischwäldern. Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 75 (17): 29-31.

Friedrich, S.; Knoke, T. (2020): Risiken mindern durch Mischung - Welche Baumartenmischung erfüllt die Bedürfnisse zukünftiger Generationen? LWF Aktuell 125: 18-21.

Knoke, T.; Ertsey, C.; Bödeker, K.; Friedrich, S. (2019): Einfluss überhöhter Wildbestände auf das Waldvermögen . Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 74 (21): 26-30 .

Berger, S.; Friedrich, S. (2019): Kann das Smartphone klassische Baumhöhenmesser ersetzen? Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 74 (15): 24-25.

Rössert, S.; Knoke, T.; Friedrich, S. (2019): Daten aus Waldinventuren innovativ nutzen. Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 74 (15): 14-17.

Paul, C.; Brandl, S.; Friedrich, S.; Härtl, F.; Falk, W.; Knoke, T. (2019): Der Einfluss des Klimawandels auf die Baumartenwahl. Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 74 (02): 21-23.

Friedrich, S.; Döllerer, M.; Knoke, T. (2017): Permanente Stichprobeninventur im Universitätswald der TUM. Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 72 (19): 13 - 14.

Friedrich, S.; Knauf, M. (2016): Beschäftigung in Forst- und Holzwirtschaft stabil. Holzzentralblatt Nr. 44 vom 04.11.2016: 1073-1074.

Knoke, T.; Clasen, C.; Paul, C.; Friedrich, S. (2016): Ökonomische Kalkulationen sprechen oft für Naturverjüngung. Allgemeine Forst Zeitschrift für Waldwirtschaft und Umweltvorsorge 71 (17): 42-45.

Vorträge (2018 – 2020)

Friedrich, S. (2020): A robust approach to tree species selection for multifunctional forests. Waldbauseminar Freising 2019/2020.

Friedrich, S.; Knoke, T. (2019): Baumartenwahl im Klimawandel - ein ökonomischer Ansatz. LWF Forum Dezember. Freising.

Friedrich, S.; Knoke, T. (2019): Veränderung von Risiko und Ertrag in Rein- u. Mischbeständen (Fichte, Buche) unter Klimawandel: ökonomische Entscheidungs- und Planungshilfen für den Waldumbau (H10). Projekttreffen am Bayerischen Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten, München.

Friedrich, S.; Knoke, T. (2019): Forstplanung im Klimawandel - Die Rolle der Nadelhölzer. 10. Arnsberger Waldforum, Ansberg.

Friedrich, S. (2019): Berücksichtigung von Risiko in betrieblichen Entscheidungen. Betriebswirtschaftliches Seminar des Bayerischen Waldbesitzerverbandes, München.

Müller-Starck, G.; Friedrich, S.; Knoke, T. (2019): The forest of the Ludwig-Maximilians-Universität München. SILVA Network Conference, Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences, Prague: 9-16.

Messerer, K.; Knoke, T.; Friedrich, S. (2019): Betriebswirtschaftliche Überlegungen zur zukünftigen Waldbewirtschaftung. Klima- und Waldgipfel Niederösterreich, Burgschleinitz, Austria: 18.

Friedrich, S.; Knoke, T. (2018): Veränderung von Risiko und Ertrag in Rein- u. Mischbeständen (Fichte, Buche) unter Klimawandel: ökonomische Entscheidungs- und Planungshilfen für den Waldumbau (H10). Sitzung des Kuratoriums für forstliche Forschung, Freising.

Friedrich, S.; Paul, C.; Brandl, S.; Knoke, T. (2018): Economic evaluation of growth effects in mixed forest stands: A simulation study for Norway spruce and European beech in Southern Germany. 2018 Biennial Seminar, Scandinavian Society of Forest Economists (SSFE), 22.-25. Mai 2018, Helsingoer, Dänemark.

Friedrich, S.; Paul, C.; Knoke, T. (2018): Integrating risks in forest planning. Horizon 2020 - Care4C - Kickoff - Seminar, 14. März 2018, Freising.