



Technische Universität München

TUM School of Life Sciences

Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung

Auswirkungen der Berücksichtigung von Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen auf die ökonomisch optimale Bewirtschaftung von Fichten-Buchen- und Fichten-Reinbeständen

Katharina Martine Messerer

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.

Vorsitzender:

Prof. Dr. Johan Philipp Benz

Prüfer der Dissertation:

1. Prof. Dr. Thomas Knoke

2. Prof. Dr. Carola Paul

Die Dissertation wurde am 25.05.2021 bei der Technischen Universität München eingereicht
und durch die TUM School of Life Sciences am 15.09.2021 angenommen.

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis.....	2
Zusammenfassung.....	4
Abstract.....	6
1 Einleitung.....	1
1.1 Hintergrund der Dissertation.....	1
1.2 Hypothesen und Strukturierung der Arbeit.....	4
1.3 Veröffentlichungen.....	6
1.3.1 Zusammenfassung und Leistungsbeiträge Veröffentlichung I.....	6
1.3.2 Zusammenfassung und Leistungsbeiträge Veröffentlichung II.....	7
2 Stand des Wissens.....	9
2.1 Unterschiedliche Optimierungsansätze: stochastische und nicht-stochastische Optimierung	9
2.1.1 Stochastische Portfoliooptimierung.....	9
2.1.2 Robuste, nicht-stochastische Portfoliooptimierung.....	12
2.2 Verständnis von Risiko und Unsicherheiten.....	14
2.3 Risiken und Unsicherheiten in der Forstwirtschaft.....	15
2.3.1 Holzpreisschwankungen.....	15
2.3.2 Klimawandel.....	16
2.3.3 Überlebenswahrscheinlichkeiten.....	17
2.4 Ökonomische Optimierung naturnaher Wälder.....	17
3 Methoden.....	19
3.1 Stochastische Portfoliooptimierung.....	20
3.2 Robuste, nicht-stochastische Optimierung.....	22
3.3 Optimierung unter gleichzeitiger Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen und Unsicherheit.....	26
3.3.1 Modell zur Optimierung des Bodenertragswerts.....	30
3.3.2 Maximierung des Value-at-Risk.....	32
3.3.3 Sensitivitätsanalyse.....	33
4 Daten und Datenaufbereitung.....	35
4.1 Eingangsdaten für die Optimierung.....	35
4.2 Überlebenswahrscheinlichkeiten (Kalamitäten).....	36
4.3 Zuwachsdaten.....	36
4.4 Monte-Carlo-Simulation.....	37
5 Ergebnisse.....	38
5.1 Optimierung der Altersklassen-Kohorten.....	38
5.2 Optimierung der Einschlagsplanung von Altersklassen-Kohorten unter Berücksichtigung von Zuwachsreaktionen und Unsicherheiten.....	42
5.2.1 Sensitivitätsanalyse.....	43

6	Diskussion	46
6.1	Prüfung der Hypothesen	46
6.2	Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung	50
6.2.1	Holzpreisschwankungen	50
6.2.2	Überlebenswahrscheinlichkeiten und Klimawandel	51
6.2.3	Zuwachsdaten und Dichteeffekte	52
6.2.4	Notwendigkeit der Integration von Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung	53
6.2.5	Dauerwaldbewirtschaftung	54
6.3	Diskussion der neu verwendeten Modelle	55
6.3.1	Robuste Portfoliooptimierung	55
6.3.2	Gleichzeitige Optimierung von Dichteeffekten und Holzpreisschwankungen	56
6.4	Ausblick und weitere Forschungsfelder	58
7	Literaturverzeichnis	61
8	Abbildungsverzeichnis	74
9	Tabellenverzeichnis	75
10	Formelverzeichnis	76
11	Anhang	77
11.1	Veröffentlichung I	77
11.2	Veröffentlichung II	78
11.3	Verwendete Eingangsdaten	106
11.3.1	Holzvolumen	108
11.3.2	Holzsortierung	109
11.3.3	Holzerntekosten	110
	Danksagung	111
	Eidesstattliche Erklärung	112

Zusammenfassung

Einleitung

Im Spannungsfeld unterschiedlicher Anforderungen an die Bewirtschaftung der Wälder stehen forstliche Entscheidungsträger vor der Herausforderung die richtigen Strategien für stabile, zukunftsfähige und rentable Wälder zu finden. Optimierungsansätze können diese Bewirtschaftungsentscheidungen unterstützen. Gleichzeitig sieht sich die Forstwirtschaft mit Risiken und Unsicherheiten konfrontiert, beispielsweise verbunden mit schwankenden Holzpreisen oder dem Klimawandel. Die Integration von Unsicherheiten in die forstlichen Portfoliomodelle ist im wissenschaftlichen Kontext bereits gut etabliert. Da die klassische stochastische Portfoliooptimierung jedoch kritisch hinterfragt wird, müssen bestehende Ansätze weiterentwickelt und neue Modelle für die Forstwirtschaft etabliert werden. Die robuste Optimierung kann beispielsweise eine Alternative sein. Gleichzeitig werden Modelle benötigt, die die Szenario-basierten Optimierungen, welche auf vordefinierten Bewirtschaftungsstrategien basieren, sinnvoll erweitern. Die gleichzeitige Integration von Wachstumsreaktionen aufgrund veränderter Bestandesdichte und dem ökonomischen Risiko von fluktuierenden Holzpreisen in der Bestandesoptimierung kann hierzu einen Beitrag leisten.

Methodik

Die vorliegende Dissertation befasst sich mit der Optimierung auf Bestandesebene und der Überführung von gleichaltrigen Reinbeständen in ungleichaltrige Bestände, bestehend aus unterschiedlichen Altersklassen-Kohorten. Dazu werden zwei Ansätze genutzt. Einerseits wird ein robuster Optimierungsansatz angewendet. Für Fichte (*Picea abies*) und Buche (*Fagus sylvatica*) stehen acht, beziehungsweise neun unterschiedliche Erntezeitpunkte zur Etablierung von neuen Altersklassen-Kohorten zur Auswahl. Für jede Altersklassen-Kohorte, deren Etablierung mit der Ernte von Teilen des stehenden Bestandes einhergeht, wird eine Annuität berechnet und, je nach Risikoaversion, eine Abweichung von der erwarteten Annuität. Die Optimierung erfolgt über Unsicherheitsräume hinweg, welche die erwartete Variabilität der Inputinformationen abdecken. Den Altersklassen-Kohorten werden optimale Flächenanteile zugeordnet mit dem Ziel der Gewinnmaximierung unter allen im Unsicherheitsraum enthaltenen Inputinformationen. Ziel ist es dabei, das „Worst-Case“ Ergebnis zu maximieren. Im zweiten Ansatz werden neben Holzpreisschwankungen auch Wachstumsreaktionen als Folge von Dichteeffekten in die Optimierung integriert. Wiederum mit dem Ziel einer Gewinnmaximierung wird die Verteilung der Einschlagszeitpunkte zur Etablierung der Altersklassen-Kohorten verglichen, wenn nur Wachstumsreaktionen oder nur Holzpreisschwankungen oder beides gleichzeitig in der Optimierung berücksichtigt wird.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der robusten Portfoliooptimierung zeigten eine gleichmäßigere Verteilung der Flächenanteile der einzelnen Altersklassen-Kohorten als die Ergebnisse der stochastischen Methodik. Allerdings dominierten die Fichten-Altersklassen-Kohorten und erst bei hoher Risikoaversion des Entscheidungsträgers wurden Buchen-Altersklassen-Kohorten in das Portfolio aufgenommen. Die Ergebnisse

der robusten Portfoliooptimierung lagen mit Abweichungen von 1 – 3 % nur knapp unter der Effizienzlinie der klassischen stochastischen Portfoliooptimierung.

Die gleichzeitige Integration von Wachstumsreaktionen und Risiken in Form von Holzpreisschwankungen zeigte nur geringe Veränderungen bei den Einschlagszeitpunkten zur Etablierung der Altersklassen-Kohorten im Vergleich zur Optimierung nur mit Wachstumsreaktionen, beziehungsweise nur mit Holzpreisschwankungen. Die fünf Altersklassen-Kohorten wurden über einen Zeitraum von 35 Jahren zu vier verschiedenen Erntezeitpunkten etabliert. Eine Sensitivitätsanalyse verdeutlichte die Veränderungen der Einschlagszeitpunkte der Altersklassen-Kohorten durch geänderte Risikoannahmen oder Wertzuwachsreaktionen.

Diskussion, Schlussfolgerungen und Ausblick

Modellansätze zur optimalen Bewirtschaftung können bei den jetzigen und zukünftigen Herausforderungen in der Forstwirtschaft die Entscheidungsträger unterstützen. Die Diversifizierung der Bestände hinsichtlich Baumarten und unterschiedlicher Erntezeitpunkte von Altersklassen-Kohorten auf Bestandesebene zeigen, dass ökonomisches Wirtschaften auch mit ungleichaltrigen und gemischten Beständen möglich ist. Der Klimawandel und die gestiegenen breit gefächerten Ansprüche an den Wald erfordern neue oder weiterentwickelte Modelle, die die notwendige Flexibilität mit sich bringen. Mit der robusten Optimierung steht künftig ein Modellansatz zur Verfügung, der in vielerlei Hinsicht Potential zur Weiterentwicklung bietet. Die Form der Unsicherheitsräume oder die Einführung von multiplen Zielen sind nur zwei Beispiele. Mit der gleichzeitigen Berücksichtigung von Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen in der Optimierung der Einschlagszeitpunkte von Altersklassen-Kohorten kann die Notwendigkeit der Integration von Unsicherheiten verdeutlicht werden. Darüber hinaus bietet der Ansatz Potenzial zur Weiterentwicklung in Richtung Einzelstammmodelle.

Abstract

Introduction

Amid conflicts between competing requirements for forest management, forestry decision-makers are faced with the challenge of finding the right strategies for stable, sustainable and profitable forests. Optimization approaches can support these management decisions. In addition, forestry is confronted with risks and uncertainties, for example associated with fluctuating timber prices or climate change. The integration of uncertainties in forestry portfolio models is already well established in the scientific context. However, because classical stochastic portfolio optimization has been critically questioned, there is a need to further develop existing approaches and establish new decision-support models for forestry. Robust optimization, for example, may be an alternative. At the same time, models are needed that meaningfully extend scenario-based optimizations based on predefined management strategies. The simultaneous integration of growth responses due to changing stand density and the economic risk of fluctuating timber prices in stand optimization can contribute to this.

Methods

This dissertation deals with optimization at the stand level and the transition of even-aged pure stands to uneven-aged stands consisting of different age-class cohorts. Two approaches are used for this purpose. The first is robust optimization. For Norway spruce (*Picea abies*) and European beech (*Fagus sylvatica*), eight and nine different harvesting schedules, respectively, are available for the establishment of new age-class cohorts. For each age-class cohort, which are established by harvesting of parts of the standing timber, an annuity is calculated and – depending on the level of risk aversion – a deviation from the expected annuity. Optimization is performed over uncertainty spaces that encompass the expected variability in input information. Optimal proportions of a forest area are assigned to age-class cohorts with the goal of maximizing profit under all input information contained in the uncertainty space. The objective function is to maximize the "worst case" outcome. In the second approach, growth reactions resulting from density effects are integrated into the optimization in addition to timber price fluctuations. Also with the goal of maximizing profit, the distribution of harvesting schedules for establishing age-class cohorts are compared if the optimization considers a) only growth reactions, b) only timber price fluctuations or c) both growth reactions and price fluctuations simultaneously.

Results

The robust portfolio optimization resulted in more evenly distributed area shares of the individual age-class cohorts compared to the stochastic optimization. However, spruce age-class cohorts dominated the robust forest portfolios, with beech age-class cohorts only included in the portfolio when the decision maker was highly risk averse. The economic return of portfolios generated from the robust optimization were only slightly below those expected from the classic stochastic portfolio optimization; expected annuities for the robust portfolios were only 1 - 3 % lower than those of the efficiency frontier derived from the stochastic optimization.

Abstract

The simultaneous integration of growth responses and market risks in the form of timber price fluctuations resulted in only small changes to the harvest schedules for establishing the age-class cohorts compared to when growth responses or timber price fluctuations were considered separately in the optimization. Five age-class cohorts were established over a 35-year period at four different harvest times. A sensitivity analysis illustrated the changes in the harvest times of the age-class cohorts due to changing risk assumptions or value growth responses.

Discussion, conclusions and future research focus

Model approaches for optimal forest management can support decision makers in the current and future challenges of forestry. The diversification of stands, both in terms of tree species and harvesting schedules of age-class cohorts at the stand level, shows that economically competitive management is also possible with uneven-aged and mixed stands. Adapting to climate change and the ever-growing demands on forests requires new or further developed models that offer the necessary flexibility. As a future modelling approach, robust optimization offers potential for further development in many respects. Testing different shapes of uncertainty spaces or introducing multiple objectives are just two examples. Simultaneously considering price uncertainties and growth responses in the optimization of harvesting schedules of age-class cohorts, illustrates the necessity of integrating uncertainties in forest management models. Furthermore, the approach offers potential for further development towards single tree models.

1 Einleitung

1.1 Hintergrund der Dissertation

Die nachhaltige Bewirtschaftung unserer Wälder ist eine stets wachsende Herausforderung in Mitteleuropa. Aufgrund vergleichsweise langer Rotationsperioden der heimischen Baumarten (Möllmann und Möhring 2017), der Forderung nach einer multifunktionalen Waldbewirtschaftung (Larsen 2012), teils stark schwankender Holzpreise (Neuner und Knoke 2017) und insbesondere auch aufgrund der unvorhersehbaren Auswirkungen des Klimawandels (Brang et al. 2008; Keenan 2015) wird diese Herausforderung umso größer. Daher sind zukunftsorientierte und multidisziplinär agierende Entscheidungsträger in der Forstwirtschaft gefragt, damit optimale waldbauliche Behandlungskonzepte in Forstbetrieben umgesetzt werden können (Álvarez-Miranda et al. 2018; Rist und Moen 2013). Darüber hinaus ist es für die optimale Bewirtschaftung der Waldbestände unabdingbar, dass den Forstbetrieben valide Informationen zur Verfügung stehen, insbesondere hinsichtlich zu erwartender Kosten und Erträge, sowie zu Risiken und Unsicherheiten (Yousefpour et al. 2017). Neue oder erweiterte Optimierungswerkzeuge, die die Entscheidungsträger dabei unterstützen können, und Bewirtschaftungskonzepte für den maximalen finanziellen Ertrag bei gleichzeitiger Risikobegrenzung zu entwerfen, stehen daher im Fokus von Forschung und Wissenschaft (Matthies et al. 2019). Ziel dieser Arbeit ist es, ökonomische Effekte von Risiken, Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen zu evaluieren und in die betriebliche Planung mit einzubeziehen.

Optimierungsansätze haben in der Forstwirtschaft eine lange Tradition und wurden im Laufe der letzten 300 Jahre stetig weiterentwickelt (Kaya et al. 2016). Carlowitz' Nachhaltigkeitsgedanke (Carlowitz 1732) kann letzten Endes auch als eine Optimierung der Ressourcenverfügbarkeit interpretiert werden. Der nachhaltige Umgang mit der Ressource Holz sollte laut Carlowitz dazu führen, dass deren Verfügbarkeit langfristig gesichert war. Von Thünen (1875) stellte mit den Thünen'schen Ringen ein Modell zur optimalen Anordnung der Landnutzung auf, wobei er die Forstwirtschaft insbesondere anhand der Transportkosten und der damit einhergehenden Bodenrente positionierte (Thünen 1875). Durch Martin Faustmann wurde der Fokus ebenfalls auf eine reine Gewinnmaximierung in der Forstwirtschaft mit dem Bodenertragswert als Zielfunktion gelegt (Faustmann 1849). Mit der Faustmann-Formel wurde somit ein Meilenstein in der Entwicklung der forstwirtschaftlichen Optimierung gesetzt, welche besonders durch Pressler (1858) vorangetrieben wurde. Bis heute ist die Faustmann-Formel Grundlage und Ausgangspunkt einer Reihe von Modellen zur Optimierung der waldbaulichen Bewirtschaftung. Pearse (1967) und Chang (1998, 2020) sollen hier nur stellvertretend für die vielfältigen Anwendungen und Weiterentwicklungen der klassischen Faustmann-Formel als Grundlage forstlicher Optimierung genannt werden. Komplexer wurden die Optimierungsansätze beispielsweise mit Buongiorno (2001), der den Faustmann-Ansatz als Markov-Entscheidungsproblem definierte. Dadurch schaffte er die Möglichkeit, Zukunftsszenarien als Wahrscheinlichkeitsverteilungen darzustellen. Dieter (2001) verwendete zu

diesem Zweck Monte-Carlo Simulationen. Eine andere Weiterentwicklung war die Übertragung der Portfoliotheorie (Markowitz 1952) auf die Waldwirtschaft, um so Risiken und Unsicherheiten in die optimale Bewirtschaftung zu integrieren (Matthies et al. 2019). Die Faustmann-Formel wurde unter anderem auch hier zur finanziellen Bewertung der einzelnen Portfolio-Bestandteile verwendet (Beinhofer 2009). Roessiger et al. (2011) zeigten in ihrer Studie, dass, unter Berücksichtigung des Risikos, ungleichaltrige und gemischte Wäldern als ökonomisch vorteilhaft aus solchen Optimierungen hervorgehen können. Die Portfolio-Optimierung aus der Finanztheorie wurde beispielsweise genutzt, um die Zusammensetzung der Waldbestände bzw. Forstbetriebe hinsichtlich der Baumartenanteile (Hildebrandt und Knoke 2009; Neuner et al. 2013) und der produzierten Sortimente (Dragicevic et al. 2016; Reeves und Haight 2000) zu optimieren, indem die Finanzerträge maximiert wurden, während gleichzeitig die Risiken und Unsicherheiten begrenzt wurden.

Die stochastische Portfoliooptimierung steht in der Kritik und soll in dieser Arbeit deshalb mit neuen Methoden verglichen werden. Die für die stochastische Portfoliooptimierung vorausgesetzte Normalverteilung der ökonomischen Rückflüsse kann in Praxisanwendungen oft nicht überprüft oder sichergestellt werden (Yu und Jin 2012). Auch Knoke und Wurm (2006) gaben an, dass die Rückflüsse häufig nicht normalverteilt sind, was beispielsweise durch Studien von Friedrich et al. (2019) sowie Knoke et al. (2021) noch einmal klar bestätigt werden konnte. Bei Anwendung der klassischen Portfolio-Theorie setzt aber normalverteilte ökonomische Zielvariablen voraus. Bereits kleinste Änderungen der Eingangsdaten können zu erheblichen Änderungen der optimalen Portfoliozusammensetzung führen (Goldfarb und Iyengar 2003). Außerdem werden detaillierte Informationen beispielsweise zu den mathematischen Kovarianzen der Portfolio-Bestandteile benötigt, um die stochastischen Portfolios zu berechnen. All diese Kritikpunkte führen dazu, dass ein neuer Optimierungsansatz gesucht wird. Dieser soll weniger sensibel auf sich verändernde Eingangsparameter reagieren, grundsätzlich mit weniger Dateninput auskommen und unabhängig von einer stochastischen Verteilungsfunktion optimiert werden können. Die robuste Portfoliooptimierung aus dem Bereich des Operation Research kann diese Anforderungen erfüllen (Ben-Tal et al. 2009; Ben-Tal und Nemirovski 1997; Ben-Tal und Nemirovski 2000; Bertsimas und Sim 2004b; Gorissen et al. 2015). Nach der Vorlage von Knoke et al. (2015), welche eine robuste Portfoliooptimierung landwirtschaftlicher Nutzungsoptionen vorstellten, soll daher in dieser Dissertation ein Modell zur robusten Portfoliooptimierung von Waldbeständen entwickelt werden, welches neben der räumlichen auch eine zeitliche Komponente umfasst.

Diese Doktorarbeit optimiert verschiedene waldbauliche Bewirtschaftungssysteme auf Bestandesebene für Fichte (*Picea abies*) und Buche (*Fagus sylvatica*) in einem robusten, nicht-stochastischen Verfahren. Dadurch können optimierungsunterstützte Entscheidungen bezüglich forstwirtschaftlicher Eingriffe und Baumartenzusammensetzung vereinfacht und verbessert werden. Gegenstand der Optimierung sind verschiedenen Produktionszeiten und Baumarten, welche räumlichen Kohorten eines Bestandes zugewiesen werden können (definiert als Altersklassen-Kohorten). Ziel der Optimierung ist es, eine möglichst

individuell angepasste strategische Ausrichtung der Bestandesbehandlung anhand konkreter waldbaulicher Begebenheiten und Voraussetzungen entwickeln zu können.

Viele veröffentlichte bioökonomische Modelle sind stark vereinfacht, schematisiert und auf gleichaltrige Reinbestände ausgelegt (Kuuluvainen et al. 2012). Das führt dazu, dass sie nur sehr begrenzt als Entscheidungsgrundlage für das Forstbetriebsmanagement herangezogen werden können. Es bedarf der Integration von Wachstumsinteraktionen in Form von Dichte- und Mischungseffekten in bioökonomische Modelle, um bessere Entscheidungsgrundlagen simulieren zu können. Simulationsmodelle auf unterschiedlichen Ebenen, der Einzelbaumebene, der Bestandesebene, der Betriebsebene oder auch der Landschaftsebene, unterstützen Entscheidungsträger bei der Planung und waldbaulichen Bewirtschaftung durch die Berechnung der Holzmengenentwicklung. Die Wachstumssimulatoren SILVA (Pretzsch et al. 2002) oder WEHAM (Bösch 2005) sind beispielsweise bekannte und nützliche Werkzeuge für die Simulation der zukünftigen Entwicklung von Waldbeständen, was besonders mit Blick auf lange Umrtriebszeiten hilfreich ist. Allein das Wissen von Bestandsvolumen und Baumartenzusammensetzung ist jedoch noch nicht ausreichend zur Erstellung eines geeigneten und optimalen Managementplans. Die aus den Simulationsprozessen resultierenden Daten können allerdings in Optimierungsmodellen verwendet werden, um den Entscheidungsprozess und die Erstellung von Managementplänen zu unterstützen. Beispiele von Optimierungsmodellen, die die Bestandesstruktur und das Baumwachstum einbeziehen, stammen häufig aus dem skandinavischen Raum und verwenden eine Vielzahl von Daten. Tahvonen (2009) etablierte beispielsweise ein Matrixmodell, basierend auf Übergangswahrscheinlichkeiten, zur ökonomischen Optimierung von Waldbeständen. In Abhängigkeit der Eingangsdaten ergaben sich in diesem nichtlinearen Optimierungsansatz sowohl Optima zur ungleichaltrigen Dauerwaldbewirtschaftung als auch Kahlschläge als optimale Ergebnisse. Dadurch fördert dieser Ansatz die Vergleichbarkeit der grundsätzlichen Managementstrategien bezüglich der ökonomisch optimalen Bewirtschaftung und gibt Hinweise auf ausschlaggebende Parameter, die entscheidungsunterstützend sein können. Der Ansatz der Matrixmodelle wurde schrittweise erweitert und ausgebaut, beispielsweise durch Wachstumsmodelle auf Einzelstammebene, die Berücksichtigung unterschiedlicher Temperaturzonen oder Naturverjüngung (Assmuth et al. 2018; Malo et al. 2021; Parkatti und Tahvonen 2020; Tahvonen 2009, 2011, 2015; Tahvonen und Rämö 2016). Diese bestehenden komplexen, oft auf Einzelstammebene operierenden Modelle nehmen jedoch meist alle Eingangsdaten als gegeben an und blenden somit Risiken und Unsicherheiten aus (Knoke et al. 2020b). Daher wird ein ökonomisches Optimierungsmodell benötigt, welches auf Wachstumsreaktionen verbleibender Bäume nach der Ernte des ausscheidenden Bestandes reagiert und das ökonomische Risiko in eine Portfoliooptimierung integriert.

Zudem liegt der Fokus der meisten Optimierungen auf Szenario-basierten Optimierungsansätzen. Zuvor festgelegte Szenarien werden demnach im Nachhinein bewertet; Beispiele sind (Csépanyi und Csór 2017; Knoke und Plusczyk 2001). Allerdings ist dadurch die optimale Lösung nicht garantiert und die Potentiale der Optimierungsansätze können nicht voll ausgeschöpft werden (Heinonen et al. 2020).

Friedrich et al. (2021) schlagen vor, die besten Optionen aus einer Vorauswahl von Möglichkeiten durch den Optimierer in den Optimierungsprozess einzubringen und somit eine kontinuierliche Optimierung zu erreichen. Die ‚ex post‘ oder ‚post mortem‘ Analyse, bei der Szenario-basierten Optimierungen üblich, konnte somit umgangen werden.

Die Ergebnisse der Optimierungen können als Entscheidungshilfe für die langfristige, strategische Ausrichtung von Forstbetrieben gesehen werden (Triviño et al. 2017), wenn auch in begrenztem Umfang und unter Vorbehalt. Ein Ableiten der Auswirkungen auf die Bewirtschaftung von Beständen durch die Berücksichtigung von Risiken, Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen und die Kenntnis von Effekten, die durch bestimmte waldbauliche Maßnahmen auftreten, sind gerade in Zeiten eines unsicheren Klimawandels von größter Bedeutung (Álvarez-Miranda et al. 2018). Dieses Potential ist in der Praxis allerdings noch nicht in vollem Umfang anerkannt und wird kaum genutzt. Für die Entscheidungsträger der Forstwirtschaft können Optimierungsmodelle jedoch sehr hilfreich sein.

Diese Dissertation soll dazu beitragen, die Auswirkungen und Effekte von Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen auf waldbauliche Behandlungen und die daraus resultierenden finanziellen Konsequenzen besser zu verstehen. Daraus ergeben sich folgende Forschungsfragen:

- Ist ein robuster Optimierungsansatz bezüglich Portfoliozusammensetzung und finanziellem Ertrag eine vorteilhafte und erstrebenswerte Alternative zur stochastischen Portfoliooptimierung?
- Wie wirken sich simulierte Wachstumseffekte nach Erntemaßnahmen auf die Bestandesoptimierung aus?
- Wie verändert sich die optimierte Bewirtschaftung, wenn sowohl Wachstumsreaktionen als auch Unsicherheiten in der Optimierung berücksichtigt werden?

1.2 Hypothesen und Strukturierung der Arbeit

Aus den Forschungsfragen und Lücken im Kenntnisstand (siehe Kapitel 1.1) ergeben sich die folgenden Hypothesen:

H1: Werden Risiken und Wachstumsreaktionen in die Optimierung der Bewirtschaftung von Forstbeständen mit einbezogen, entwickeln sich gänzlich andere Managementstrategien als durch alleinige Anwendung der klassischen Faustmann-Formel.

Risikobeachtung führt zu einer Diversifizierung von Baumarten und Altersklassen im Betriebsportfolio (Griess und Knoke 2013), allerdings werden Risiken und Unsicherheiten in vielen Studien vernachlässigt. Es gibt sowohl in der Praxis als auch in der Wissenschaft den grundsätzlichen Ruf nach stabileren Wäldern, gleichzeitig wird das Risiko durch Sturm, Borkenkäfer, oder andere Kalamitäten in der Forstbetriebsplanung aber meistens ignoriert. Die klassischen, oft schon jahrhundertealten Planungshilfen haben immer noch großen Einfluss auf die betriebliche Ausrichtung (Adamowicz 2018), obwohl sie weder Risiken noch Wachstumsreaktionen berücksichtigen.

Wenn der Entscheider nicht nur eine reine Gewinnmaximierung verfolgt, sondern stabile, klimaresistente Wälder als weitere Ziele der Bewirtschaftung sieht, können unterschiedliche Ansätze herangezogen werden, um dieses Ziel zu erreichen. Für risiko-averse Entscheider können z.B. Optimierungsansätze aus Studien von Roessiger et al. (2011; 2013) genutzt werden, welche optimale Zusammensetzungen von Mischbeständen betrachten und somit eine Transformation von den gleichaltrigen Reinbeständen zu ungleichaltrigen Mischwäldern aus ökonomischer Perspektive untersuchen. Aber auch die Interaktionen zwischen Baumarten in gemischten Beständen (Pretzsch und Schütze 2009) und in ungleichaltrigen Wäldern (Tahvonen et al. 2010) erweisen sich als interessantes ökonomisches Forschungsfeld. Der ungleichaltrige Mischbestand, unabhängig ob als robust, ökologisch oder ökonomisch optimal, steht zumindest im klaren Gegensatz zu Faustmanns optimalen Wäldern. Eine gleichzeitige Beachtung von Risiken und ökologischen Wachstumsaspekten in einer ökonomischen Optimierung ist somit ein logischer nächster Schritt.

H2: Die Ergebnisse aus robuster Optimierung für ökonomisch optimale Managementstrategien unterscheiden sich nicht von denen einer stochastischen Optimierung, für erstere werden jedoch erheblich weniger Inputdaten benötigt.

Die zweite Hypothese zielt auf die Frage ab, unter welchen Umständen ein neuer robuster und somit nicht-stochastischer Ansatz zur Portfoliooptimierung anstelle eines klassischen stochastischen Portfolioansatzes nach Markowitz (1952, 1959) für die forstliche Optimierung verwendet werden kann. Der

klassische Portfolioansatz wird, wie in Abschnitt 1.1 dargestellt, als methodischer Ansatz kritisch betrachtet. Zugleich muss eine Vielzahl an Daten vorliegen, inklusive aller Korrelationen zwischen den einzelnen Assets des Portfolios (Knoke et al. 2015). Dies bedeutet einen erheblichen Rechenaufwand und benötigt die Verfügbarkeit aller Daten, wodurch es schwieriger umzusetzen und gleichzeitig auf vordefinierte mögliche Szenarien beschränkt ist. Ein robuster Ansatz, wie beispielsweise Bertsimas und Sim (2004a) ihn beschreiben, kann allerdings nur dann eine adäquate Alternative zum klassischen stochastischen Ansatz sein, wenn die Ergebnisse der unterschiedlichen Optimierungsansätze prinzipiell vergleichbar und jeweils gültig sind. Ein neuer robuster Portfoliooptimierungsansatz für Waldbestände könnte aus einem bestehenden Ansatz zur robusten Optimierung eines landwirtschaftlichen Landnutzungsportfolios (Knoke et al. 2015) abgeleitet werden. Dadurch könnte die Vergleichbarkeit der beiden Ansätze, stochastisch und robust, diskutiert werden.

H3: Je nach Risikoaversion der Waldbesitzer wird die angestrebte Risikominderung theoretisch bereits durch eine alleinige Diversifizierung der Altersstrukturen von Fichtenbeständen auf Bestandesebene herbeigeführt.

Der Portfoliotheorie folgend führt eine Diversifizierung der Investitionsanlagen unter bestimmten Voraussetzungen zu einer Risikominderung (Markowitz 1952). Übertragen auf einen Waldbestand ist bereits bekannt, dass sowohl die Mischung unterschiedlicher Baumarten, als auch eine zeitliche Diversifikation zu einer Minderung des ökonomischen Risikos führen (Griess und Knoke 2013; Roessiger et al. 2011). In dieser Dissertation soll darüber hinaus die Frage gestellt werden, in wie weit sich allein eine Diversifizierung der Einschlagsalter auf der Bestandesebene durch eine zeitlich gestaffelte Waldverjüngung, verbunden mit der Begründung von neuen Altersklassen-Kohorten, auf die Minderung des Risikos auswirkt.

H4: Die sich durch Berücksichtigung von Wachstumsinteraktionen ergebende zeitliche Diversifizierung der optimalen Erntezeitpunkte und die daraus resultierende ungleichaltrige Bestandesstruktur bleiben unverändert, wenn Holzpreisschwankungen als Unsicherheit berücksichtigt werden.

Viele Veröffentlichungen zu Wachstumsinteraktionen und zeitlicher Diversifikation stehen in der Kritik, da sie, bei zumeist einzelstammbasierten Modellen, auf die Betrachtung jeglicher Risiken, wie beispielweise Holzpreisschwankungen, verzichten (Yousefpour et al. 2012). Begründet wird dieser Verzicht mit einer zu hohen Komplexität der Modelle, welche teils eine Vielzahl an Daten zum Wachstum der einzelnen Bäume, aber auch zu Wachstumsreaktionen untereinander in die Optimierung integrieren (Tahvonon 2016). In einem vereinfachten Modell soll daher in dieser Dissertation geprüft werden, wie

sich die Einschlagszeitpunkte für 5 gleich große Fichten-Altersklassen-Kohorten verschieben, wenn neben positiven Wachstumsreaktionen nach Erntemaßnahmen das Risiko von Holzpreisschwankungen berücksichtigt, beziehungsweise ignoriert wird. Dadurch soll die Frage erörtert werden, ob das grundsätzliche Ziel zukünftiger Optimierungsansätze eine einzelstammbasierte, risikointegrierte Optimierung sein sollte, um stabile und gleichzeitig ökonomisch rentable Bewirtschaftungskonzepte zu untersuchen.

Zur Beantwortung der aufgestellten Hypothesen ist die vorliegende Doktorarbeit wie folgt strukturiert: Sie gibt zunächst einen Überblick über stochastische und robuste Optimierungsansätze, definiert den Begriff von Risiken und Unsicherheiten, nennt Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung und zeigt einen Ausschnitt der ökonomischen Optimierung von naturnahen Wäldern, welche in Bezug zu oben genannten Hypothesen gestellt werden. Im Methodenteil werden anschließend die angewandten Optimierungsansätze dargestellt sowie die verwendeten Daten und deren Verarbeitung demonstriert. Die Ergebnisse werden in Kapitel 5 präsentiert. Abschließend folgt ein themenübergreifender Diskussions- teil zur forstbetrieblichen Optimierung unter Einbeziehung von forstwirtschaftlichen und ökonomischen Risiken. Besonderer Fokus liegt auf den verwendeten Methoden und den durch die Optimierung vorgeschlagenen Bewirtschaftungsstrategien. Die Schlussfolgerung soll zukünftige Forschungsfelder und neuen Forschungsbedarf aufzeigen und die Diskussion abschließen.

1.3 Veröffentlichungen

Zusammenfassungen der beiden international veröffentlichten Erstautorenpaper unter Hervorhebung der individuellen Leistungsbeiträge der Kandidatin sind im Folgenden zu finden. Die vorliegende Dissertation fasst die beiden Veröffentlichungen als kumulative Dissertation zusammen. Die vollständigen Artikel sind dieser Synthese im Anhang beigelegt.

1.3.1 Zusammenfassung und Leistungsbeiträge Veröffentlichung I

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): 45. doi: 10.1007/s13595-017-0643-0

Die ökonomische Optimierung, im Hinblick auf Diversifizierung in gemischten, ungleichaltrigen Waldbeständen, ist ein nützliches Instrument für die Forstbetriebsplanung. Die erste Studie der Kandidatin zielte darauf ab, einen stochastischen und einen nicht-stochastischen Ansatz zur Optimierung von Altersklassenportfolios unter Risiko zu vergleichen. Als Optimierungsoptionen dienten Altersklassen-Kohorten aus altersbedingten Regenerations- und Erntevorgängen, simuliert für zwei Baumarten: *Picea abies* und *Fagus sylvatica*. Der stochastische Optimierungsansatz war ein Mittelwert-Varianz-Ansatz.

Der zweite, nicht-stochastische Optimierungsansatz wurde bisher noch selten zur Optimierung von Baumartenportfolios über mehrere Umtriebszeiten hinweg genutzt. Die Zielfunktion für beide Ansätze war abhängig von der Auswahl der Erntezeitpunkte für bestimmte Bestände und Baumarten. Für den stochastischen Ansatz wurde die Annuität als Zielfunktion maximiert, indem bestimmten Beständen und Baumarten für ein festgelegtes Risikoniveau Erntezeitpunkte zugewiesen wurden. Im nicht-stochastischen Ansatz wurde durch die Zuweisung von Flächenanteilen stattdessen die maximale Abweichung von der größtmöglichen, erreichbaren Annuität minimiert. Die Übertragung des Ansatzes von Knoke et al. (2015) in die Forstwissenschaft wurde durch die Kandidatin mit dieser Veröffentlichung erstmalig vorgestellt. Dabei wurden eine Vielzahl von verschiedenen großen Unsicherheitsszenarien berücksichtigt. Die Ergebnisse der beiden Optimierungsansätze hinsichtlich der Portfoliozusammensetzung waren unterschiedlich. Die nicht-stochastischen Portfolios waren bei gleichem Risikolevel im Vergleich zu den stochastischen Portfolios, dargestellt als Effizienzlinie, vielfältiger aufgebaut. Allerdings dominierten Fichten-Altersklassen-Kohorten eindeutig die nicht-stochastischen Portfolios, während in stochastischen Portfolios Buchenanteile in Portfolios mit sehr geringem Risiko stärker integriert wurden. Die wirtschaftlichen Verluste von nicht-stochastischen Portfolios im Vergleich zur Effizienzlinie des Mittelwert-Varianz-Ansatzes lagen zwischen 1 und 3 % für verschiedene Stufen des akzeptierten Risikos. Die nicht-stochastische, robuste Portfoliooptimierung mit Unsicherheitsräumen ist in der Forstwissenschaft bisher noch unüblich, bietet aber dennoch eine brauchbare Alternative zur stochastischen Optimierung, insbesondere wenn die verfügbaren Daten knapp sind. Allerdings sollten ökologische Auswirkungen, wie z.B. eine geringere Gefährdung von Nadelbäumen in Mischbeständen, in zukünftigen Forschungsprojekten berücksichtigt werden.

Die Kandidatin und Erstautorin hat das Landnutzungsmodell auf die Forstwirtschaft übertragen. Beim Analysieren der Daten und Schreiben des Artikels hatte sie die Hauptverantwortung. H. Pretzsch stellte die Wachstumsdaten der Waldbestände zur Verfügung. T. Knoke konzipierte das Forschungsprojekt, unterstützte die Datenanalyse und trug zur Einarbeitung der Gutachterkommentare bei.

1.3.2 Zusammenfassung und Leistungsbeiträge Veröffentlichung II

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. *Canadian Journal of Forest Research*. doi: 10.1139/cjfr-2018-0546

Einzelbaumbasierte Optimierungsmodelle missachten auf Grund ihrer hohen Komplexität oft Risiken und Unsicherheiten im Prozess der Optimierung. Im zweiten Paper der Kandidatin wurde ein Optimierungsansatz vorgestellt, der die Ernte partieller Altersklassen-Kohorten ermöglichte und gleichzeitig

Holzpreisschwankungen als Risiken einbezogen. Der Modellansatz untersuchte die Verschiebung der Erntezeitpunkte der fünf Altersklassen-Kohorten, wenn a) klassisch nach Faustmann die Umtriebszeit optimiert wurde, b) Holzpreisschwankungen berücksichtigt wurden, c) positive Wachstumsreaktionen auf vorangegangene Erntemaßnahmen miteinbezogen wurden und d) sowohl Wachstumsreaktionen, als auch Holzpreisschwankungen in die Optimierung integriert waren. Das Risiko der Holzpreisschwankungen wurde als der Variationskoeffizient der diskontierten Bodenertragswerte der jeweiligen Erntezeitpunkte definiert, Wachstumsreaktionen als erhöhter Zuwachs nach Durchforstungseingriffen berücksichtigt. Die Ergebnisse zeigten, dass unterschiedliche Zielfunktionen ((a) – (d)) zu unterschiedlichen finanziell optimalen Erntezeitpunkten führen. Um die Effekte, die zu einer Verschiebung der Erntezeitpunkte der Altersklassen-Kohorten führten, noch besser heraus arbeiten zu können, wurde eine Sensitivitätsanalyse bezüglich Zinsfuß, Risikopotential, Risikoaversion und Wachstumsreaktion durchgeführt. Die Veränderungen der Erntezeitpunkte zwischen Szenarien, die nur die Wachstumsreaktionen berücksichtigten und welchen, die zusätzlich auch noch die Holzpreisschwankungen einbezogen, waren sehr gering. Dies ließ die Schlussfolgerung zu, dass das Risiko schwankender Holzpreise, integriert in komplexe einzelstammoptimierte Erntezeitpunkte, diese stark verändern würde.

Die Kandidatin und Erstautorin entwickelte die Idee zur Umsetzung des Modells. Beim Analysieren der Daten und Schreiben des Artikels hatte sie die Hauptverantwortung. T. Kacprowski, H. Kolo und J. Baumbach unterstützen in der Umsetzung des Modells im Programm „R“. T. Knoke konzipierte das Forschungsprojekt, unterstützte die Datenanalyse und trug zur Einarbeitung der Gutachterkommentare bei.

2 Stand des Wissens

2.1 Unterschiedliche Optimierungsansätze: stochastische und nicht-stochastische Optimierung

2.1.1 Stochastische Portfoliooptimierung

Bei der stochastischen Optimierung wird angenommen, dass die ökonomischen Zielkriterien Zufallsvariablen sind. Ein bestimmter ökonomischer Rückfluss tritt demnach mit einer bestimmten statistischen Wahrscheinlichkeit ein. Es wird meistens angenommen, dass eine Normalverteilung vorliegt. Auch in der forstlichen Optimierung wird das ökonomische Zielkriterium oft als normalverteilt angenommen, obwohl bereits Hildebrandt und Knoke (2011) in ihrem Review darauf hinweisen, dass häufig Abweichungen von der Normalverteilung angenommen werden müssen. Dies zeigt sich beispielsweise regelmäßig, wenn Monte-Carlo-Simulationen oder ähnliche Techniken zur Generierung der ökonomischen Daten genutzt werden (Knoke und Wurm 2006). Solche Abweichungen zeigen sich zudem oft auch bei der Analyse empirischer historischer Daten (Fasen et al. 2014) und nicht nur im Finanzbereich (Cirillo und Taleb 2016, 2020).

Die stochastische Portfoliooptimierung hat dennoch eine lange Tradition in der Forstwirtschaft und gilt mittlerweile als gut etabliert (Matthies et al. 2019). Die Portfolio-Theorie nimmt die Standardabweichungen der ökonomischen Zielkriterien der einzelnen Portfolio-Bestandteile (Assets) als Maß der Unsicherheiten in der Optimierung an. Kombiniert über eine Korrelations-(Kovarianz)-Matrix ergibt sich die Gesamtunsicherheit des Portfolios aus der Zusammenstellung der Optionen. Ziel der Optimierung ist eine Maximierung der ökonomischen Rückflüsse bei einer gleichzeitigen Begrenzung der Standardabweichung des Gesamtportfolios. Dazu werden die Anteile der einzelnen Assets am Gesamtportfolio so optimiert, dass sich ein maximaler Geldrückfluss unter Einhaltung der vordefinierten Standardabweichung ergibt. Übertragen auf die Forstwirtschaft und die Optimierung von Forstbetrieben oder Waldbeständen wurden beispielsweise genutzte Flächenanteile angenommen, die bestimmten Baumarten und waldbaulichen Eingriffszeitpunkten, die als Portfolio-Bestandteile definiert wurden, zugeordnet (Roessiger et al. 2011; Roessiger et al. 2013). Konkret kann dazu beispielsweise ein Portfolio-Bestandteil als die Bewirtschaftung mit Fichte mit einer Umtriebszeit von 80 Jahren definiert sein. In der Optimierung wird dann bestimmt, wie groß der Flächenanteil in einem Bestand ist, der mit Fichte in einer Umtriebszeit von 80 Jahren bewirtschaftet wird. Durch wiederholtes Berechnen des Bodenertragswertes in einer Monte-Carlo-Simulation und unter Berücksichtigung der Ausfallwahrscheinlichkeiten wird für jeden waldbaulichen Portfolio-Bestandteil ein mittlerer Bodenertragswert und eine Standardabweichung ermittelt (Roessiger et al. 2011). Der Bodenertragswert (BEW) ist definiert als der Wert der Zahlungsdifferenzen der unendlich wiederkehrenden Bestandesbewirtschaftung, abgezinst auf das Jetzt (Faustmann 1849).

Zur bioökonomischen Optimierung mit Hilfe der Portfoliotheorie existieren zahlreiche Beispiele. So bewertet beispielsweise Figge (2004) die Diversität von Arten, Genen oder Ökosystemen in Portfolios und kam zu dem Schluss, dass es nicht nur auf die Anzahl der unterschiedlichen Arten in einem Portfolio, sondern auch auf deren Verteilung ankommt. Im Bereich der Nahrungsmittelproduktion optimierten Abson et al. (2013) landwirtschaftliche Produktionsportfolios und Edwards et al. (2004) Erträge in der Fischerei. Besonders in der Landnutzungsoptimierung fand die Portfoliooptimierung großen Anklang (Castro et al. 2015; Knoke et al. 2013; Paul et al. 2017). Liang et al. (2017) erweiterten die Portfoliooptimierung zur Optimierung der Landnutzungsoptionen um den Aspekt, dass die Erhaltung von Ökosystemleistungen durch eine optimale Landnutzung gewährleistet ist. Die Bandbreite der Anwendungsmöglichkeiten der Portfoliooptimierung in der bioökonomischen Optimierung ist demnach weitreichend. Einige bedeutende Studien, welche die stochastische Portfoliooptimierung von Forstbetrieben, Waldbeständen oder deren Mischungsanteilen untersuchten, sollen im folgenden Abschnitt dargestellt werden.

Eine der Ersten Anwendungen der Portfoliotheorie in der Forstwirtschaft geht auf Mills und Hoover (1982) zurück. Ihre Studie sah Waldinvestments als gute Ergänzung in einem Portfolio mit Staatsanleihen und weiteren Investments. Außerdem erkannten sie die Herausforderung der Risikoeinschätzungen von Wäldern. Eine weitere frühe Studie zur Portfoliooptimierung in der Forstwirtschaft stammt von Reeves und Haight (2000) und hatte zum Ziel, die Risiken finanzieller Verluste zu minimieren. Die Produktion und Ernte von Säge- und Papierholz wurden so kombiniert, dass das Risiko um bis zu 80 % reduziert werden konnte. Beinhofer und Knoke (2010) gingen der Frage auf den Grund, welcher Anteil an Douglasienbeständen in einem Forstbetrieb wirtschaftlich optimal ist und integrierten neben den schwankenden Holzpreisen auch Kalamitäten. Neben Stabilisierungseffekten (Griess und Knoke 2013) und der Integration von verbesserten, den Klimawandel einbeziehenden Überlebenskurven (Neuner et al. 2015) steht immer die ökonomische Optimierung im Fokus. Auch Kohlenstoffspeicherung und Holzproduktionsannahmen (Dragicevic et al. 2016) wurden integriert und verdeutlichen die breite Anwendbarkeit des Modellansatzes.

Die Kritik an der Anwendung der klassischen, stochastischen Portfoliooptimierung, wie bereits in der Einleitung dargestellt, ist Anreiz zur Entwicklung alternativer Portfoliooptimierungsmethoden. Um eine stochastische Portfoliooptimierung durchzuführen, wird von einer Normalverteilung von Bodenertragswerten oder Annuitäten der forstlichen Bestandesbewirtschaftung ausgegangen, (Knoke und Wurm 2006), welche allerdings kaum angenommen werden kann, wie eine Reihe von Simulationsbeispielen zeigt (Friedrich et al. 2019; Griess und Knoke 2013; Knoke 2017). Matthies et al. (2019) sehen hier einen zukünftigen Forschungsbedarf, wie sich Alternativen zur Gaußschen Normalverteilung in der stochastischen Portfoliooptimierung auf die Ergebnisse auswirken. Ansätze, wie die Normalverteilung der Rückflüsse ersetzt werden könnten, geben beispielsweise Cirillo und Taleb (2016). Sie bedienen

sich dazu der Extremwerttheorie, um die „long tails“ der Verteilungen mit eigenen Funktionen zu berechnen. Es können sowohl Weibullfunktionen (Cirillo und Taleb 2016) als auch die Fréchet-Verteilung (Cirillo und Taleb 2020) genutzt werden. Durch die separate Berechnung der „long tails“ können Extremereignisse besser in Relation zur gesamten Verteilung gesetzt werden. Gençay und Selçuk (2004) nutzen die Extremwerttheorie in Kombination mit dem Value at Risk, wo die Ränder der Verteilfunktion durch die Quantile eine besondere Bedeutung haben und daher genau berechnet sein sollten. Die Verwendung des ‚Conditional Value at Risk‘ (CVaR) anstatt der Standardverteilung (Restrepo et al. 2020) ist ein weiterer Ansatz, nicht normalverteilte Rückflüsse in eine Portfoliooptimierung einzubauen. Der Vorteil der CVaR liegt dabei darin, dass dieser den erwarteten Verlust, der im festgelegten Quantil liegt, bestimmen kann. Einsatzmöglichkeiten für eine Optimierung unter Verwendung des CVaR gibt es daher viele, beispielsweise bei der Optimierung von Investmentportfolios, die unter anderem Privatwaldanteile beinhalten. Dies ist vor allem deswegen von Bedeutung, da Wald als Portfolioasset durch die geringe Korrelation mit anderen Investments und die dadurch entstehenden Diversifizierungseffekte sehr beliebt ist. Eine weitere Einsatzmöglichkeit besteht aber auch in der Portfoliooptimierung von Baumartenanteilen (Friedrich et al. 2019).

Weitere Kritikpunkte der stochastischen Portfoliooptimierung sind, dass Informationen über die Kovarianzen aller möglicher paarweiser Kombinationen der Portfolio-Bestandteile erforderlich sind. Diese erforderliche Informationsdichte ist gerade im Forstbereich nicht immer gegeben, besonders die Verfügbarkeit von finanziellen Daten in Form von Zeitreihen ist oft spärlich. In Bezug auf die bereits beschriebene benötigte hohe Datenverfügbarkeit ist zudem zu beachten, dass die Ergebnisse hoch sensibel auf kleinste Veränderungen in den verwendeten Erwartungswerten, Standardabweichungen und Kovarianzen reagieren (Beinhofer 2009; Bertsimas et al. 2011; Goldfarb und Iyengar 2003; Hildebrandt und Knoke 2009). Gerade wenn mit Änderungen in den Eingangsdaten gerechnet werden muss, ist das ein großer Nachteil (Ziembra und Mulvey 1998). Auch Härtl et al. (2016) zeigten diesen Konflikt, da sich beispielsweise das Wachstum der Bäume im Klimawandel verändert und somit das optimale Portfolio ebenfalls verschoben wird. Dieser hohen Sensitivität der Ergebnisse in Bezug auf kleinste Änderungen der Eingangsdaten könnte mit einer robusten, und dadurch auch datenärmeren Optimierung entgegengewirkt werden. Ein zusätzlicher Kritikpunkt an der stochastischen Optimierung ist, dass die Annahme getroffen wird, eine zukünftige Entwicklung von finanziellen Variablen verhalte sich analog einer in der Vergangenheit beobachteten Entwicklung. Auch wenn dieser Kritikpunkt ebenso auf die Daten einer robusten Optimierung zutrifft, wirkt er sich auf das stochastische Modell doch deutlich stärker aus.

2.1.2 Robuste, nicht-stochastische Portfoliooptimierung

Um den genannten Kritikpunkten an der klassischen, stochastischen Portfoliooptimierung zu begegnen, entwickelten Knoke et al. (2015) auf der Grundlage von Ben-Tal et al. (2009) und der MINMAX Formulierung des Goal Programming von Tamiz et al. (1998) eine Restriktionen-basierte robuste Optimierung für Landnutzungs-Portfolios. Dieses Modell von Knoke et al. (2015) diente bereits als Grundlage robuste Portfoliooptimierungen für Waldbestände (Knoke et al. 2020a; Uhde et al. 2017).

Die Idee der robusten, nicht-stochastischen Optimierung ist nicht neu und hat ihren Ursprung in der Disziplin „Operation Research“. Ben-Tal und Nemirovski (1999) zielen mit ihrem Artikel auf die Lösung linearer Programmierungsprobleme mit unsicheren Eingangsdaten ab. Das lineare Programmierungsproblem wird dabei durch ein robustes Gegenstück ersetzt, wodurch eine stabilere Lösung gefunden werden kann. Die robusten, rechnerisch belastbaren Gegenstücke machen die robuste Optimierung laut Ben-Tal und Nemirovski (2002), besonders auch für reale Probleme, zu einem geeigneten Optimierungsansatz. Innerhalb festgelegter Grenzen, dem Unsicherheitsraum, wird entweder die maximale Distanz zur gewünschten Lösung minimiert oder der Ertrag des „Worst-Case“ maximiert (Gabrel et al. 2014). Der Unsicherheitsraum soll so gewählt werden, dass alle möglichen Schwankungen der Eingangsdaten abgedeckt sind (Ben-Tal et al. 2006). Dies gibt den Spielraum, unterschiedliche risiko-averse Entscheider einzubeziehen, deren variable Zukunftserwartungen durch einen jeweils angemessen konstruierten Unsicherheitsraum abgebildet werden (Knoke et al. 2020b). Der Vorteil der Unsicherheitsräume besteht darin, dass alle Schwankungen der Eingangsdaten gleichgewichtet in der Optimierung berücksichtigt sind, da keine stochastische Verteilung der Erträge unterstellt wird (Knoke et al. 2015).

Die robuste Portfoliooptimierung hat in den letzten Jahren Eingang in mehrere Studien zu Landnutzungsanalysen gefunden. Die Anwendungsbereiche erstreckten sich dabei über verschiedene land- und forstwirtschaftliche Fragestellungen von Betriebs- bis Landschaftsebene.

Zur Berechnung robuster Portfolios im Bereich der Landnutzung gibt es momentan, international gesehen immer noch wenige Studien, die sich der robusten Optimierung bedienen, auch wenn einzelne Forschergruppen sich sehr darauf konzentrieren. Knoke et al. (2015) wendeten die Methode bei der Berechnung von Landnutzungsportfolios in Ecuador an und verglichen die Ergebnis mit einer klassischen stochastischen Portfoliooptimierung (Castro et al. 2015). Die Studie von Knoke et al. (2015) kam zum Ergebnis, dass die robusten Landnutzungsportfolios diverser, aber auch etwas weniger ertragreich sind. Besonders gut eignete sich die robuste Optimierung als Alternative zur stochastischen Portfoliooptimierung bei einer lückenhaften Datenlage. Das Modell von Knoke et al. (2015) wurde als Ausgangspunkt für vielfältige, parallele Erweiterungen genutzt. Die Anwendungen beziehen land- und forstwirtschaftliche Nutzungsmöglichkeiten und unterschiedlichste Fragestellungen in die Zielfunktionen mit ein.

In einer Studie zur Flächenrestauration auf Landschaftsebene und der Frage nach dem optimalen Anteil von Agroforstsystem im Landnutzungsportfolio zeigte sich der Vorteil, auch mit einem kleinen Datensatz eine robuste Portfoliooptimierung durchführen zu können, besonders deutlich (Reith et al. 2020). Die genannte Studie verband mehrere Zielsetzungen gleichzeitig, wobei neben der robusten Optimierung auch der analytische Hierarchieprozess (AHP) genutzt wurde, um zu zeigen wie auf Landschaftsebene eine nachhaltige Landnutzung inklusive Bereitstellung von Ökosystemleistungen aussehen könnte. Landnutzungssimulationen in Ecuador zeigten, dass bisherige Veränderungen der Landnutzungsformen, beispielsweise Umwandlung von Bergwäldern, sich zukünftig wie gehabt fortsetzten, wenn in die Simulation ausschließlich sozioökonomische Zielfunktionen integriert wurden. Dies ändert sich allerdings, sobald neben den sozioökonomischen Zielfunktionen auch die Ökosystemleistungen der unterschiedlichen Landnutzungsformen berücksichtigt werden (Knoke et al. 2020b). Gosling et al. (2020b) nutzten die robuste Portfoliooptimierung, um optimale Landnutzungsverteilung auf Farmebene unter unterschiedlichen Zielfunktionen der Farmbesitzer einer realen Landnutzungsverteilung gegenüber zu stellen. Eine Studie zur multikriteriellen Optimierung, die beispielsweise sozioökonomische und ökologische Zielfunktionen gleichzeitig verfolgte, um optimale Landnutzungsverteilungen und die Bereitschaft zur Integration von Agroforstsystemen zu bestimmen, griff ebenfalls auf eine robuste Portfoliooptimierung zurück (Gosling et al. 2020a). Einen Schritt weiter gingen Gosling et al. (2021) indem sie untersuchten welche der Indikatoren dazu führten, dass und in welchem Umfang Agroforstsysteme in den robust optimierten Portfolios enthalten waren.

In der Diskussion um die Biodiversität in bewirtschafteten Wäldern spielt das Belassen von Totholz auf der Fläche eine bedeutende Rolle. Für den Waldbesitzer ergeben sich dadurch zwei konträre Ziele, die es bestmöglich mit einander zu verbinden gilt. Mit Hilfe eines robusten Optimierungsansatzes integrierten Härtl und Knoke (2019) die Zielsetzung Totholz auf der Fläche zu belassen in die betriebliche Planung und konnten dadurch Opportunitätskosten für das Totholz ausweisen. Augustynczyk und Yousefpour (2019) befassten sich ebenfalls mit den Opportunitätskosten von Totholz und den Folgen des Klimawandels auf die Waldbewirtschaftung. Ihre Schlussfolgerung zeigte, dass die Opportunitätskosten für das Belassen von Totholz auf der Fläche abhängig von Zuwächsen und Holzpreisen waren. Bezogen auf die Forstwirtschaft und die Darstellung der Multifunktionalität der Bewirtschaftung monetisierten Kolo et al. (2020) alle Ökosystemleistungen der Zielfunktion der robusten Optimierung, um diese gleichzeitig zu optimieren. Dabei wurden neben der Holzproduktion auch die Grundwasserspenden und die Kohlenstoffspeicherung in die ökonomische Optimierung einbezogen. Eine multikriterielle robuste Optimierung nutzten auch Friedrich et al. (2021) um neben Holzproduktion, Kohlenstoffspeicherung und Stabilität der Wälder auch die Effekte des Klimawandels in der optimalen Waldzusammensetzung zu berücksichtigen. Bezogen auf eine Optimierung der Bestandesebene und der Berücksichtigung von Wachstumseffekten nach Erntemaßnahmen und Überlebenswahrscheinlichkeiten in gemischten Beständen zeigten Knoke et al. (2020a), dass eine robuste multikriterielle Optimierung der Bestandeszusammensetzung auch mit Ellipsen als Unsicherheitsräume möglich ist.

2.2 Verständnis von Risiko und Unsicherheiten

Die Begriffe Risiko und Unsicherheit sind in der Alltagssprache weit verbreitet, müssen im wissenschaftlichen Kontext dieser Dissertation allerdings noch einmal genauer betrachtet und differenziert werden. Auch wenn Kangas und Kangas (2004) davon sprechen, dass eine allgemeingültige Definition von Unsicherheit noch immer fehlt, hat bereits Knight (1921) eine erste Unterscheidung zwischen Risiko und Unsicherheit versucht und somit auch den Begriff der Unsicherheit näher beschrieben. So benennt er das Risiko als etwas Berechenbares, das mit Hilfe statistischer Modelle und Wahrscheinlichkeitsverteilungen kontrollierbar gemacht werden kann, während für die Unsicherheit keine vergleichbaren Möglichkeiten bestehen (Shavazipour und Stewart 2019). Diese Unterscheidung zwischen Risiko und Unsicherheit wird immer wieder aufgegriffen und erweitert. Luce et al. (1971 // 1989) behielten diese Zweiteilung und erweiterten das Konzept auf die Entscheidungsfindung unter Risiko beziehungsweise unter Unsicherheit. Weitere Studien zur Vertiefung des Problems folgten (Morgan et al. 1990 // 1992; Quade et al. 1989). Walker et al. (2013) gehen schließlich noch einen Schritt weiter und nennen unterschiedliche Grade der Unsicherheit, welche zwischen dem absolut sicheren Wissen und der absoluten nicht-fassbaren Unkenntnis liegen. Fünf Grade der Unsicherheit liegen zwischen Kenntnis und Unkenntnis. Vor der Unkenntnis liegen die sogenannten „Deep uncertainties“ (Lempert et al. 2003), äquivalent zu Grad vier und fünf auf der Skala der Unsicherheit. Sie werden beschrieben als Unsicherheiten, welche sich durch keine Wahrscheinlichkeitsverteilungen vorhersagen lassen, wodurch sie besonders schwer zu fassen sind und somit auch nur schwer in Modelle integriert werden können. Besonders im Kontext des Klimawandels, wo statistische Auswertungen nicht zu besseren Wahrscheinlichkeitsverteilungen führen oder auch mehr Daten die Unkenntnis über die Daten nicht verbessern können, wird von „Deep uncertainties“ gesprochen (Shavazipour und Stewart 2019). Der Unsicherheitsbegriff dieser Dissertation ist dem Grad 4 nach Walker et al. (2013) zuzuordnen. Es können keine Eintrittswahrscheinlichkeiten vorhergesagt werden. Der Ansatz der robusten Optimierung greift diese Unkenntnis der Daten auf, in dem anstelle von Wahrscheinlichkeitsverteilungen Unsicherheitsräume geschaffen werden (Ben-Tal und Nemirovski 2002). Dieser Vorteil kann besonders in der Optimierung von Forstbeständen neue Möglichkeiten eröffnen, um die Unvorhersehbarkeit des Klimawandels in Altersklassen-Kohorten zu integrieren.

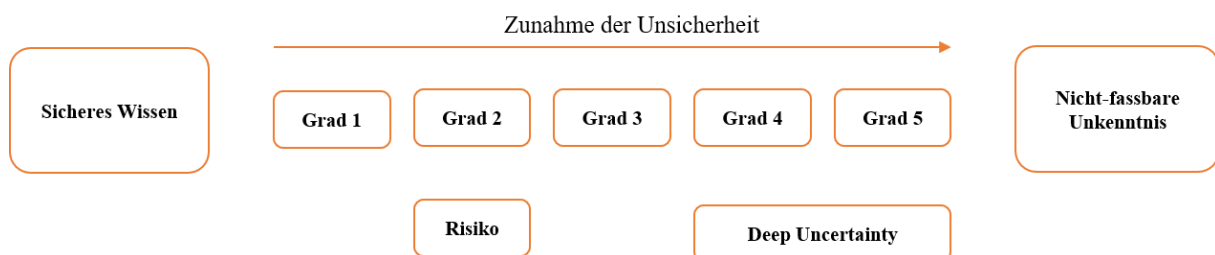


Abbildung 1: Schema der Unsicherheit. Vereinfacht dargestellt nach Walker et al. 2013

Pasalodos-Tato et al. (2013) geben einen guten Überblick, welche konkreten Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung vorkommen und beachtet werden können. Im Folgenden werden für diese Dissertation wichtige Risiken und Unsicherheiten herausgegriffen.

2.3 Risiken und Unsicherheiten in der Forstwirtschaft

2.3.1 Holzpreisschwankungen

Holzpreisschwankungen bieten Chancen und Risiken für den forstwirtschaftlichen Entscheidungsträger. Die Optimierungen, die daraus hervorgehen, beziehen sich beispielsweise auf den optimalen Erntezeitpunkt, um einen möglichst hohen Holzpreis zu erzielen, oder versuchen das Risiko durch fluktuierende Holzpreise möglichst zu verringern (Kaya et al. 2016; Pasalodos-Tato et al. 2013). Da die klassische Faustmannformel zur Berechnung der optimalen Erntezeitpunkte von festen Holzpreisen ausgeht (Faustmann 1849), haben Brazeo und Mendelsohn (1988) daraus ein Vermögenswertmodell entwickelt. Darin wird ein Mindestpreis festgelegt. Liegt der aktuelle Preis über diesem festgesetzten Mindestpreis wird geerntet, ansonsten ein weiteres Jahr gewartet. Jedoch sollten mögliche ökonomische Vorteile einer späteren Ernte und somit älteren Beständen dem Risiko der geringeren Überlebenswahrscheinlichkeit älterer Bestände, wie es die Überlebenswahrscheinlichkeitskurven zeigen, gegenübergestellt werden (Beinhofer 2009; Neuner et al. 2015; Paul et al. 2019). Forboseh et al. (1996) erweitern den Ansatz der Vermögenswertmodelle um unterschiedliche Produkte, die in ihrem Preisverlauf voneinander unabhängig sind. Dadurch findet eine Flexibilisierung des Bewirtschaftungsmanagements statt, welche auf Holzpreisschwankungen reagieren kann. Reeves und Haight (2000) wählen den Ansatz der Risikoreduzierung anstelle einer Optimierung des Erntezeitpunkts, gesteuert durch Holzpreise. Das Risiko wurde durch eine Verkürzung der Umtriebszeit für Sägeholz und eine gleichzeitige Bewirtschaftung von Säge- und Papierholz erzielt. Auch wenn dadurch eine Minimierung des Risikos durch schwankende Holzpreise erzielt wurde, sank dadurch auch das Einkommen um bis zu 50 %. Es werden oft Holzpreisschwankungen aus der Vergangenheit genutzt, um die zukünftige Entwicklung und Fluktuation darzustellen (Roessiger et al. 2011). Allerdings kommt mit dem Klimawandel eine weitere Unsicherheit hinzu, welche sich auf den Holzpreis auswirken und, besonders durch häufigere Extremereignisse, auch die Fluktuation der Holzpreise erhöhen kann (Yousefpour et al. 2012). Pukkala und Kellomaki (2012) integrieren deshalb auch den Klimawandel und folgern, dass die besten Holzpreise mit einem gemischten, ungleichaltrigen Bestand erzielt werden können, da dort die nötige Flexibilität in der Holzernte und unterschiedlichste Sortimente und Baumarten möglich sind. Radke et al. (2020) zeigten mit ihrer Fallstudie, dass die ökonomischen Unsicherheiten die Stabilität der Bewirtschaftungsstrategien sogar stärker beeinflussten als der Klimawandel.

2.3.2 Klimawandel

Extreme Naturereignisse sind die Auslöser für abiotische und in der Folge auch für biotische Kalamitäten. Ein Aspekt des Klimawandels ist, dass diese Extremwetterereignisse in Zukunft wahrscheinlich zunehmen werden (IPCC 2014; Jandl et al. 2015; Seidl et al. 2017). So wird mit einer Zunahme von starken Stürmen gerechnet, die für den Waldbesitzer wiederum ein hohes, beziehungsweise erhöhtes Kalamitäten-Risiko darstellen. Auch der ökonomische Schaden durch den Klimawandel steigt, wie Coronese et al. (2019) in ihrer Studie zeigen. Besonders betroffen sind zukünftig auch die gemäßigten Breiten, wodurch die Vorsorgen, beispielsweise durch einen Waldumbau mit klimaangepassten Baumarten und veränderten, angepassten Managementoptionen, auch für Mitteleuropäische Wälder immer wichtiger werden (Coronese et al. 2019). Am Beispiel der Fichte wurden die Verluste der Forstwirtschaft durch den Klimawandel von Knoke et al. (2021) beispielhaft quantifiziert.

Weitere mit dem Klimawandel verbundene Risiken sind Dürren, ausgelöst durch höhere Temperaturen und ausbleibenden Niederschlag (Lasch-Born et al. 2018; Schuldt et al. 2020). In der Forstwirtschaft ist hier besonders das Frühjahr gefährlich, da einerseits zu dieser Zeit gepflanzt wird und die Bäume austreiben und sich andererseits durch ein trockenes, warmes Klima Forstschädlinge wie der Borkenkäfer (*Ips typographus*) besonders gut und früh vermehren können (Marini et al. 2017). Auch biotische Schäden können somit durch den Klimawandel verstärkt auftreten und größere Verluste verursachen. Gleichzeitig sind Baumarten wie die Fichte bereits durch die Trockenheit geschwächt, zeigen eine höhere natürliche Mortalität und weniger Abwehrkräfte. Zusätzlich erhöht eine Dürre im Wald auch immer die Waldbrandgefahr (Harvey 2016), ein weiteres Risiko, welches sich auch in Deutschland mit dem Klimawandel erhöhen wird (Barkmann et al. 2017).

Gleichzeitig liegen im Klimawandel auch Chancen für die mitteleuropäische Forstwirtschaft. Pretzsch et al. (2014) zeigen auf, dass durch eine Verlängerung der Vegetationsperiode im Zuge des Klimawandels auch eine Steigerung des Zuwachses zu beobachten ist. Für die Forstwirtschaft ergibt sich dadurch, dass die Umtriebszeiten möglicherweise verkürzt werden können und die kürzeren Produktionszeiträume weniger risikobehaftet sind (Keenan 2015). Gleichzeitig erweitert sich das Baumartenportfolio, welches für klimaresistente, standortangepasste Mischwälder zur Verfügung steht, da sich regional beispielsweise auch wärmeliebendere Arten eignen (Schelhaas et al. 2015).

Das gleichzeitige Vorhandensein von Vor- und Nachteilen des Klimawandels für die Forstwirtschaft, wobei die Nachteile nach aktuellen Erkenntnissen eindeutig überwiegen, erschweren die Einbindung von Simulationen des Klimawandels in die forstökonomische Optimierung.

2.3.3 Überlebenswahrscheinlichkeiten

Um die Unsicherheit des Bestandesüberlebens in forstökonomische Studien einbinden zu können, werden Überlebenswahrscheinlichkeiten genutzt. Fichte und Buche spielten hier als zwei der Hauptbaumarten von Anfang an eine zentrale Rolle (Knocke und Wurm 2006). Beinhofer (2009) berechnete eigene altersabhängige Überlebenskurven für die Fichte und stellte mit Hilfe einer Literaturrecherche Funktionen für die Überlebenswahrscheinlichkeit der vier Hauptbaumarten in Deutschland auf. Griess et al. (2012) parametrisierten eine Weibull-Funktion, wodurch Standortbedingungen in die Modelle integriert werden konnten, um deren Einfluss auf die Überlebenswahrscheinlichkeit darzustellen. Gleichzeitig zeigte die Studie einen Einfluss der Baumartenmischung auf die Stabilität und somit die Überlebenswahrscheinlichkeit der Fichte auf. Neuner et al. (2015) bestätigten den stabilisierenden Effekt der Baumartenmischung und die Beeinflussung der Standortbedingungen und konnten die Überlebenskurven um die Effekte des Klimawandels erweitern. Brandl et al. (2020) schließlich erstellten Überlebenswahrscheinlichkeiten für die Hauptbaumarten in Deutschland und erweiterten die ATF-Modelle (accelerated failure time) um spezifische Klimaeffekte, Temperatur und Niederschlag. Für die bio-ökonomische Modellierung sind Überlebenswahrscheinlichkeiten unverzichtbar, um die Effekte und somit die Unsicherheit des Klimawandels in die ökonomische Optimierung einzubauen. Besonders auf Grund der langen Umtriebszeiten in der mitteleuropäischen Forstwirtschaft sind Modelle zur Erstellung von Überlebenswahrscheinlichkeit wichtige Aspekte in der Optimierung.

2.4 Ökonomische Optimierung naturnaher Wälder

Forstökonomische Modellierungsansätze sind vielfältig. Basiert die ökonomische Optimierung von forstwirtschaftlichen Maßnahmen nicht auf der Portfoliotheorie und somit der Integration von Risiken und Unsicherheiten (siehe Kapitel 2.1), erfolgt die Optimierung beispielsweise auf den Zuwachsdaten von Beständen, Kohorten oder Einzelbäumen, Dichteeffekten und Interaktion mit der Umwelt. Die Optimierung von Bewirtschaftungskonzepten auf Einzelstammenebene, wie sie im skandinavischen Raum größtenteils durchgeführt wird (Tahvonen 2016), integriert unter anderem Holzpreise, Holzerntekosten, Zuwachsraten oder Verwaltungskosten und ist in ihrer Ausgestaltung meist sehr komplex.

Die Berücksichtigung von Dichteeffekten nach waldbaulichen Maßnahmen auf den verbleibenden Bestand beziehungsweise die verbleibenden Bäume ist ein fester Bestandteil der Fragestellungen in der Waldwachstumskunde und somit Gegenstand von Forschung und Wissenschaft seit über 200 Jahren. Als allgemein anerkannt gilt mittlerweile die Aussage, dass sich Durchforstungen oder die Ernte einzelner Stämme oder Kohorten positiv auf das Wachstum des verbleibenden Bestands auswirken (Bose et al. 2018), zumindest über einen gewissen Zeitraum (siehe aber Pretzsch 2020 als Beispiel einer Analyse

über lange Zeiträume). Für die ökonomischen Auswirkungen dieses erhöhten Zuwachses gibt es zahlreiche Studien (Balmer et al. 1978; Bataineh et al. 2013; Thorpe et al. 2007). Balmer et al. (1978) zeigten, dass waldbauliche Maßnahmen, wie Durchforstungen und gezielte Förderung in natürlichen Weihrauchkiefernbeständen (*Pinus taeda*), den Volumenzuwachs und dadurch auch die Erlöse erhöhen. Laiho et al. (2011) veranschaulichten auf Grund einer 80-jährigen Datenbasis, dass ungleichaltrige Bestände oft schneller wachsen und starke Durchforstungen zu höheren Holzvolumen führen, welche sich mit höheren Erlösen gleichsetzen lassen. Besonders bei hohen Zinsraten und schlechten Holzpreisen werden naturnahe Bewirtschaftungsansätze und ungleichaltrige Bestände als ökonomisch vorteilhaft angesehen (Tahvonen 2009). Tahvonen und Rämö (2016) optimierten die individuellen Erntezeitpunkte der Einzelbäume, um ein ökonomisches Optimum zu erreichen. Ob die optimale Bewirtschaftung in Kahlschlägen oder einer Einzelstammentnahme besteht, hängt auch stark von den Ausgangsparametern ab. Hier ist der betrachtete Zeitraum relevant. Langfristig betrachtet wird die ungleichaltrige Bewirtschaftung als ökonomisch vorteilhaft betrachtet, kurzfristig kann es auch der Kahlschlag sein (Tahvonen et al. 2010). Roessiger et al. (2016) setzten bei ihrer Studie auf ein Matrixmodell. Hierbei wachsen die Bäume mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit in die nächste Durchmesserklasse ein, gleichzeitig wird durch die Berücksichtigung von Dichteeffekten das Volumen berechnet. Optimiert wird die Annuität aller geernteter Bäume über einen Zeitraum von 100 Jahren. Diese Markov-Entscheidungsmodelle, welche die Wahrscheinlichkeiten der Übergänge nutzen, sind aber nicht neu in der Optimierung von Forstbeständen. Buongiorno (1980) übertrug den Matrix-Optimierungsansatz auf die Forstwirtschaft und verfeinerte diesen Optimierungsansatz über die Jahre (Buongiorno 1995; Lin et al. 1996; Zhou und Buongiorno 2019).

Es taucht aber immer wieder die Frage auf, ob nicht auch in diesen Optimierungen eine Einbeziehung von Risiken zielführend wäre. Fest steht, die Integration von Risiken und Unsicherheiten in die beispielhaft genannten komplexen Modelle ist nicht oder nur schwer umsetzbar. Die Ziele dieser Optimierungsansätze und der Wunsch nach Modellen, die genauere Prognosen abgeben könnten, sind dennoch gut nachvollziehbar (Knoke et al. 2020a), zumal die Forstwirtschaft an sich und besonders die Kleinwaldbesitzer als sehr risiko-avers gelten (Roessiger et al. 2011). Dadurch beeinflussen Risiken und Unsicherheiten die Entscheidungsträger folglich stark und sollten auch entsprechend in die Modelle integriert werden, wie auch Yousefpour und Hanewinkel (2016) bereits feststellen.

3 Methoden

In dieser Dissertation lag der Schwerpunkt auf der Optimierung der Bestandesbewirtschaftung und der Frage, wie verschiedene Risikoannahmen und Wachstumsreaktionen ein mögliches waldbauliches Management verändern, auch wenn keine vordefinierten Behandlungsmethoden vorgegeben werden.

Unterschiedliche Optimierungsansätze sind Gegenstand dieser Dissertation. Abbildung 2 gibt einen Überblick über die verwendeten Ansätze und die Strukturierung der folgenden Unterkapitel. Die folgenden Optimierungsmethoden wurden angewendet und verglichen.

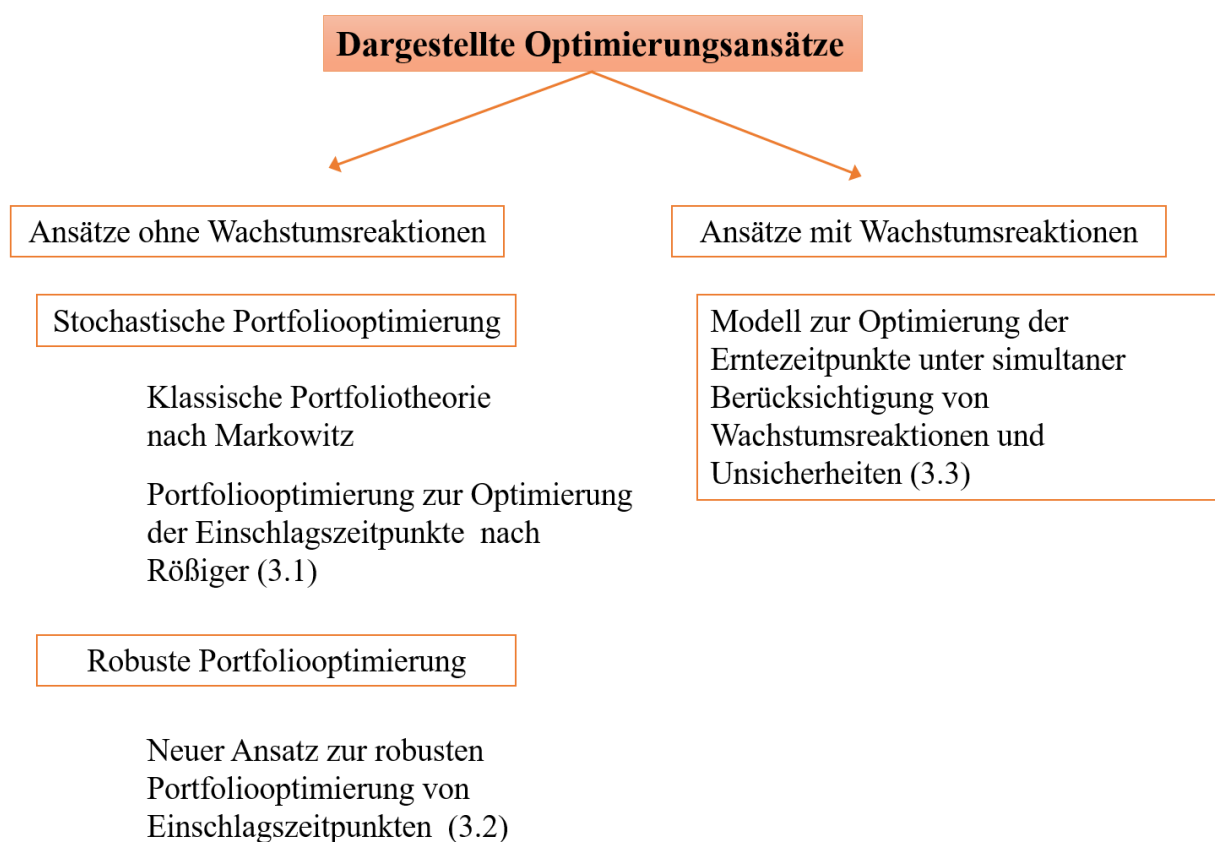


Abbildung 2: Übersicht der in dieser Dissertation behandelten Optimierungsansätze

Gegenstand der Optimierung ist immer die Überführung gleichaltriger Fichtenreinbestände in ungleichaltrige Fichten-Buchen Mischbestände. Die zu maximierende Variable ist der Erwartungswert der Annuität $\max E(Y_L)$ (stochastisches Modell), beziehungsweise die nominellen Annuität $\max Y_L$ (robustes Modell), auch Bodenrente genannt, welche eine jährliche, fiktive Rente aus einem Kapital darstellt, welches dem Bodenertragswert entspricht. Neben dieser ökonomischen Optimierung sollen Risiken und Unsicherheiten (siehe Kapitel 3.3.1 und 3.3.2) sowie Dichteeffekte, in Form von positiven Wachstumsreaktionen auf Erntemaßnahmen, zusammen mit der Unsicherheit schwankender Holzpreise (siehe Kapitel 3.3.3) berücksichtigt werden. Die grundlegende Idee beruht auf der klassischen Portfoliotheorie

nach Markowitz (1952, 1959), der aufzeigte, dass Investitionen unterschiedlichen Risikos in einem Portfolio optimal kombiniert das Gesamtrisiko, bei gleichzeitiger Maximierung der ökonomischen Rendite, senken.

Als mögliche Bestandteile im Portfolio werden Altersklassen-Kohorten in den Modellen zur Optimierung der forstlichen Bewirtschaftung herangezogen. Definiert sind diese Altersklasse-Kohorten als Gruppe von Bäumen einer Baumart, Fichte oder Buche, welche zu einem bestimmten Zeitpunkt eingeschlagen wird, um eine neue Generation von Bäumen zu etablieren. Je nach Zeitpunkt des Einschlags kann die mittlere erwartete Annuität und die dazugehörige Standardabweichung für jede Altersklassen-Kohorte berechnet werden (siehe Tabelle 3).

Die Dissertation von Roessiger (2014) diente als Beispiel einer stochastischen Portfoliooptimierung und somit als Referenz für den in vorliegender Dissertation verwendeten Ansatz zur Optimierung unter Risiko Beachtung. In Kapitel 3.3.1 wird der Optimierungsansatz genauer betrachtet, um die Ergebnisse dem neuen robusten Ansatz zur Portfoliooptimierung (siehe Kapitel 3.3.2) gegenüber zu stellen. In Kapitel 3.3.3 wird schließlich ein weiterer, von den beiden anderen Ansätzen losgelöster, Optimierungsansatz ohne vordefinierte Szenarien beschrieben.

3.1 Stochastische Portfoliooptimierung

Roessiger et al. (2011) verwendeten den klassischen Mittelwert-Varianz-Ansatz in der Portfoliooptimierung. Die Studie beschreibt eine simultane Optimierung von Baumartenanteilen und Erntezeitpunkten unter Risiko. Zielfunktion des Ansatzes ist die Maximierung des Bodenertragswerts unter Berücksichtigung von Risikoaversion. Die Betrachtung eines längeren Zeitraums führt dazu, dass eine Überführung eines gleichaltrigen in einen ungleichaltrigen Bestand durch die Verteilung der Verjüngungshöhe über einen längeren Zeitraum möglich wird und ökonomisch vorteilhaft ist.

Zentral sind die Altersklassen-Kohorten, eine Kombination aus Erntealter (10 bis 120 Jahre) und Baumart (Fichte und Buche) und Neubegründung mit derselben Baumart, welche die möglichen Bestandteile des optimalen Portfolios darstellen. Die mittleren Annuitäten und die Standardabweichungen sowie die Korrelationen zwischen allen Altersklassen-Kohorten sind als Eingangsvariablen für die Portfoliooptimierung mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation simuliert, beziehungsweise berechnet. Risiken wurden mit Hilfe von Ausfallwahrscheinlichkeiten für 10 Jahresintervalle dargestellt.

Das bereits etablierte Modell von Roessiger et al. (2011) wurde in dieser Dissertation leicht verändert und mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Datensatz berechnet.

Formel 1: stochastische Portfoliooptimierung

$$\max E(Y_L) = \sum_{i \in L} E(y_i) a_i$$

vorbehaltlich:

$$S_L \leq S_A$$

$$S_L = \sqrt{\sum_{i \in L} \sum_{j \in L} a_i a_j \text{cov}_{i,j}}$$

$$\sum_{i \in L} a_i = 1$$

$$\text{cov}_{i,j} = k_{i,j} s_i s_j$$

$$a_i \geq 0$$

Tabelle 1: Übersicht über alle Variablen, die in der stochastischen Optimierung in Formel 1 verwendet wurden.

Variable	Bedeutung
$E(Y_L)$	Annuität des Portfolios
y_i	Annuität der Altersklassen-Kohorte i , abhängig von Erntezeitpunkt und Baumart
S_L	Standardabweichung des Portfolios
S_A	Vordefinierte maximale Standardabweichung
a_i	Flächenanteil der Altersklassen-Kohorte i
$k_{i,j}$	Korrelation zwischen Altersklassen-Kohorten
$\text{cov}_{i,j}$	Kovarianzen der Altersklassen-Kohorten
s_i	Standardabweichung der Altersklassen-Kohorte i

Die Optimierung weist den verschiedenen Altersklassen-Kohorten einen bestimmten Flächenanteil (a_i) zu, die als Flächen je Baumart mit unterschiedlichen Ernte- und Neubegründungszeiten und folglich mit unterschiedlichen Annuitäten ($E(y_i)$) und Unsicherheiten, den Standardabweichungen der Annuitäten, verstanden werden. Der Bestand kann dabei zu einem bestimmten Zeitpunkt ganz oder teilweise geerntet werden. Die Ernte von Bäumen einer Baumart auf einer Bestandesanteilsfläche (a_i) und in einem bestimmten Bestandesalter wird als die Ernte und Neubegründung einer Altersklassen-Kohorte bezeichnet. Die Annuität des Portfolios ergibt sich aus dem gewichteten Mittelwert der Annuitäten der Altersklassen-Kohorten, wobei die Flächenanteile die Portfoliogewichtung sind. Dazu werden die Flächenanteile (a_i), die den zu erntenden Alters-Kohorten im Rahmen der Optimierung zugewiesen werden, mit der Annuität der entsprechenden Alters-Kohorte multipliziert und anschließend aufsummiert ($\sum_{i \in L} E(y_i) a_i$).

Die Annuitäten haben den Vorteil, auch Kohorten mit unterschiedlichen Umtriebszeiten zu vergleichen, da sie auf dem Bodenertragswert basieren. Sie werden in dieser Arbeit als Mittelwert von Monte-Carlo-

Simulationen mit 10.000 Wiederholungen berechnet. Im Rahmen der Monte-Carlo-Simulation sorgen zufällig gezogene Holzpreise (siehe Kapitel 4.4.4) und simulierte Bestandesausfälle aufgrund von Kalamitäten (siehe Kapitel 4.4.2) für die Variabilität der Annuitäten. Die Monte-Carlo-Simulationen werden benötigt, um die Korrelationen zwischen den einzelnen Altersklassen-Kohorten ($k_{i,j}$) und die Kovarianzen ($cov_{i,j}$) zu ermitteln, die zur Berechnung der Standardabweichung des Portfolios benötigt werden. Somit kann der Mittelwert der Annuitäten (y_i) mit ihrer Standardabweichung (s_i) im oben beschriebenen Optimierungsprozess verwendet werden. Die zugewiesene Fläche (a_i) muss größer oder gleich Null sein und alle Flächenanteile zusammen müssen sich zu eins aufsummieren.

3.2 Robuste, nicht-stochastische Optimierung

Für die vorliegende Dissertation wurde die robuste Optimierung für eine Anwendung auf Forstbestände weiterentwickelt (Messerer et al. 2017), indem bestimmte Flächenanteile nicht nur bestimmten Baumarten, sondern auch Perioden zugeordnet werden, in denen Erntemaßnahmen stattfinden (Knoke et al. 2020a). Die forstliche Optimierung bezieht somit in Erweiterung der statischen Landnutzungsoptimierung eine zeitliche Komponente in die Betrachtung ein. Für diese Erweiterung in Richtung einer robusten Optimierung wurde auf die bereits beschriebene, von Roessiger (2011) entwickelte Modellstruktur zurückgegriffen:

Formel 2: robuste Portfoliooptimierung

$$\max Y_L = \sum_{i \in L} y_i a_i \quad (1)$$

In Abhängigkeit von:

$$\sum_{i \in L} y_{si} * a_i \geq \max(y_{si}) - \beta_U * \delta_{max,min} \quad \forall s \in S \quad (2)$$

$$y_{si} = y_i \pm u_{si}$$

$$0 \leq \beta_U \leq 1$$

$$\sum_{i \in L} a_i = 1$$

$$a_i \geq 0$$

Tabelle 2: Übersicht über alle Variablen, die in der robusten Optimierung in Formel 2 Formel 1 verwendet wurden.

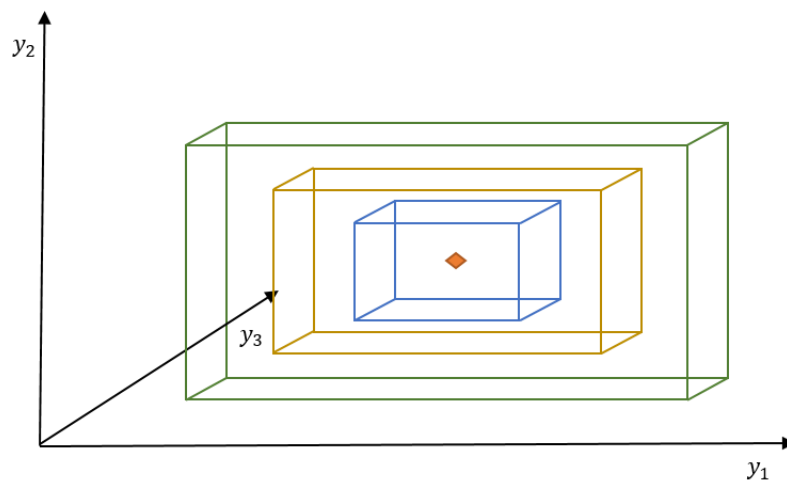
Variable	Bedeutung
Y_L	Annuität des Portfolios
y_i	Annuität der Altersklassen-Kohorte i , abhängig von Erntezeitpunkt und Baumart
a_i	Flächenanteil der Altersklassen-Kohorte i
u_{si}	Unsicherheitsraum
m	Multiplikationsfaktor für die Standardabweichung
s_i	Standardabweichung der Altersklassen-Kohorte i
β_U	Kontrollfaktor
$\delta_{max,min}$	Delta zwischen den beiden Extremszenarien

Ziel ist die Maximierung der Bodenrente des Portfolios (Y_L), im weiteren auch Annuität genannt. Bestandteile des Portfolios sind auch hier Altersklassen-Kohorten, welche jeweils ein bestimmtes Alter der Ernte und der Neubegründung sowie einen bestimmten Flächenanteil des Bestandes aufweisen. Ihre Berechnung erfolgt analog zur stochastischen Optimierung.

Für die Optimierung ist jedoch die Zielfunktion nicht hauptsächlich entscheidend. Vielmehr hängt das Ergebnis von zahlreichen Restriktionen ab, welche die Zielfunktion dominieren. Jede Restriktion beinhaltet eine eigene Kombination von Koeffizienten für die Annuitäten der Altersklassen-Kohorten. Für jede mögliche Altersklassen-Kohorte, also für jeden betrachteten Einschlagszeitpunkt für jede Baumart, werden zwei Annuitäten (eine optimistische und eine pessimistische Variante) berücksichtigt, wodurch sich bei acht möglichen Altersklassen-Kohorten für Fichte und neun möglichen Altersklassen-Kohorten für Buche $2^{17}=131.072$ verschiedenen Kombinationen ergeben. Jede Kombination wird als Unsicherheitsszenario s durch eine eigene Restriktion abgebildet. Die Optimierung berücksichtigt somit eine große Anzahl an Kombinationen verschieden hoher Annuitäten. Nun wäre es wünschenswert, die Flächenanteile so zuzuweisen, dass sich für jedes Unsicherheitsszenario die maximale Annuität ergibt. Dies ist allerdings unmöglich. Somit muss ein Kompromiss gefunden werden, der über eine Reduktion der geforderten Höhe der Annuität umgesetzt wird ($\beta_U * \delta_{max,min}$) (Ben-Tal und Nemirovski 2000). β_U ist dabei der maximale Abstand zwischen der höchsten und der tatsächlichen Annuität, den der Entscheidungsträger tolerieren muss. Das Optimierungsproblem ist nun so formuliert, dass dieser maximale Abstand β_U minimiert werden kann.

Dieser neue Ansatz zur Optimierung ist ein nicht-stochastischer Ansatz. Für die möglichen Annuitäten wird lediglich unterstellt, dass diese eine Obergrenze nicht über- und eine Untergrenze nicht unterschreiten, also innerhalb eines vorab zu bestimmenden Intervalls liegen (Gorissen et al. 2015). Die optimale Lösung verletzt keine der zahlreichen Restriktionen, egal welche Kombination der Input-Annuitäten unterstellt wird, solange diese Annuitäten in den zuvor definierten Intervallen liegen. Damit handelt es

sich um eine robuste Lösung (Ben-Tal et al. 2009). Bei Kombinationen der Intervalle, in denen die Annuitäten für mehrere Altersklassen-Kohorten liegen, entstehen multidimensionale Unsicherheitsräume in Form von Boxen, deren Eckpunkte die Kombinationen der Annuitäten der unterschiedlichen Altersklassen-Kohorten darstellen. Die als Eckpunkte berücksichtigten Annuitäten werden berechnet, indem ein Vielfaches der Standardabweichung ($u_{s,i}$) zur mittleren Annuität jeder Portfoliooption (y_i) addiert oder hiervon subtrahiert wird. Der Multiplikationsfaktor für die Standardabweichung ist m und hängt von der Risikoaversion des Entscheiders ab. Ein kleiner Multiplikationsfaktor steht für einen risikotoleranten Waldbesitzer und ein hoher Multiplikationsfaktor für einen risiko-aversen Entscheider. Eine theoretische Skizze einer Unsicherheitsbox mit 3 Optimierungsoptionen ist in Abbildung 3 aus Messerer und Knoke (2017) zu sehen.



- ◆ Erwartungswert eines Portfolios mit 3 Managementoptionen (y_i)
- +/- 3 mal die Standardabweichung
- +/- 2 mal die Standardabweichung
- +/- 1 mal die Standardabweichung

Abbildung 3: Theoretische Skizze eines Unsicherheitsraum in Form einer Box, welche die Unterschiede verschiedener Multiplikationsfaktoren darstellen soll. Die Ecken sind jeweils die Extrempunkte der möglichen Erwartungswerte. Aus Messerer and Knoke (2017).

Tabelle 3: Annuitäten in €/ha und Standardabweichungen der Fichten- und Buchen-Altersklassen-Kohorten

	Altersklassen-Kohorten	Annuität (€/ha)	Standardabweichung (€/ha)
Fichte	Fichte 30 (Fi30)	150	100
	Fichte 40 (Fi40)	313	138
	Fichte 50 (Fi50)	390	161
	Fichte 60 (Fi60)	397	168
	Fichte 70 (Fi70)	380	167
	Fichte 80 (Fi80)	351	160
	Fichte 90 (Fi90)	312	147
	Fichte 100 (Fi100)	281	137
	Buche	Buche 40 (Bu40)	-145
Buche 50 (Bu50)		-62	18
Buche 60 (Bu60)		-11	25
Buche 70 (Bu70)		21	30
Buche 80 (Bu80)		36	32
Buche 90 (Bu90)		47	34
Buche 100 (Bu100)		49	34
Buche 110 (Bu110)		46	33
Buche 120 (Bu120)		45	33

Die genannten 131.072 Eckpunkte umfassen alle möglichen Kombinationen der 17 Altersklassen-Kohorten in ihrer jeweils schlechtesten und ihrer besten möglichen Ausprägung, welche durch das Abziehen oder Addieren der Standardabweichung vom durchschnittlichen Erwartungswert erzeugt werden. Somit hat eine Optimierung 131.072 einzelne Unsicherheitsszenarien, die gleichzeitig beachtet werden müssen, um die optimale Lösung zu finden und die den Unsicherheitsraum aufspannen.

Formel 3: Erstellung des Unsicherheitsraums

$$u_{si} = \pm m * s_i \quad (m = 1.0, 1.1, 1.2, \dots, 2.8, 2.9, 3.0)$$

Die Flächenanteile der 17 Optionen sollen so im Portfolio zusammengesetzt werden, dass das Ergebnis des „Worst-Case“ maximiert und dadurch auch der Abstand vom „Worst-Case“ zum besten Ergebnis minimiert wird. Dazu wurde der Kontrollfaktor β_U eingeführt, um die maximalen Verluste (=“Worst-Case“) der Portfolios zu minimieren. β_U liegt zwischen 0 und 1. Je kleiner β_U ist und somit je näher an 0, desto näher ist der „Worst-Case“ an der maximalen Annuität eines Unsicherheitsszenarios. Diese Verkleinerung von β_U wird schrittweise durchgeführt, bis keine Lösung mehr zu erreichen ist, ohne eine oder mehrere der Restriktionen zu verletzen.

Wird die Formel 2, die β_U beinhaltet, umgestellt, kann β_U direkt berechnet werden, indem D_i , der standardisierte Abstand, minimiert wird.

Formel 4: standardisierter Abstand zum besten Ergebnis

$$D_i = \frac{\max(y_{si}) - \sum_{i \in L} y_{si} * a_i}{\delta_{\max, \min}}$$

Dazu wird die folgende Formel genutzt:

Formel 5: MINMAX Problem

$$\beta_U = \min[\max(D)]$$

$$\frac{\max(y_{si}) - \sum_{i \in L} y_{si} * a_i}{\delta_{\max, \min}} \leq \beta_U \quad \forall s \in S$$

3.3 Optimierung unter gleichzeitiger Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen und Unsicherheit

Über den Ansatz der robusten Optimierung hinaus wurde ein weiteres (hier aber stochastisches) Verfahren entwickelt, welches den Erwartungswert der Annuität unter gleichzeitiger Berücksichtigung von Dichteeffekten und Holzpreisschwankungen optimiert (Messerer et al. 2020). Die Grundidee hinter diesem Optimierungsansatz kommt aus der Überlegung, dass bereits bei der Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen, ohne Berücksichtigung von Unsicherheiten, eine Diversifizierung der Erntezeitpunkte für einen Bestand anzunehmen ist. Dieses Phänomen tritt in ökonomischen Optimierungen immer in Abhängigkeit von Zinsfuß und Ausgangszustand des Waldes auf (Tahvonen 2016), da oftmals nicht alle Bäume zur selben Zeit die optimale Hiebsreife erreichen (Roessiger et al. 2016). Der verbleibende Bestand reagiert mit einem erhöhten Volumenzuwachs auf Durchforstungen oder teilweise Ernte (Bose et al. 2018). Wird die Reaktion des Volumenzuwachses direkt in die Optimierung integriert, wird eventuell eine Diversifizierung der Bestandesbehandlung und der individuellen Erntezeitpunkte herbeigeführt. Wird nun ein gleichaltriger Bestand mit Hilfe einer solchen Optimierung in einen ungleichaltrigen, aus mehreren Altersklassen-Kohorten bestehenden, Bestand überführt, bleibt die Frage, ob die entstandene Diversifizierung des Bestandes bereits implizit eine Risikoreduzierung herbeiführen kann und ob diese für den risiko-aversen Entscheider ein zufriedenstellendes Ergebnis bringt. Das Phänomen einer Diversifizierung von Einschlagszeitpunkten zur Pufferung von Holzpreisschwankungen ist aus früheren Studien bekannt (Härtl et al. 2013; Pukkala und Kellomaki 2012; Tahvonen und Kallio 2006). Der folgende Optimierungsansatz soll daher den Einfluss einer Verwendung verschiedener Zielfunktionen (Berechnung der Umtriebszeit nach Faustmann = S1, Optimierung unter Berücksichtigung von Holzpreisschwankungen = S2 und Optimierung unter Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen = BS) untersuchen, insbesondere, wenn beides, sowohl Unsicherheiten als auch Wachstumsreaktionen, gleichzeitig berücksichtigt wird (S3).

Durch eine Kombination zweier Strömungen der forstlichen Optimierung, einmal nach Zuwachs und das andere Mal nach Risikoreduktion, wird ein neuer Ansatz gebildet. Hierbei wurde auf Variationskoeffizienten zurückgegriffen, mit deren Hilfe die zufällige Variation der Barwerte der Deckungsbeiträge beschrieben wurde. Ein solches Vorgehen wurde bereits in anderen forstwirtschaftlichen Studien verwendet (Hahn et al. 2014; Härtl et al. 2013). Der Variationskoeffizient wurde auf 0,2 festgelegt und im Zuge einer Sensitivitätsanalyse auch für die Werte 0,1 und 0,5 getestet. Dadurch wurden die für die Optimierung der Einschlagszeitpunkte der Altersklassen-Kohorten notwendige Standardabweichung zur Berechnung des Value-at-Risk (VaR) generiert. Der VaR stammt ursprünglich aus dem Bankwesen und dient zur Beschreibung des finanziellen Risikos (Jorion 1996). Erwarteter ökonomischer Ertrag und dessen Variabilität werden, gemessen an der Standardabweichung des Ertrags, kombiniert. Der VaR kann als Schwellenwert gesehen werden, der mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit nicht unterschritten wird (Meyer 1999). Der Schwellenwert setzt das α -Quantil fest, welches die Risikotoleranz widerspiegelt. In der vorliegenden Dissertation wird als Grundannahme ein $\alpha = 5\%$ -Quantil genutzt und in der Sensitivitätsanalyse das 1 %- und das 10 %-Quantil getestet. Der VaR wurde als Risikomaß für diesen Teil der Dissertation verwendet. Zahlreiche frühere Studien (Eyvindson et al. 2018; Friedrich et al. 2019; Hahn et al. 2014; Härtl et al. 2013) verwenden den VaR erfolgreich zur Optimierung von Waldbestandportfolios unter Unsicherheit.

Der hier in diesem Kapitel vorgestellte Optimierungsansatz gibt die Möglichkeit, modular unterschiedliche Aspekte in die Optimierung zu integrieren. Primär erfolgt eine reine Maximierung des Bodenertragswerts (Szenario 1), wie sie mit der Faustmann-Formel berechnet wird (Faustmann 1849). Des Weiteren können die Unsicherheit von Holzpreisschwankungen oder die erhöhten Zuwächse an nach den Eingriffen verbleibenden Altersklassen-Kohorten als Folge von Erntemaßnahmen jeweils einzeln integriert werden (Szenario 2, und Basisszenario). Und schließlich können beide Module gleichzeitig integriert werden (Szenario 3). Die Szenarien 1 bis 3 und das Basisszenario sind in Tabelle 6 den weiteren Szenarien der Sensitivitätsanalyse gegenübergestellt.

Das Modell aus Messerer et al. (2020) ist in der Programmiersprache R (Core Team 2013) verfasst und kann auf GitHub (<https://github.com/01122015/Forest-Optimization.git>) eingesehen werden. Fünf Altersklassen-Kohorten können gleichzeitig oder unabhängig zu 15 verschiedenen Zeitpunkten eingeschlagen werden. Die möglichen Einschlagsalter liegen zwischen dem Alter 30 und dem Alter 100. Zwischen den möglichen Einschlagszeitpunkten liegen immer fünf Jahre. Somit entstehen, da die Reihenfolge der Ernte der fünf Altersklassen-Kohorten keine Rolle spielt, $\binom{15}{5} = 11.626$ mögliche Kombinationen der Erntezeitpunkte, aus denen die beste Kombination gesucht wird.

Abbildung 4 zeigt ein Schema des Modells. Zu Beginn der Optimierung sind alle Altersklassen-Kohorten (K) gleich alt. Es wird folglich eine Überführung eines gleichaltrigen in einen ungleichaltrigen Be-

stand simuliert. Der Zuwachsgewinn wird immer dann zum Wertzuwachs faktor hinzugezählt, wenn innerhalb der letzten 15 Jahre eine der anderen Altersklassen-Kohorten geerntet wurde. Nach den 15 Jahren entwickelt sich die Altersklassen-Kohorten wieder entsprechend der ursprünglichen Wachstumsfaktoren weiter, hatte aber für 15 Jahre einen erhöhten Zuwachs. Mit dem Modell wird sowohl der Bodenertragswert, als auch die Standardabweichung für alle 11.626 möglichen Erntezeitpunktkombinationen berechnet. Die jeweils maximalen Werte ergeben dann die optimalen Lösungen je Zielfunktion, maximaler Bodenertragswert oder maximaler Value-at-Risk.

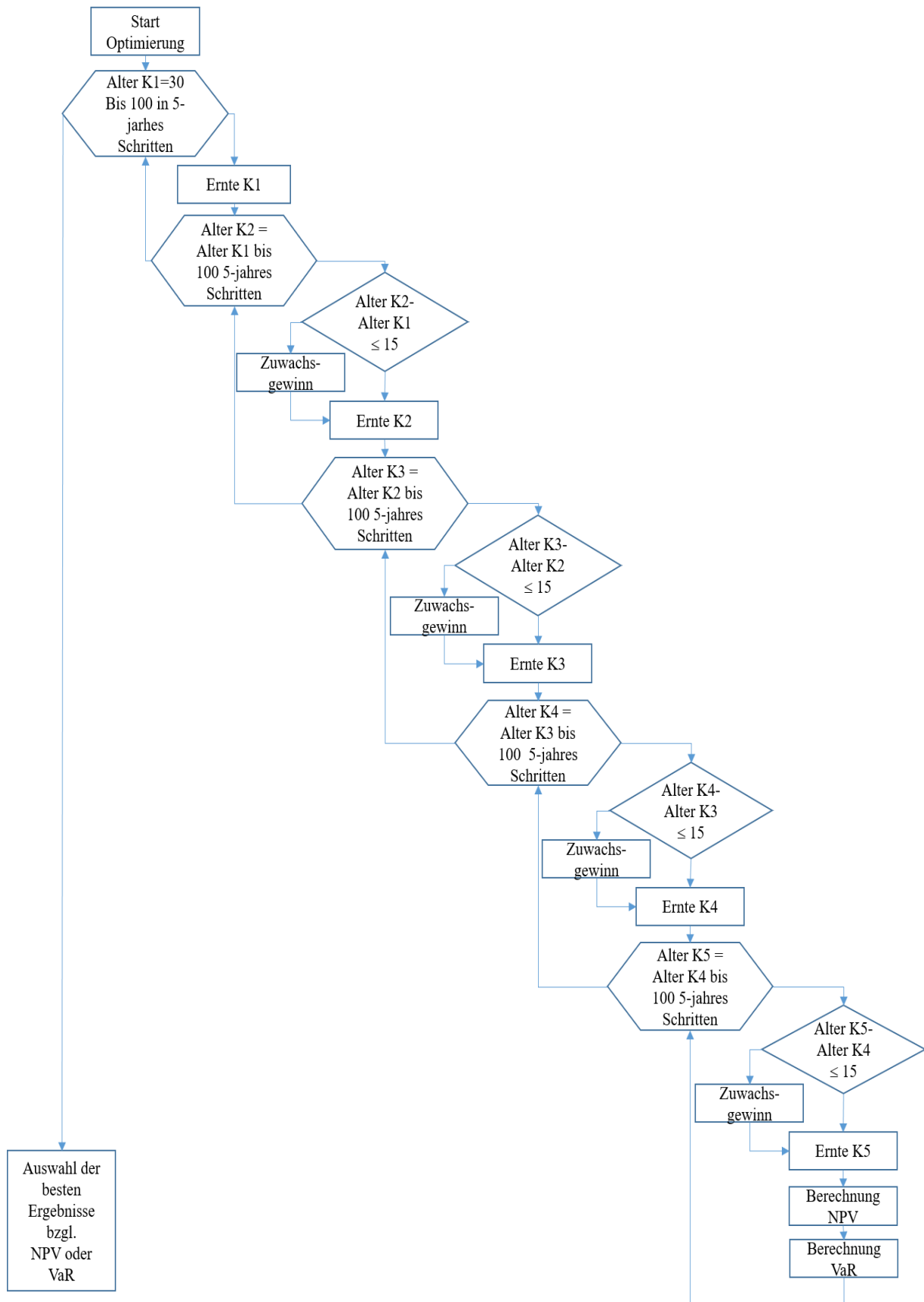


Abbildung 4: Schema der Optimierung unter Berücksichtigung von Dichteeffekten und Unsicherheiten nach Messerer et al. (2020)

3.3.1 Modell zur Optimierung des Bodenertragswerts

Entwickelt wurde dieser Ansatz eines nichtlinearen Modells auf der Grundlage von Knoke et al. (2017), um den optimalen Einschlagzeitpunkt für eine Überführung von gleichaltrigen zu ungleichaltrigen Beständen zu bestimmen. Die ökonomische Optimierung berücksichtigt sowohl einen Dichteeffekt, genau genommen ein erhöhtes Wachstum der verbleibenden Bäume nach der Ernte einzelner gleichaltriger Altersklassen-Kohorten, als auch Unsicherheiten in Form von Holzpreisschwankungen.

Der wirtschaftlichen Erfolg Y , hier gleich dem Bodenertragswert, ist zu maximieren und wie folgt definiert:

Formel 6: Berechnung des Bodenertragswertes (BEW)

$$Y = \sum_{i \in L} Y_i = \sum_{i \in L} (y_i(t) + z_i(t))$$

wobei Y_i den Bodenertragswert (BEW) einer Altersklassen-Kohorten i darstellt, welcher sich aus den diskontierten Nettoeinnahmen über die erste Umtriebszeit (y) und dem entsprechend diskontierten BEW über alle nachfolgenden Umtriebszeiten (z) zusammensetzt. $L = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ sind die fünf Altersklassen-Kohorten des betrachteten Bestandes.

Tabelle 4: Verwendeten Variablen und ihre Bedeutung

Variable	Bedeutung
Y/BEW	Bodenertragswert
Y_i	Bodenertragswert des Portfolios
y_i	Diskontierte Nettoeinnahmen einer Altersklassen-Kohorte innerhalb der ersten Umtriebszeit
i	Altersklassen-Kohorten I-V
t	Erntezeitpunkt
z_i	BEW einer Altersklassen-Kohorte über alle nachfolgenden Umtriebszeiten
I	Investitionskosten der Bestandesbegründung
d_i	Deckungsbeitrag einer Altersklassen-Kohorte aus dem Holzeinschlag zum Zeitpunkt t
r	Diskontsatz
V	Holzvolumen
$P(t)$	Durchschnittlicher Holzpreis zum Alter t
C	Holzerntekosten
T	Optimale Umtriebszeit nach Faustmann

$y_i(t)$ ist Teil des wirtschaftlichen Erfolges und gibt die diskontierten Nettoeinnahmen der Altersklassen-Kohorten i über die erste Umtriebszeit an, bestehend aus den Investitionskosten für die Bestandesbegründung und den diskontierten Nettoeinnahmen aus der Ernte, entsprechend des jeweiligen Erntezeitpunkts.

Formel 7: Barwertsumme über eine Umtriebszeit

$$y_i(t) = I + d_i(t) * (1 + r)^{-t},$$

wobei I die Investitionskosten der Bestandesbegründung einer Altersklassen-Kohorte sind, $d_i(t)$ sind die Nettoeinnahmen aus dem Holzeinschlag zum Zeitpunkt t , r ist der Diskontsatz, und t ist der Zeitpunkt der Ernte.

Die Variable $d_i(t)$ ist der Deckungsbeitrag bei der Ernte von 0,2 ha von Bäumen im Alter t , welcher definiert ist als

Formel 8: Berechnung des Deckungsbeitrags einer Altersklassen-Kohorte zum Alter t

$$d_i(t) = V(t) * (P(t) - C),$$

wobei $V(t)$ das geerntete Holzvolumen einer Altersklassen-Kohorte im Alter t ist. $P(t)$ ist der durchschnittliche Holzpreis im Alter t und C die Holzerntekosten. Der Prozentsatz der Verteilung der Sortimente je Erntezeitpunkt wurde von Roessiger et al. (2011) übernommen und ist im Anhang (Tabelle 12) dargestellt.

Die Variable $z_i(t)$ in Gl. 1 ist wie folgt definiert:

Formel 9: Berechnung des Bodenertragswerts für zukünftige optimale Umtriebszeiten

$$z_i(t) = BEW_i * (1 + r)^{-t} = \frac{-I * (1 + r)^T + d_i(T)}{(1 + r)^T - 1} * (1 + r)^{-t}$$

Wobei BEW_i der Bodenertragswert der Altersklassen-Kohorte i ist, bewirtschaftet und geerntet zur optimalen Umtriebszeit (T) und auf den Jetztzeitpunkt diskontiert (gleich der Länge der ersten Umtriebszeit der Altersklassen-Kohorte i). $d_i(T)$ ist der Deckungsbeitrag bei optimaler Umtriebszeit T . Dabei hängt T vom Diskontsatz ab und wurde mit der klassischen Faustmann-Formel berechnet. Für den gewählten Standarddiskontsatz von 2 % ist die optimale Umtriebszeit T 70 Jahre. $d_i(T)$ ist definiert als

Formel 10: Berechnung des Nettoumsatzes bei optimaler Umtriebszeit

$$d_i(T) = V(T) * (P(T) - C)$$

Dies ist ähnlich wie $d_i(t)$, außer, dass es eine feste Umtriebszeit T gibt, die optimale Umtriebszeit für alle Altersklassen-Kohorten ab der zweiten Rotation.

Y ist also der BEW, bestehend aus den diskontierten Nettoeinnahmen ($y_i(t)$) der ersten Umtriebszeit und dem BEW ($z_i(t)$) aller folgenden Umtriebszeiten, abgezinst auf die Gegenwart.

3.3.2 Maximierung des Value-at-Risk

Um die Ergebnisse, die ohne Risikoannahmen erzielt wurden (=Optimierung des Zuwachses), mit den Ergebnissen zu vergleichen, die unter Berücksichtigung des wirtschaftlichen Risikos abgeleitet wurden, wurde ein vollständiger Satz von Kombinationen aller Erntezeitpunkte aus diesem Modell verwendet, um den VaR für diese verschiedenen Erntezeitpläne zu berechnen. Die Kombination der Altersklassen-Kohorten, die den höchsten VaR aufweist, wurde gesucht. Das optimale Portfolio entspricht den optimalen Erntezeitpunkten für die fünf Altersklassen-Kohorten.

Der VaR wurde wie folgt berechnet:

Formel 11: Berechnung des Value-at-Risk

$$VaR = \Phi^{-1}(\alpha, Y, SD(Y))$$

Tabelle 5: Verwendete Variablen und ihre Bedeutung

Variable	Bedeutung
VaR	Value at Risk
Φ	Inverse der Normalverteilung
α	Quantil der Normalverteilung
Y_i	Wirtschaftlicher Ertrag der Altersklassen-Kohorte i
$SD(Y)$	Standardabweichung der Kombination der Erntezeitpunkte
sd	Standardabweichung einer Altersklassen-Kohorte
$r_{i,j}$	Korrelationseffekt zwischen 2 Altersklassen-Kohorten i, j

Die Formel für den VaR umfasst vier Bestandteile. Der erste ist Φ^{-1} , die Inverse der Normalverteilung. Das Quantil der Normalverteilung, α , muss bestimmt werden. In unserem Basisszenario (BS) haben wir das Quantil auf 5 % festgelegt. Das bedeutet, dass die Lösung das 5-%-Quantil mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % übersteigt. Die Formel verwendet die erwartete Annuität Y, berechnet in Gleichung 6, und die Standardabweichung (SD) der Annuität $SD(Y)$ von den Kombinationen der Erntezeitpunkte, diese wird berechnet:

Formel 12: Berechnung der Standardabweichung

$$SD(Y) = \sqrt{\sum_{i \in L} sd(Y_i)^2 + \sum_{i \in L} \sum_{j \in L (j \neq i)} r_{i,j} * sd(Y_i) * sd(Y_j)}$$

wo

$$sd(Y_i) = \sqrt{(0.2 * y_i(t))^2 + (0.2 * z_i(t))^2}$$

Y_i ist der diskontierte Deckungsbeitrag der Altersklassen-Kohorte i . Die Variablen i und j symbolisieren zwei verschiedene Altersklassen-Kohorten. Wenn i und j gleichzeitig geerntet werden, wird der Korrelationskoeffizient $r_{i,j} = 1$ unterstellt. Wenn sie zu verschiedenen Zeitpunkten geerntet werden, ist $r_{i,j} = 0$. Im letzteren Fall verschwindet der zweite Teil unter der Quadratwurzel in Formel 12. Der angenommene Variationskoeffizient (VK) der diskontierten Nettoeinnahmen $y_i(t)$, $z_i(t)$, beträgt 0,2 und ist das Maß für die Unsicherheit. Die Szenarien 2 (Holzpreisschwankungen) und 3 (Wachstumsreaktionen und Holzpreisschwankungen) sind die Ergebnisse dieser Berechnung. Eine Übersicht über alle Szenarien ist in Tabelle 6 im folgenden Abschnitt zu sehen.

3.3.3 Sensitivitätsanalyse

Das Basisszenario wird mit den Ergebnissen von 14 weiteren Ernteszenarien verglichen. Diese 14 Szenarien wurden als die Sensitivitätsanalyse ausgewählt, um zu testen, welche Modifikationen an den Ausgangsbedingungen die Ergebnisse verändern (Messerer et al. 2020). Zu den Szenarien der Sensitivitätsanalyse zählen zwei weitere Risikolevel durch unterschiedliche Variationskoeffizienten (S4 und S5). Darüber hinaus wurde das Risikoniveau geändert, indem die für die VaR-Berechnung benötigten Quantile der Normalverteilung, auf 1 % und 10 % geändert wurde.

Ein erhöhter Zuwachsgewinn (Tabelle 6; Szenarien 6 und 7 (S6 und S7)), verschiedene Wachstumsreaktionsschemata und unterschiedliche Diskontierungssätze (von 1 % auf 3,5 % in 0,5 %-Schritten geändert; Szenarien 8 - 17 (S8 - S17)) ergänzen die Sensitivitätsanalyse. Die erhöhten Wachstumsreaktionen spiegeln höhere Wachstumsraten der Bäume wider. Dies könnte auf ein vorübergehendes positives Wachstum zurückzuführen sein, eine positive Auswirkung des Klimawandels auf das Wachstum der Bäume oder außerordentlich gute Standortbedingungen, beziehungsweise verbesserte Standortbedingungen. Die Varianten der Sensitivitätsanalyse sind in Tabelle 6 zusammengefasst.

Die Sensitivitätsanalyse lässt sich klar von den Holzpreisrisikoannahmen des Modells selbst unterscheiden. Das Holzpreisrisiko basiert auf Wahrscheinlichkeiten, während die Sensitivitätsstudien die Folgen einer Veränderung bestimmter Annahmen widerspiegeln.

Tabelle 6: Unterstellte Werte zur Quantifizierung des Value at Risk sowie Bodenertragswerte (BEW) bzw. deren Value at Risk (VaR) aus der Optimierung für unterschiedliche Annahmen (Quantil und Variationskoeffizient VK kommen nur bei der Berechnung des VaR zum Tragen)

Szenarios	VK	Quantil	Diskontierungssatz	Zuwachsge- winn	BEW	VaR
BEW (S1)			0,02	ohne	5.216	3.054
VaR (S2)	0,2	0,05	0,02	ohne	5.108	4.166
BEW (BS)			0,02	normal	5.654	4.388
VaR (S3)	0,2	0,05	0,02	normal	5.644	4.614
VaR (S4)	0,1	0,05	0,02	normal	5.649	5.131
VaR (S5)	0,5	0,05	0,02	normal	5.644	3.069
BEW (S6)			0,02	doppelt	6.953	5.683
VaR (S7)	0,2	0,05	0,02	doppelt	6.953	5.683
BEW (S8)			0,01	normal	23.275	20.512
VaR (S9)	0,2	0,05	0,01	normal	23.275	20.512
BEW (S10)			0,015	normal	10.042	8.174
VaR (S11)	0,2	0,05	0,015	normal	10.037	8.521
BEW (S12)			0,025	normal	3.051	1.893
VaR (S13)	0,2	0,05	0,025	normal	3.019	2.283
BEW (S14)			0,03	normal	1.834	991
VaR (S15)	0,2	0,05	0,03	normal	1.817	1.268
BEW (S16)			0,035	normal	1.070	416
VaR (S17)	0,2	0,05	0,035	normal	1.032	611

4 Daten und Datenaufbereitung

4.1 Eingangsdaten für die Optimierung

Besonders großen Einfluss auf negative Preisentwicklungen hatten in den letzten Jahrzehnten Kalamitäten, vor allem großflächige Stürme mit hohem Anfall an Sturmschadholz (Zimmermann et al. 2021). In Abbildung 5 sind die Holzpreisschwankungen der letzten Jahrzehnte in Deutschland abgebildet. Gut erkennen lassen sich zum Beispiel Großschadensereignisse wie die Stürme Vivian oder Wiebke 1990. Besonders die Fichte (*Picea abies*, orange Linie in Abbildung 5) ist durch ihre Anfälligkeit gegenüber Stürmen stark von den Schwankungen betroffen.

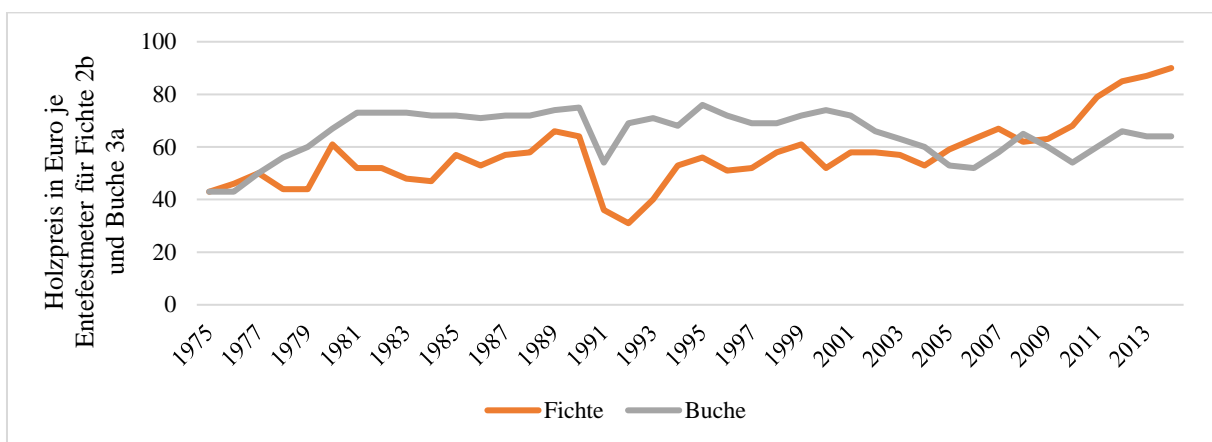


Abbildung 5: Holzpreisentwicklung zwischen 1974 und 2014 von den Leitholzsortimenten Fichte (2b) und Buche (3a) (Quelle: Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten, 2015)

Mittlere Holzpreise wurden aus den Zeitreihen der erzielten Holzpreise des Bayerischen Staatswaldes und der Bayerischen Staatsforstverwaltung ermittelt. Für die Berechnung der Bodenerwartungswerte, die Barwerte der Deckungsbeiträge und Annuitäten wurden Holzpreise für verschiedene Durchmesserklassen und gewichtet nach Sortimenten herangezogen. Die Gewichtung erfolgte aufgrund der tatsächlichen Erntemenge der verschiedenen Qualitätssortimente (B, C und D) im Jahr 2014.

Die verwendeten Holzpreise, Holzpreisschwankungen der Vergangenheit, erwarteter Holzerntevolumen sowie die Holzsortierung je Baumart und die Holzerntekosten sind im Anhang oder den beiden Veröffentlichungen (Messerer et al. 2017; Messerer et al. 2020) detailliert beschrieben und dargestellt.

4.2 Überlebenswahrscheinlichkeiten (Kalamitäten)

In dieser Dissertation wurde das Risiko von Kalamitäten in Form von Ausfallwahrscheinlichkeiten berücksichtigt. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten für die Fichte (*Picea abies*) beziehen sich auf verschiedene frühere Studien, unter anderem von Möhring (1986), Kouba (2002) und Holecy und Hanewinkel (2006) und wurden von Roessiger et al. (2011) zusammengefasst. Die Überlebenswahrscheinlichkeit, gleich $1 -$ (kumulierte Ausfallwahrscheinlichkeit), im Alter 100 Jahre liegt bei der Fichte bei 69 %. Für die Buche (*Fagus sylvatica*) wird als Referenz die Veröffentlichung von Knoke und Seifert (2008) genutzt. Für das Alter 120 Jahre liegt hier die Überlebenswahrscheinlichkeit bei 82 %. Die Einbindung in das Optimierungsmodell wurde wie bei Roessiger et al. (2011) gestaltet. Um die Ausfallwahrscheinlichkeiten in eine Monte-Carlo-Simulation integrieren zu können, werden sie als „bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit“ für ein 10-Jahresintervall berechnet. Dadurch kann in der Simulation ein Ausfall für die unterschiedlichen möglichen Erntezeitpunkte (alle 10 Jahre) dargestellt werden. Berechnet wird die bedingte Ausfallwahrscheinlichkeit indem die derzeitige Überlebenswahrscheinlichkeit von der Überlebenswahrscheinlichkeit des Bestandes in 10 Jahren abgezogen und durch die Überlebenswahrscheinlichkeit in 10 Jahre geteilt wird. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten sind altersabhängig, mit steigendem Alter werden sie höher.

Um das Ausfallrisiko ökonomisch quantifizieren zu können und in die Optimierung zu integrieren, wurden Deckungsbeiträge aus Kalamitätsereignissen, der Ausfall innerhalb einer 10-Jahresperiode, mit der Hälfte der regulären Erträge beziffert (Roessiger 2014). Durch die wiederholte Berechnung aller Erträge für alle möglichen Erntezeitpunkte mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation lassen sich die Mittelwerte und Standardabweichungen berechnen. Unterschiede in den Überlebenswahrscheinlichkeiten von Fichte und Buche führen dabei zu deutlich unterschiedlichen Variationskoeffizienten, je nach Baumart.

4.3 Zuwachsdaten

Um die Auswirkungen der Wachstumsreaktion nach forstwirtschaftlichen Maßnahmen aufzuzeigen, diente die Studie von Knoke und Plusczyk (2001) zur Ableitung von zusätzlichen Wachstumsraten nach der Ernte. Um die Bedeutung dieser Wertzuwachseffekte für das Gesamtmodell hervorzuheben, wurde das zusätzliche Wachstum für eine Sensitivitätsanalyse verdoppelt. Der Wertzuwachs faktor, der Wachstumsgewinn nach forstwirtschaftlichen Maßnahmen und die daraus resultierende Gesamtwachstumsrate sind in Tabelle 7 dargestellt.

*Tabelle 7: Die Faktoren für den Wertzuwachs und den zusätzlichen relativen Zuwachsgewinn der verbleibenden Altersklassen-Kohorten nach der Ernte einer oder mehrerer anderer Altersklassen-Kohorten ist zu sehen. Der Wertzuwachsfaktor ist ein multiplikativer Faktor zur Berechnung des Mengenwachstums eines bestimmten stehenden Holzvolumens über die nächsten 5 Jahre. Das zusätzliche Wachstum ist abhängig vom Bestandsalter. *Der dargestellte Gesamtwuchs geht davon aus, dass in den letzten 15 Jahren mindestens eine Altersklassen-Kohorten geerntet wurde, wodurch der relative Zuwachsgewinn der verbleibenden Bestände auf den Wertzuwachsfaktor aufgeschlagen wird.*

<i>Alter in Jahren</i>	<i>Wertzuwachsfaktor</i>	<i>Relativer Zuwachsgewinn</i>	<i>Gesamtwuchs*</i>
30	1,1001	+ 0,0075	1,1076
35	1,0744	+ 0,0075	1,0819
40	1,0548	+ 0,0075	1,0623
45	1,0455	+ 0,0075	1,0530
50	1,0330	+ 0,0050	1,0380
55	1,0289	+ 0,0050	1,0339
60	1,0250	+ 0,0050	1,0300
65	1,0227	+ 0,0050	1,0277
70	1,0170	+ 0,0050	1,0220
75	1,0158	+ 0,0050	1,0208
80	1,0133	+ 0,0050	1,0183
85	1,0126	+ 0,0050	1,0176
90	1,0105	+ 0,0050	1,0155
95	1,0102	+ 0,0050	1,0152
100	1,0000	+ 0,0000	1,0000

4.4 Monte-Carlo-Simulation

Mit Hilfe der Monte-Carlo-Simulation wurden 10.000 Wiederholungen der Berechnung der jährlichen Deckungsbeiträge (Annuitäten) für unterschiedliche Abtriebsalter durchgeführt. Die Holzpreise wurden im Rahmen eines Bootstrappingverfahrens gezogen, um fluktuierende Holzpreise zu simulieren und somit zusätzlich zu den in Kapitel 4.2 genannten Ausfallwahrscheinlichkeiten eine weitere Unsicherheitsquelle zu integrieren. Neben den Mittelwerten ergeben sich aus der Monte-Carlo-Simulation auch die Standardabweichungen der einzelnen Abtriebsalter und Baumarten, die in der Portfoliooptimierung als Risikomaß genutzt werden.

5 Ergebnisse

5.1 Optimierung der Altersklassen-Kohorten

Die Ergebnisse des robusten Optimierungsansatzes sind in Abbildung 6 für unterschiedliche Risikolevel zu sehen. Die Anteile verschiedener Altersklassen-Kohorten bilden jeweils Bestandesportfolios für unterschiedlich risiko-averse Entscheidungsträger.

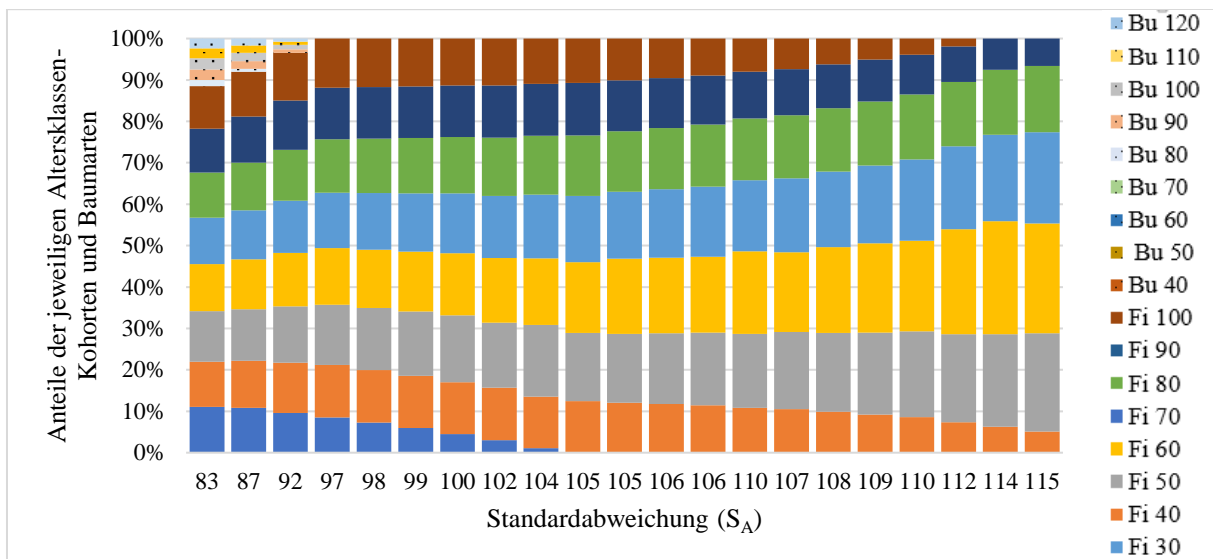


Abbildung 6: Robuster Ansatz zur Portfoliooptimierung von Altersklassen-Kohorten. Die Standardabweichung der Portfolios liegt zwischen 83 €/ha und Jahr und 115 €/ha und Jahr, was den Unsicherheitsräumen, erstellt mit $m=1,0$ bis $m=3,0$ in 0,1 Schritten von rechts nach links, entspricht (Messerer et al. 2017).

Das Risikolevel ist auf der X-Achse abgebildet und stellt einen Gradienten der Risikotoleranz des Waldbesitzers dar. Bei großen Unsicherheitsräumen, gebildet mit dem dreifachen der Standardabweichung (linker Bereich Abbildung 6), fließen auch unwahrscheinliche, sehr negative Ereignisse in die Erwartungen der Entscheidungsträger ein. Dadurch wird eine hohe Risikoaversion simuliert. Durch die sehr hohe Diversifikation der integrierten Altersklassen-Kohorten fällt die Standardabweichung des Gesamtportfolios sehr gering aus. Auf der Y-Achse ist der Flächenanteil der jeweiligen Altersklassen-Kohorte je Baumart abgebildet. Von rechts nach links in Abbildung 6 ist die Zunahme an unterschiedlichen Altersklasse-Kohorten und somit eine zunehmende Diversifizierung der Bewirtschaftung auf Bestandesebene zu beobachten. Die Flächenaufteilung der im Portfolio enthaltenen Altersklassen-Kohorten wird mit steigender Risikoaversion auf der linken Seite in Abbildung 6 immer gleichmäßiger. Neben der gleichmäßigeren Verteilung der Altersklassen-Kohorten zeigt sich bei den robust optimierten Portfolios auch, dass, sobald die Buche ins Portfolio aufgenommen wird, nicht nur die weitere Baumart hinzukommt, sondern sofort auch eine Altersdiversifizierung innerhalb des Buchenanteils stattfindet. So sind mindestens vier unterschiedliche Buchen-Altersklassen-Kohorten Teil des Bestandesportfolios, vorausgesetzt, die Baumart ist überhaupt im Portfolios enthalten.

Der Vergleich zweier Bestandesportfolios bei gleicher Risikoaversion, optimiert mit stochastischem beziehungsweise robustem Optimierungsansatz, wird in Abbildung 7 dargestellt.

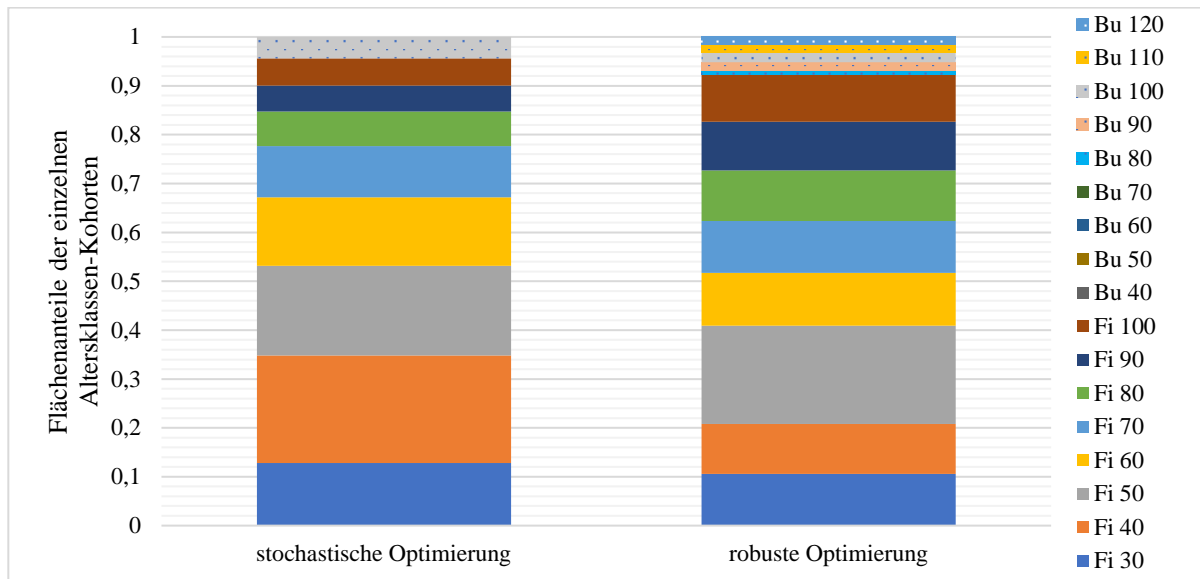


Abbildung 7: Vergleich der Anteile der unterschiedlichen Altersklassen-Kohorten bei hoher, aber identischer Risikoaversion.

Die angenommene Risikotoleranz in Form der Portfolio-Standardabweichung ist in beiden Fällen gleich und liegt bei 87 €/ha. Eine hohe Risikoaversion bedeutet, dass der Entscheidungsträger sehr vorsichtig ist. Übertragen auf die durch den Entscheider akzeptierten Risikolevel bedeutet Risikoaversion, dass die Standardabweichung des Portfolios möglichst geringgehalten werden soll. Im gezeigten Vergleich wird eine hohe Risikoaversion abgebildet, somit ein Szenario gewählt, welches eine kleine Standardabweichung zeigt. Zu sehen ist, dass beide Bestandesportfolios einen sehr hohen Flächenanteil an Fichte-Altersklassen-Kohorten enthalten (96 % in der stochastischen Lösung, 92 % in der robusten Lösung). Allerdings ist die Verteilung der einzelnen Flächenanteile von Altersklassen-Kohorten sehr unterschiedlich. Der Anteil der Buchen-Altersklassen-Kohorten liegt in der stochastischen Optimierung bei etwas mehr als 4 % und beschränkt sich auf eine Altersklassen-Kohorte: Buchen, die im Alter von 100 Jahre geerntet werden. Bei der robusten Optimierung liegt der Flächenanteil der Buche mit knapp 8 % fast doppelt so hoch. Diese Fläche ist wiederum in sich diversifiziert, da unterschiedliche Buchen-Altersklassen-Kohorten enthalten sind, wobei die Flächenanteile der einzelnen Altersklasse-Kohorten auch wieder gleichmäßig verteilt sind.

Für die stochastische Optimierung können Bestandesportfolios für Standardabweichungen von 10 € bis 168 € je Hektar berechnet werden. Die Beispiele der optimierten Bestände reichen von fast rein Buchen dominierten Altersklassen-Kohorten-Portfolios, die teilweise sogar negative Annuitäten hervorbringen (-60 €/ha), bis hin zu Fichten-Reinbeständen, die im Alter 60 geerntet werden und 400 €/ha als erwartete Annuität hervorbringen. Betrachtet man diesen gesamten möglichen Unsicherheitsbereich, kann für die klassische stochastische Optimierung die Effizienzlinie (blau) erstellt werden (s. Abbildung 8). Diese gibt für jedes vorgegebene Risiko die maximal mögliche Annuität an und spiegelt somit die effizienten

Portfolios zu jedem Unsicherheitslevel wider. Verglichen mit der Effizienzlinie konzentrieren sich die robusten Portfolios auf einen bestimmten Ausschnitt des Unsicherheitsbereichs, aber auch auf eine bestimmte Höhe der erwarteten Annuitäten (orangene Punkte, Abbildung 8). Dieser Bereich liegt auf der X-Achse zwischen den Standardabweichungen 80 € und 120 € und auf der Y-Achse bei Annuitäten zwischen knapp 300 €/ha und ca. 380 €/ha und Jahr. Die robusten Portfolios mit der geringsten Standardabweichung und gleichzeitig auch mit der geringsten Annuität, sind mit einem Unsicherheitsraum berechnet, der 3-mal die Standardabweichung darstellt und für einen sehr risiko-aversen Entscheidungsträger steht.

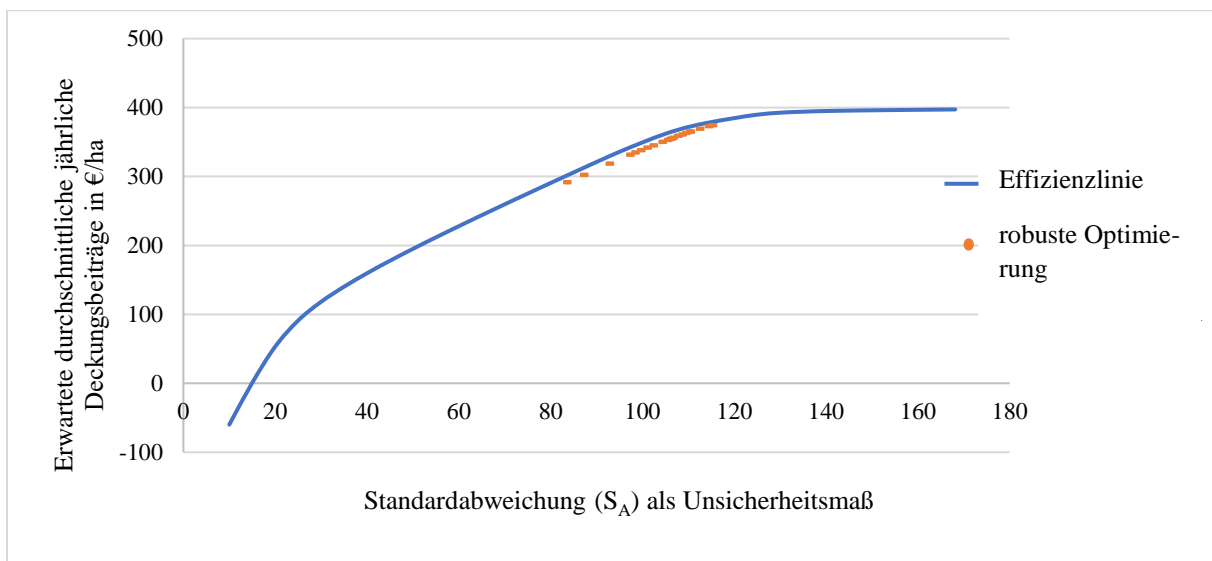


Abbildung 8: Vergleich der klassischen und der robusten Portfoliooptimierung anhand der Effizienzlinie (=klassische)

Die Ergebnisse zeigten insgesamt sehr hohe Flächenanteile von Fichten-Altersklassen-Kohorten. Die Buchenbeimischung war nur bei sehr hoher Risikoaversion zu sehen. Um die Frage zu testen, bei welchen Holzpreisen für Buche höhere Anteile an Buchen-Altersklassen-Kohorten und somit stabilere Wäldern entstehen, wurde der Hektarerlös jeder Altersklassen-Kohorte mit Buche vor der Monte-Carlo-Simulation schrittweise um 5 Prozentpunkte erhöht. Die Optimierung mit den neu entstandenen durchschnittlichen Erwartungswerten und Standardabweichungen wurde anschließend wiederholt. Dabei wurde einerseits eine mittlere Risikoaversion mit $u=2$ angenommen, andererseits eine hohe Risikoaversion mit $u=3$. Bei einer mittleren Risikoaversion müsste der Buchenholzpreis um 150 % steigen, damit ein Flächenanteil von 20 % erreicht wird. Bei einer hohen Risikoaversion würde eine Steigerung um 40 % ausreichen, damit dieser Flächenanteil im Portfolio auftritt. Eine Steigerung des Buchenanteils auf 20 % hätte auch leicht negative Auswirkungen auf die durchschnittliche Annuität der Portfolios. Bei mittlerer Risikoaversion würden 344 €/ha erreicht werden, bei hoher Risikoaversion 280 €/ha im Vergleich zu den 354 €/ha ($u=2$) beziehungsweise 292 €/ha ($u=3$) in der robusten Optimierung. Die Differenz der Annuität des Portfolios mit der Restriktion von 20 % Buchenanteil zur Annuität ohne diese Restriktion mit gleicher Risikoaversion ($u = 2$ oder $u = 3$) kann als Stabilitätsprämie bezeichnet werden

und somit eine monetäre Bewertung für die Bewirtschaftung klimastabiler Wälder abbilden. Abbildung 9 und Abbildung 10 zeigen die Aufteilung der robust optimierten Portfolios mit jeweils 20 % Buchenanteil unter den veränderten Buchholzpreisen. Wie bereits bei den Ergebnissen der robusten Optimierung mit den belegten Holzpreisen zeigt sich auch hier, dass je höher die Risikoaversion ist, desto gleichmäßiger wird die Verteilung der Flächenanteile der einzelnen Managementoptionen.

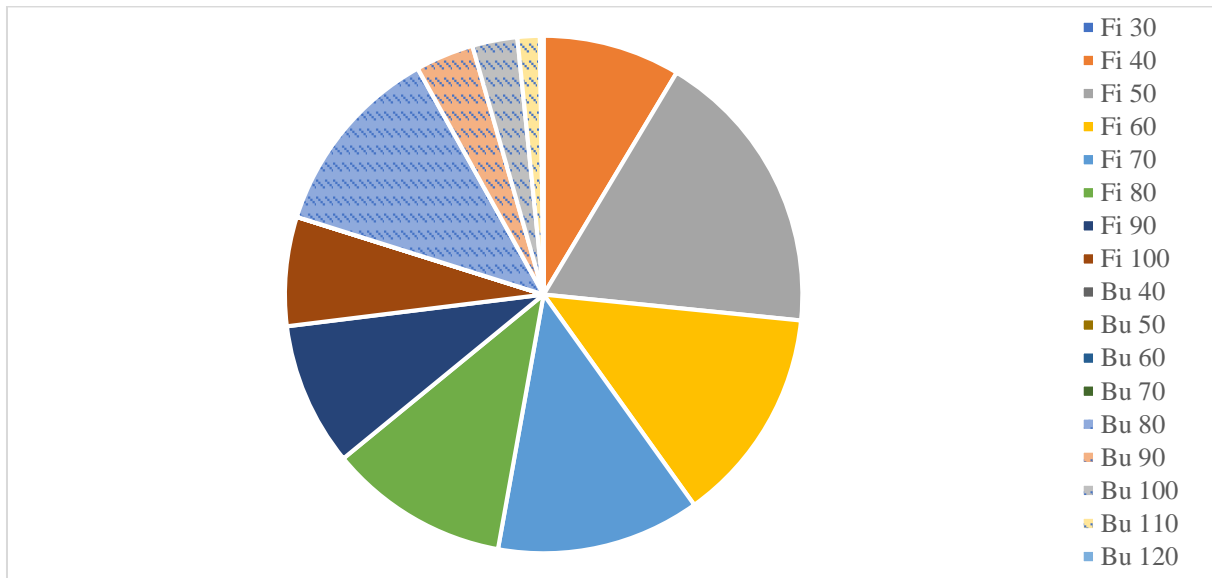


Abbildung 9: Robust optimiertes Portfolio bei mittlerer Risikoaversion ($u=2$) und Steigerung des Buchenholzpreises um 150 %. Buchenanteil gestrichelt dargestellt.

Insgesamt lässt sich feststellen, dass sich bei der robusten Portfoliooptimierung, über alle Risikobereiche hinweg, eine gleichmäßigere Flächenverteilung zeigt. Neben der Tatsache, dass weniger Daten benötigt werden, ist darin der wesentliche Unterschied zur stochastischen Optimierung zu sehen, auch wenn die tatsächlichen Unterschiede gering sind (Messerer et al. 2017).

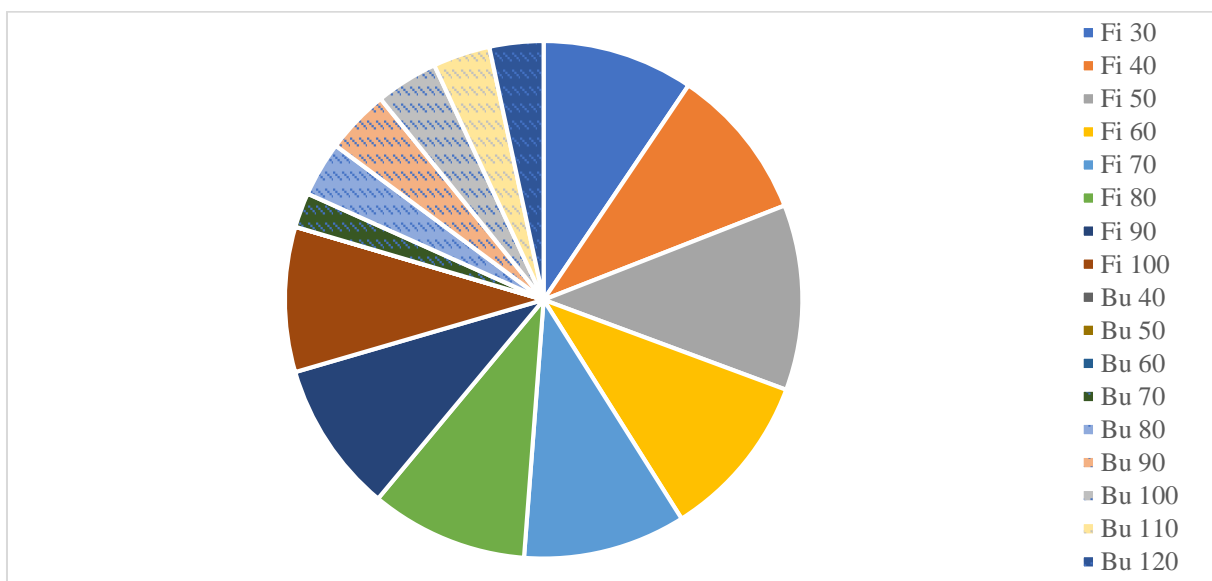


Abbildung 10: Robust optimiertes Portfolio bei hoher Risikoaversion ($u=3$) und Steigerung des Buchenholzpreises um 40 %. Buchenanteil gestrichelt dargestellt.

5.2 Optimierung der Einschlagsplanung von Altersklassen-Kohorten unter Berücksichtigung von Zuwachsreaktionen und Unsicherheiten

Die Ergebnisse der Optimierung unter Risiko und gleichzeitiger Beachtung eines Dichteeffekts sind in Messerer et al. (2020) ausführlich dargestellt. In diesem Kapitel wird der Fokus auf die Verschiebung der Einschlagszeitpunkte der einzelnen Altersklassen-Kohorten in der ersten Umtriebszeit gelegt, wenn weder Unsicherheiten noch Dichteeffekte berücksichtigt werden (S1; klassische Optimierung der Umtriebszeit nach Faustmann), wenn Holzpreisschwankungen in die Optimierung integriert werden (S2), wenn Dichteeffekte in Form von Wachstumsreaktionen verbleibender Bestände auf Erntemaßnahmen angenommen werden (Basisszenario = BS) und wenn eine Kombination aus S2 und BS vorliegt (S3, siehe Abbildung 11). Ab der zweiten Umtriebszeit werden alle Altersklassen-Kohorten jeweils in der optimalen Umtriebszeit nach Faustmann bewirtschaftet.

ZF	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100	NPV*	VaR*
NPV (S1)									I, II, III, IV, V							5.216	3.054
VaR (S2)						I	II	III	IV	V						5.108	4.166
NPV (BS)			I			II			III	IV, V						5.654	4.388
VaR (S3)			I			II			III	IV	V					5.644	4.614

Abbildung 11: Verteilung der Einschlagszeitpunkte (I – V) unter den unterschiedlichen Zielfunktionen (ZF) bei der klassischen Optimierung der Umtriebszeit (S1), der Optimierung unter Berücksichtigung von Holzpreisschwankungen (S2), der Optimierung unter Berücksichtigung von Dichteeffekten (BS) und der Berücksichtigung von Dichteeffekten und Unsicherheiten (S3)

Zunächst werden Dichteeffekte ausgeblendet. Eine klassische Optimierung nach Faustmann (Faustmann 1849), die den Kapitalwert (net present value, NPV) über einen unendlichen Zeitraum hinweg maximiert und den optimalen Erntezeitpunkt nach konventioneller Sichtweise liefern soll, resultiert in einem Kahl-schlag nach 70 Jahren (S1). Alle fünf Fichten-Altersklassen-Kohorten (I – V) werden somit gleichzeitig geerntet. Der Kapitalwert liegt bei 5.216 €/ha und das hier gewählte Risikomaß, der Value-at-Risk (VaR), bei 3.054 €/ha. Analog zur ersten Studie (Messerer et al. 2017) werden im Szenario 2 (S2) Holzpreisschwankungen als Risiko integriert, um den Diversifikationseffekt zu überprüfen. Somit wird der VaR maximiert. Die Altersklassen-Kohorten verteilen sich dann auf fünf aufeinanderfolgende Erntezeitpunkte, zwischen dem Alter 55 Jahre und dem Alter 75 Jahre. Durch die Risikointegration beginnt der Einschlag früher als bei S1 und ist dann verteilt über 20 Jahre. Bei leicht niedrigerem NPV (5.108 €/ha) ist der VaR deutlicher höher (4.166 €/ha) als im Referenzszenario S1. Das Szenario, welches für die Studie von Messerer et al. (2020) als Basisszenario (BS) genutzt wird, stellt eine Diversifizierung durch die Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen nach Erntemaßnahmen dar, die als Zielfunktion (ZF) wieder die Maximierung des NPVs verfolgt. Ein erhöhter Zuwachs wird angenommen, wenn innerhalb der letzten 15 Jahre eine oder mehrere Altersklassen-Kohorten geerntet wurden. Die Ernte verteilt sich dann über 35 Jahre auf 4 Einschlagszeitpunkte. Bereits im Alter 40 findet der erste

Einschlag statt. Der NPV liegt bei 5.654 €/ha und der VaR bei 4.388 €/ha. Das Szenario 3 (S3) maximiert den VaR, berücksichtigt dementsprechend die Holzpreisschwankungen und gleichzeitig die Wachstumsreaktionen, um den Effekt zu sehen, wie die zusätzliche Berücksichtigung von Risiken sich auf die Einschlagszeitpunkte auswirkt. Wie bereits im Szenario S2, verteilt sich der Einschlag auf fünf Einschlagszeitpunkte. Gleichzeitig jedoch erstreckt er sich auch über einen Zeitraum von 35 Jahren. Der Unterschied zum Basisszenario besteht in einem etwas späteren Erntebeginn und der Ausweitung auf fünf Erntezeitpunkte. Der NPV liegt mit 5.644 €/ha sehr nahe am Basisszenario. Der VaR als unterer Schwellenwert ist mit 4.614 €/ha deutlich höher.

5.2.1 Sensitivitätsanalyse

Veränderung des Variationskoeffizienten und des Quantils

Um auch in dieser Fragestellung die **Risikoaversion** der Entscheidungsträger zu integrieren, wurde einerseits der Variationskoeffizient, der die Holzpreisschwankungen verkörpert, variiert. Der für S3 verwendete Variationskoeffizient (VK) von 20 % wurde auf 10 % und 50 % abgeändert. Andererseits wurde das Quantil, welches für den Value-at-Risk genutzt wird, auf 1 % und 10 % gesetzt, um hier risikoaversere und risikotolerantere Entscheider abzubilden. Abbildung 12 zeigt die Veränderungen des Variationskoeffizienten und Abbildung 13 die des Quantils, immer in Relation zu den Einschlagszeitpunkten des Basisszenarios.

ZF	VK	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
Basisszenario (BS)				I			II			III	IV, V					
VaR (S4)	10%			I			II			III	IV	V				
VaR (S3)	20%				I			II		III	IV	V				
VaR (S5)	50%				I			II		III	IV	V				

Abbildung 12: Verteilung der Einschlagszeitpunkte im Vergleich zum Basisszenario (BS) bei Veränderung des Value at Risk (VaR) und des Variationskoeffizienten (VK).

S3 mit den Grundannahmen eines Variationskoeffizienten von 20 % und einem Quantil von 5 % ist ebenfalls in beiden Abbildungen als Referenz zu sehen. Änderungen der Einschlagszeitpunkte der Altersklassen-Kohorten innerhalb der VaR-maximierten Szenarien (S3 – S7) sind an den Extremen zu erkennen: Bei geringer Risikoannahme, Variationskoeffizient bei 10 % (Abbildung 12) oder bei hoher Risikotoleranz, Quantil bei 10 %. Ein geringerer Variationskoeffizient (VK) verschiebt die Einschläge der ersten beiden Altersklassen-Kohorten nach vorne, analog zum BS, somit wird über eine Zeitspanne von 40 Jahren eingeschlagen. Bei einer höheren Risikotoleranz werden ebenfalls die ersten beiden Einschläge nach vorne verschoben. Somit ist der Effekt der Einschlagsveränderung der gleiche, unabhängig

davon, ob ein geringeres Risiko in Form eines kleineren Variationskoeffizienten oder eine höhere Risikotoleranz, in Form eines größeren Quantils, gewählt wird.

ZF	Quantil	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
Basisszenario (BS)				I			II			III	IV, V					
VaR (S6)	1%				I			II		III	IV	V				
VaR (S3)	5%				I			II		III	IV	V				
VaR (S7)	10%			I			II			III	IV	V				

Abbildung 13: Verteilung der Einschlagszeitpunkte im Vergleich zum Basisszenario (BS) bei Veränderung des Quantils.

Veränderung des Dichteffekts und des Zinsfußes

Die Sensitivitätsanalyse erstreckt sich über zwei weitere Aspekte. Wie ändern sich die Einschlagszeitpunkte bei **verdoppeltem Dichteffekt** (Abbildung 14) und welche Auswirkungen hat der **Zinsfuß** (Abbildung 15). Abbildung 14 zeigt wiederum das Basisszenario und S3, doppelten erhöhten Zuwachs nach Erntemaßnahmen bei maximiertem Kapitalwert (S8) und bei maximiertem VaR (S9). Die Verstärkung der Wachstumsreaktion wirkt sich letztendlich so dominant aus, dass keine Unterschiede in den Einschlagszeitpunkten entstehen, auch wenn Holzpreisschwankungen als Risiko berücksichtigt werden. Beide Optimierungsergebnisse zeigen fünf Einschlagszeitpunkt, verteilt über 60 Jahre. Sowohl veränderte Variationskoeffizienten als auch veränderte Quantile ergeben keine anderen Einschlagszeitpunkte bei diesen hohen Wachstumsreaktionen auf vorangegangene Erntemaßnahmen. Der Punkt, ab welchem die Risikoberücksichtigung keine Veränderung der Einschlagszeitpunkte mehr hervorbringt, kann Gegenstand zukünftiger Forschung sein.

ZF	Wachstum	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
NPV (BS)	normal			I			II			III	IV, V					
VaR (S3)	normal				I			II		III	IV	V				
NPV (S8)	doppelt		I			II			III			IV			V	
VaR (S9)	doppelt		I			II			III			IV			V	

Abbildung 14: Veränderung der Einschlagszeitpunkte bei Erhöhung des Zuwachsgewinns (=doppelter Dichteffekt), optimiert mit der Zielfunktion Maximierung des NPV (BS und S8) und der Zielfunktion Maximierung des VaR (S3 und S9).

Schließlich werden die Zinseffekte auf die Einschlagszeitpunkte betrachtet. In Abbildung 15 wird der Zinsfuß in 0,5-Schritten von 1 % auf 3,5 % erhöht und jeweils der NPV und der VaR maximiert. Ein Zinsfuß von 2 % war die Grundannahme, somit ist hier auch wieder das Basisszenario und S3 als Referenz zu sehen. Die Einschlagszeitpunkte verschieben sich mit veränderten Zinsfüßen erwartungsgemäß, je größer der Zinsfuß wird, desto früher finden die Einschläge statt. Dies ist sowohl für die Maximierung des NPV als auch des VaR gültig. Allerdings finden auch die Einschläge der VaR optimierten Szenarien

mit hohem Zinsfuß (S19) immer noch zu fünf unterschiedlichen Zeitpunkten statt. S18 dagegen maximiert den NPV bei einem Zinsfuß von 3,5 % und schlägt nur noch 3 Erntezeitpunkte innerhalb von 20 Jahren vor. Der höchste Zinsfuß führt auch zum frühesten Einschlag. Das ist konform mit anderen Studien, die den Effekt von Zinsfuß und Einschlagszeitpunkt untersuchen (Brukas et al. 2001; Hyytiäinen und Tahvonen 2002).

ZF	Zinsfuß	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
NPV (S10)	1,0 %			I			II			III			IV			V
VaR (S11)	1,0 %			I			II			III			IV			V
NPV (S12)	1,5 %				I			II			III			IV, V		
VaR (S13)	1,5 %				I			II			III		IV	V		
NPV (BS)	2,0 %			I			II			III	IV, V					
VaR (S3)	2,0 %				I			II		III	IV	V				
NPV (S14)	2,5 %			I			II			III, IV, V						
VaR (S15)	2,5 %				I			II	III	IV	V					
NPV (S16)	3,0 %			I			II	III, IV, V								
VaR (S17)	3,0 %			I			II	III	IV	V						
NPV (S18)	3,5 %		I			II	III, IV, V									
VaR (S19)	3,5 %		I			II	III	IV	V							

Abbildung 15: Vergleich der Einschlagszeitpunkte bei unterschiedlichem Zinsfuß und beiden Zielfunktionen.

Am anderen Ende der untersuchten Zinsfußskala, bei 1 %, ergibt sich ein ähnliches Bild, wie bei den doppelten Zuwachsgewinnen. Die Einschläge liegen jeweils 15 Jahre auseinander und werden soweit wie möglich nach hinten verschoben. Dies ist auch das einzige Szenario der NPV-Optimierung des NPV, das zu fünf Einschlagszeitpunkten führt. Gleichzeitig unterscheiden sich die Einschlagszeitpunkte bei einem Zinsfuß von 1 % nicht zwischen den beiden Zielfunktionen NPV und VaR.

Die Ergebnisse der Optimierung ohne vordefinierte Managementoptionen unter den Aspekten reine Gewinnmaximierung, Integration von Unsicherheiten, Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen oder beidem, zeigen deutliche Veränderungen der Einschlagszeitpunkte der einzelnen Altersklassen-Kohorten. Wird das Risiko berücksichtigt, findet die Ernte der 5 Altersklassen-Kohorten zu 5 unterschiedlichen Zeitpunkten statt, unabhängig, ob die Wachstumsreaktionen einbezogen sind oder nicht. Aber auch die optimierten Einschlagszeitpunkte unter Berücksichtigung der Wachstumsreaktionen finden an mindestens 3 verschiedenen Zeitpunkten statt. Der Unterschied in den Erntezeitpunkten, wenn das Risiko minimiert wird, zu einer Maximierung des Bodenertragswertes unter Berücksichtigung der Wachstumsreaktionen ist gering. Einzig mit steigendem Zinsfuß werden diese Unterschiede größer.

6 Diskussion

Der Diskussionsteil beginnt mit der Prüfung der vier zu Beginn aufgestellten Hypothesen. Daran anschließend werden verschiedene, aus den Hypothesen hervorgehende Aspekte dieser Dissertation einzeln aufgegriffen, um eine Antwort auf die übergreifenden Fragen zu geben. Ein Ausblick auf weitere Forschungsfelder im Umfeld dieser Dissertation schließt die Diskussion ab.

6.1 Prüfung der Hypothesen

Die Hypothese H1 lautet:

Werden Risiken und Wachstumsreaktionen in die Optimierung der Bewirtschaftung von Forstbeständen mit einbezogen, entwickeln sich gänzlich andere Managementstrategien als durch alleinige Anwendung der klassischen Faustmann-Formel.

Die Hypothese H1 hat sich in beiden Studien (Messerer et al. 2017; Messerer et al. 2020) als robust erwiesen. Messerer et al. (2017) greifen den klassischen Portfolioansatz auf und vergleichen ihn mit einem in der forstlichen Optimierung neuen Ansatz, der robusten Portfoliooptimierung. Der Schwerpunkt liegt auf der ökonomischen Optimierung auf Bestandesebene, welche immer in Relation zu den Ergebnissen der Faustmann-Formel steht. Eine Bewirtschaftung nach der Faustmann-Formel ignoriert Risiken und Wachstumsreaktionen und resultiert in sich immer wiederholenden Kahlschlägen nach der optimalen Umtriebszeit. Werden Risiken in Form von Ausfallwahrscheinlichkeiten und Holzpreisschwankungen berücksichtigt, ergeben sich sowohl mit einem stochastischen als auch mit einem robusten Optimierungsansatz diversere Einschlagszeitpunkte. Durch die sich verschiebenden Einschlagszeitpunkte entsteht eine vertikale Strukturierung auf Bestandesebene, welche eine Überführung von der Kahlschlagbewirtschaftung zur ungleichaltrigen Dauerwaldbewirtschaftung auch finanziell rentabel ermöglicht. Durch die Diversifizierung auf Bestandesebene wird das Gesamtrisiko gemindert. Grundsätzlich kann festgestellt werden, dass die Anzahl an unterschiedlichen Einschlagszeitpunkten, in dieser Studie Altersklassen-Kohorten genannt, stark von der Risikoaversion des forstlichen Entscheidungsträgers abhängt. Die Studie Messerer et al. (2020) befasst sich zusätzlich zu den fluktuierenden Holzpreisen als ökonomisches Risiko mit Dichteeffekten in Form von positiven Wachstumsreaktionen als Folge von Erntemaßnahmen. Somit konnten die Erntezeitpunkte von drei unterschiedlichen Szenarien (S2, SB und S3) der mit der Faustmann-Formel berechneten optimalen Umtriebszeit (S1) gegenübergestellt werden: die Berücksichtigung der Holzpreisschwankungen (S2), die Berücksichtigung der Dichteeffekte (Bassisszenario) und eine Kombination aus beiden Unsicherheiten (S3). Alle drei optimierten Einschlags-szenarien führten zu deutlich veränderten, insbesondere Altersklassen-diversifizierten Beständen im Vergleich zur Berechnung der Umtriebszeit mit der Faustmann-Formel.

Die Hypothese H2 lautet:

Die Ergebnisse aus robuster Optimierung für ökonomisch optimale Managementstrategien unterscheiden sich nicht von denen einer stochastischen Optimierung, für erstere werden jedoch erheblich weniger Inputdaten benötigt.

Die benötigte Menge an Inputdaten für eine robuste Optimierung der Managementstrategien ist geringer, da weder Korrelationen zwischen den einzelnen Managementstrategien noch Verteilungsfunktionen der Daten bekannt sein müssen (Knoke et al. 2015). Allerdings ergeben sich leichte Unterschiede in den Ergebnissen, den optimalen Einschlagszeitpunkten der einzelnen Altersklasse-Kohorten, zwischen den beiden Optimierungsansätzen (Messerer et al. 2017). Im vergleichbaren Risikobereich, dargestellt auf der Y-Achse in den Abbildung 6 und Abbildung 8, erreichen die Ergebnisse der stochastischen Portfoliooptimierung geringfügig bessere ökonomische Ergebnisse. Die Hypothese H2 konnte somit nicht bestätigt werden. Da die Ergebnisse der stochastischen Portfoliooptimierung die Effizienzlinie, also die ertragreichsten Portfolios für die vorgegebene Risikoakzeptanz, (siehe Abbildung 8) ergeben, war dieses Ergebnis zu erwarten. Die Abweichung von der Effizienzlinie ist folglich relevant, um entscheiden zu können, ob die robuste Portfoliooptimierung ein alternativer Optimierungsansatz sein kann. Die größten Kritikpunkte der stochastischen Optimierung, nämlich die notwendige Normalverteilung der Daten (Knoke und Wurm 2006), die benötigte Datenmenge (Knoke et al. 2015) und die Tatsache, dass geringfügige Änderungen in den Ausgangsdaten starke Veränderungen in den Ergebnissen verursachen (Goldfarb und Iyengar 2003; Ziemba und Mulvey 1998), können durch die robuste Portfoliooptimierung umgangen werden. Die Ergebnisse der robusten Optimierung lagen ökonomisch betrachtet zwischen 1 und 3 % unterhalb der Effizienzlinie. Da die Unsicherheiten in den verfügbaren Eingangsdaten der Optimierung wie beispielsweise Inventurdaten selbst noch hoch sind (Eid 2000), ist diese Abweichung annehmbar. Insbesondere unter der Annahme, dass die robusten Ergebnisse für ein breites Spektrum an Eingangsdaten gelten. Die 1 bis 3 %, die die Annuitäten der robusten Bestandesportfolios unterhalb der Effizienzlinie liegen (Messerer et al. 2017), können als eine Art Risiko- oder auch Stabilitätsprämie betrachtet werden, die für robustere Ergebnisse gezahlt werden muss. Somit kann trotz der Nichtbestätigung der Hypothese gefolgert werden, dass die robuste Portfoliooptimierung eine brauchbare Alternative zur klassischen stochastischen Portfoliooptimierung ist.

Die Hypothese H3 lautet:

Je nach Risikoaversion der Waldbesitzer wird die angestrebte Risikominderung theoretisch bereits durch eine alleinige Diversifizierung der Altersstrukturen von Fichtenbeständen auf Bestandesebene herbeigeführt.

Die Hypothese H3 konnte mit den in der Studie Messerer et al. (2017) verwendeten Daten bestätigt werden. Die Standardabweichung der Portfolios, das verwendete Risikomaß, kann durch eine Diversifizierung der Altersstrukturen reiner Fichten-Altersklassen-Kohorten rein rechnerisch bereits deutlich gesenkt werden. Allerdings hat der unterschiedliche Holzpreis von Fichte und Buche hier einen entscheidenden Einfluss. Der als Referenzwert verwendete hohe Fichtenholzpreis aus dem Jahr 2014 trägt entscheidend dazu bei, dass die Buche erst bei sehr hoher Risikoaversion Teil des Bestandesportfolios wird. Bereits ein Anteil von 10 % Buche in Fichtenbeständen führt zu einer Erhöhung der Stabilität und der Überlebenswahrscheinlichkeit der Fichte (Roessiger 2014). Damit diese Stabilität immer erreicht wird, müsste bei einer mittleren Risikoaversion der Buchenholzpreis um 150 % höher liegen als bei den, der Studie zugrundeliegenden, Preisdaten des Jahres 2014 (Messerer et al. 2020). Die erzielten Ergebnisse zeigen, dass eine Diversifizierung der Altersklassen-Kohorten zu einer Risikominimierung führt, auch wenn es sich nicht um eine Baumartendiversifizierung handelt. Die vom Modell empfohlene Art der Diversifizierung, Altersstruktur oder Baumartenwahl, ist folglich sehr stark vom Holzpreis abhängig. Die theoretischen Überlegungen und Berechnungen sind für die Praxis noch nicht eins zu eins übertragbar. Insbesondere ist zu beachten, dass die verwendeten Überlebensmodelle das tatsächliche Störungsregime und dessen Veränderungen im Klimawandel nicht vollständig abbilden. Die Überlebenswahrscheinlichkeiten insbesondere der Fichte wurden sicherlich zu optimistisch eingeschätzt. Dennoch braucht die Forstwirtschaft, besonders im Hinblick auf die Herausforderungen hinsichtlich multifunktionaler Bewirtschaftungsansprüche und einem unvorhersehbaren Klimawandel, Anreize aus Forschung und Wissenschaft, um Tendenzen und Mechanismen abzuleiten. Die Ergebnisse aus Messerer et al. (2017) und Messerer et al. (2020) zeigen Möglichkeiten zur Risikominderung bei immer noch moderaten ökonomischen Erträgen auf. Bestätigt werden kann, dass eine Diversifizierung der Alterskohorten auf der Bestandesebene, also ungleichaltrige Bewirtschaftung, ökonomisch vorteilhaft ist und betriebswirtschaftlich gesehen für stetige ökonomische Rückflüsse sorgt. Betrachtet man den aktuellen Preisverfall der Fichte in den Jahren 2018 bis 2020, lässt sich die gleiche Aussage auch für eine Diversifizierung der Baumarten treffen (Friedrich et al. 2021). Auch bei einer Änderung der Betrachtungsebene und der Fragestellung zeigt sich, dass beispielsweise für die Biodiversität eine Mischung unterschiedlichster Altersklassen-Kohorten wichtiger als die Mischung auf Einzelstammebene ist. Die Studie von Schall et al. (2018) stellte dies für die Landschaftsebene fest.

Die Hypothese H4 lautet:

Die sich durch Berücksichtigung von Wachstumsinteraktionen ergebende zeitliche Diversifizierung der optimalen Erntezeitpunkte und die daraus resultierende ungleichaltrige Bestandesstruktur bleiben unverändert, wenn Holzpreisschwankungen als Unsicherheit berücksichtigt werden.

Die Hypothese H4 konnte mit der Studie Messerer et al. (2020) nicht bestätigt werden. Lediglich die Tatsache, dass sowohl die Berücksichtigung eines Dichteeffekts, als auch die Berücksichtigung von Holzpreisschwankungen zu einer vertikalen Strukturierung der Bestände führt, konnte gezeigt werden. Allerdings sind die Ausprägungen dieser vertikalen Strukturierung dabei sehr unterschiedlich. Bei einer Berücksichtigung der Holzpreise findet der Einschlag der Altersklassen-Kohorten zu 5 unterschiedlichen Zeitpunkten statt, jedoch liegen alle 5 Zeitpunkte nah um den optimalen Einschlagszeitpunkt nach Faustmann herum. Wird der Dichteeffekt als positive Wachstumsreaktion auf Erntemaßnahmen und das damit einhergehende zeitweise erhöhte Wachstum dieses Effekts berücksichtigt, werden die Einschlagszeitpunkte zusätzlich deutlich auseinandergezogen. Anstelle von nur 20 Jahren bei Einschlagsintervallen von 5 Jahren verteilt sich der Einschlag der 5 Altersklassen-Kohorten im Basisszenario über 35 Jahre hinweg. Allerdings wird nicht jede Altersklassen-Kohorte zu einem anderen Zeitpunkt eingeschlagen. Die beiden letzten Altersklassen-Kohorten werden im Basisszenario (vgl. Abbildung 11) zum selben Einschlagszeitpunkt geerntet. Am auffälligsten ist der deutlich vorgezogene erste Einschlag bei einem Alter von 40 Jahren im Basisszenario. Dieser frühe erste Einschlag lässt sich erklären, dass dadurch der erhöhte Zuwachs der verbleibenden Altersklassen-Kohorten optimal abgeschöpft werden kann. Erst wenn sowohl der Dichteeffekt, als auch das Risiko von Holzpreisschwankungen in die Optimierung integriert werden, wird jede Altersklassen-Kohorte zu einem anderen Zeitpunkt geerntet. Die Verteilung der Einschlagszeitpunkte erstreckt sich jedoch ebenfalls über 35 Jahre und der NPV liegt nur marginal unter dem des Basisszenarios. Daraus lässt sich ableiten, dass die reine Integration von ökonomischen Unsicherheiten in Form von Holzpreisschwankungen zu keinen bedeutenden Veränderungen in den Einschlagszeitpunkten der einzelnen Kohorten führt. Ein überraschendes Ergebnis, da die Integration von Risiken und Unsicherheiten in forstliche Optimierungsprozesse als sehr wichtig angesehen wird (Detten und Hanewinkel 2017; Yousefpour und Hanewinkel 2016). Die Ergebnisse des Basisszenarios stehen in Einklang mit den Ergebnissen von Tahvonen (2016) und bestärken auf den ersten Blick, die Herangehensweise, Risiken und Unsicherheiten außen vor zu lassen. Jedoch wird in der Studie von Messerer et al. (2020) nur ein ökonomisches Risiko betrachtet. Risiken und Unsicherheiten wie Feuer, Sturm, Insekten oder durch den Klimawandel beeinflusste Überlebenswahrscheinlichkeiten (Paul et al. 2019) ändern die Grundvoraussetzungen der Optimierung, da keine Normalverteilung der ökonomischen Rückflüsse mehr gegeben wäre. Knoke et al. (2020a) setzen genau an diesem Punkt an und nutzen neben der ökonomischen Gewinnmaximierung auch einen multikriteriellen Ansatz, in den sie Interaktionen zwischen unterschiedlichen Baumarten aber auch Wachstumsreaktionen integrieren. Auch wenn also die Hypothese H4 nicht bestätigt werden konnte, ergibt sich doch ein Konzept zur Bewirtschaftung von

Altersklassen-Kohorten auf Bestandesebene, welches sich zur langfristigen Umwandlung einschichtiger Bestände hin zu mehrschichtigen Beständen eignet und gleichzeitig als Grundlage für zukünftige Studien dienen kann, die weitere Unsicherheiten und multikriterielle Optimierungsziele berücksichtigen.

6.2 Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung

6.2.1 Holzpreisschwankungen

Schwankungen der Holzpreise können als das greifbarste Risiko in der Forstbetriebsplanung betrachtet werden. Holzpreise fluktuieren auf Grund des allgemeinen Marktes (Banaś und Kożuch 2019; Brazee und Mendelsohn 1988), vor allem aber reagieren sie auf ein Überangebot in Folge von Kalamitäten, wie Stürme oder einer Massenvermehrung von Borkenkäfern, die ein vermehrtes Holzaufkommen zur Folge haben (Toth et al. 2020). Aus diesem Grund ist die Entwicklung der zukünftigen Holzpreise unvorhersehbar. Zusätzlich zur Unberechenbarkeit des Marktes müssen auch noch die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten von Kalamitäten sowie deren lokale Ausprägung und deren langfristige Folgen in die Berechnung der Holzpreise einfließen. Da der Fokus dieser Dissertation auf einer ökonomischen Optimierung von Waldbeständen liegt, spielen die Holzpreise eine zentrale Rolle in der Berechnung und Optimierung der Bestandesbewirtschaftung. Für die Herleitung der Holzpreisentwicklung wird auf den Preisverlauf der Vergangenheit zurückgegriffen. Zusammen mit der Annahme, dass die Schwankungsbreite der Preise der letzten 40 Jahre äquivalent zum Schwankungsbereich der Zukunft ist, ist der Rahmen für mögliche Preisveränderungen abgesteckt. Dieses Vorgehen ist durchaus etabliert (Messerer et al. 2017; Roessiger et al. 2011), jedoch nicht unumstritten. Besonders in Bezug auf eine Häufung von Kalamitäten durch den Klimawandel traten in den letzten Jahren deutlich extremere Schwankungen auf, als in der weiter zurückliegenden Vergangenheit beobachtet (Schlyter et al. 2006). Im Zuge des Klimawandels wird sogar noch eine Verstärkung von Kalamitätsereignissen erwartet (Seidl et al. 2017). Besonders betroffen davon ist die Fichte, die bisher als der am effektivsten wirtschaftlich genutzte Baum der Forstwirtschaft in Mitteleuropa gewertet wurde, aber unter aktuellen Bedingungen auch in Deutschland großflächig ausfällt (Krejza et al. 2021). In dieser Dissertation wird der Fichtenholzpreisverfall der Jahre 2018 – 2020 nicht berücksichtigt. Der angenommene und als Ausgangswert genutzte Fichtenholzpreis aus dem Jahr 2014 liegt deutlich über dem Buchenholzpreis. Für die Optimierung bedeutet das, dass eine klare Dominanz der Fichte in den Bestandesportfolios vorherrscht und die Diversifizierung, als Mittel zur Risikominimierung, bereits über unterschiedliche Altersklassen-Kohorten der Fichte erreicht wird (vgl. Abbildung 6: Robuster Ansatz zur Portfoliooptimierung und Messerer et al. (2017)). Die geplanten Erntezeitpunkte der Fichten-Altersklassen-Kohorten verändern sich, beziehungsweise es entstehen auf Bestandesebene altersdiversifizierte Kohorten. Daraus lässt sich ableiten, dass bei einer rein ökonomischen Optimierung und den in dieser Doktorarbeit zugrunde gelegten Holzpreisen der Anteil der Buche nur über Restriktionen in der Optimierung oder über eine Holzpreissteigerung der Buche

erreicht werden kann. Es werden mehr unterschiedliche Erntezeitpunkte in Betracht gezogen je geringer die Risikotoleranz ist. Da die Überlebenswahrscheinlichkeiten der Fichte, besonders im Alter, unter denen der Buche liegen, muss davon ausgegangen werden, dass die Standardabweichung des Holzvolumens der Fichte, und somit auch das ökonomische Risiko, höher als die Standardabweichung der Buche ist. Dennoch tauchen Buchenanteile nur bei sehr hoher Risikoaversion im Portfolio auf. Trotz ihrer höheren Risiken dominieren Altersklassen-differenzierte Fichtenbestände den modellierten Bestand einer ökonomisch ausgerichteten Bewirtschaftung, auch bei mittlerer Risikoaversion. Als Grund dafür sind die sehr unterschiedlichen Holzpreise von Buche und Fichte und die längeren Umtriebszeiten der Buche anzunehmen. Daraus ergibt sich die Frage, wie sich die Holzpreise der Buche entwickeln müssten, um in der robusten Optimierung bei mittlerer beziehungsweise hoher Risikoaversion mit mindestens 20% Flächenanteil im Bestandesportfolio vertreten zu sein. Ein Anteil von 20 % Buchen-Altersklassen-Kohorten wird bereits als stabiler Bestand angenommen (Roessiger et al. 2013). Alternativ kann die Optimierung mit multikriteriellen Ansätzen Aspekte, wie beispielsweise Ökosystemleistungen, in der Optimierung berücksichtigen (Paul et al. 2020), auch wenn die unterschiedlichen Ziele miteinander in Konflikt stehen (Shavazipour und Stewart 2019). In Bezug auf multikriterielle Optimierungsansätze bietet die robuste Optimierung noch viele Möglichkeiten, da unterschiedlichste, auch nicht-monetäre Ziele in der Optimierung berücksichtigt werden können.

6.2.2 Überlebenswahrscheinlichkeiten und Klimawandel

Die verwendeten Ausfallwahrscheinlichkeiten beruhen auf Beinhofer (2009) und beziehen sich vor allem auf die in Mitteleuropa häufigsten Schadereignisse, wie Stürme und eine Massenvermehrung von Borkenkäfern. Zusätzlich erhöhen Dürrejahre im Wald auch die Waldbrandgefahr (Harvey 2016), ein weiteres Risiko, welches sich auch in Deutschland mit dem Klimawandel erhöhen wird (Barkmann et al. 2017), allerdings im Kontext dieser Doktorarbeit noch nicht berücksichtigt ist. Der Schwerpunkt der vorliegenden Dissertation liegt nicht in der Verbesserung der Ausfall- oder Überlebenswahrscheinlichkeiten von Baumarten in Rein- oder Mischbeständen, sondern in der Weiterentwicklung von Modellen, in welche die Ausfallwahrscheinlichkeiten integriert werden. Ein Austausch zu verbesserten oder realitätsnäheren Kurven ist für das im Rahmen der Dissertation erarbeitete Modell jederzeit möglich. Studien, die an der Genauigkeit der Ausfallwahrscheinlichkeiten arbeiten, gab es in den letzten Jahren mehrere. Griess et al. (2012) beschäftigten sich mit der Überlebenswahrscheinlichkeit der Fichte und deren Erhöhung durch die Beimischung von Buchen. Neuner und Knoke (2017) untersuchen die Überlebenswahrscheinlichkeit der Fichte im Kontext eines wärmeren und trockeneren Klimas, ebenfalls unter Beimischung der Buche. Ein groß angelegtes Verbundprojekt hatte zum Ziel, die Hauptbaumarten der Forstwirtschaft in Mitteleuropa und deren veränderte Überlebenswahrscheinlichkeiten zu berechnen. Brandl et al. (2020) nutzten dafür ein europäisches Datenset, um die Überlebenswahrscheinlichkeiten

mit Hilfe von Alter, Baumartenmischung und Klima zu bestimmen. Die ökonomischen Auswirkungen dieser neu aufgestellten Überlebenswahrscheinlichkeiten unter unterschiedlichen Klimaszenarien berechneten Paul et al. (2019) in ihrer Studie. Generell ist die Einbeziehung dieser Risiken in die Forstbetriebsplanung und somit in die genutzten Optimierungsmodelle äußerst wichtig, da Waldbesitzer und forstliche Entscheidungsträger grundlegend als risiko-avers eingeschätzt werden (Roessiger et al. 2011). Eyvindson und Kangas (2016) gehen sogar so weit, zu sagen, dass die Notwendigkeit Unsicherheiten zu integrieren, immer wichtiger wird, je risiko-averser der Entscheider ist. Außerdem erfordert die Bewirtschaftung der Wälder eine vorausschauende Planung und braucht die durch Modelle erstellten möglichen Entwicklungsszenarien, um fundierte Bewirtschaftungsentscheidungen treffen zu können. Zu Beginn dieser Doktorarbeit wurde es versäumt, aktuellere Überlebenswahrscheinlichkeiten aus neueren Studien zu integrieren. Jedoch sind vor allem die grundsätzlichen Effekte der Überlebenswahrscheinlichkeiten auf die Ergebnisse der Optimierungsmodelle relevant. Die Integration von aktuelleren Forschungsergebnissen in die in dieser Dissertation verwendeten Modelle ist jederzeit möglich.

Der Klimawandel, und damit verbunden die Ausfallwahrscheinlichkeiten, bleiben für die Forstbetriebsplanung zukünftig die größten Herausforderungen, da die Entwicklung der bewirtschafteten Wälder mit den langen Umtriebszeiten in der mitteleuropäischen Forstwirtschaft nur mit Hilfe von Vorhersagemodellen abgeschätzt werden kann. Folglich muss die Forschung sich in beide Richtungen weiterentwickeln, den Modellansätzen und den Überlebenswahrscheinlichkeiten der Baumarten. Da die Überlebenswahrscheinlichkeiten und Störereignisse allerdings auch nicht statisch sind, sondern sich ebenfalls verändern, müssen forstliche Entscheider auch lernen, mit den Unsicherheiten umzugehen (Buongiorno und Zhou 2015; Turner 2010) und folglich auch risikobewusster werden. Auch wenn selbst die aktuellsten und neuesten Studien zu Überlebenswahrscheinlichkeiten mit Unsicherheiten verbunden sind und es auch immer bleiben werden, kann mit dem Einsatz der robusten Optimierung entsprechend reagiert werden. Die Unsicherheiten in den Eingangsdaten werden akzeptiert und über die Konstruktion der Unsicherheitsräume berücksichtigt, gleichzeitig können verlässliche, stabile Ergebnisse erzielt werden.

6.2.3 Zuwachsdaten und Dichteeffekte

Die verwendeten positiven Zuwachseffekte nach Erntemaßnahmen wurden von Knoke und Plusczyk (2001) übernommen und in der Studie von Messerer et al. (2020) direkt als Wertzuwächse integriert. Da das Baumwachstum allgemein gültig als altersabhängig angesehen wird (Binkley et al. 2002; Bowman et al. 2013), wird auch die Wachstumsreaktion der Kohorten auf Durchforstungen, Ernte oder Störungen, und somit der Wertzuwachs, als abhängig vom Alter angenommen (Knoke und Plusczyk 2001; Montoro Girona et al. 2017). Beides ist in Tabelle 7 zu sehen. Allerdings ist die erhöhte Zuwachsrate in dieser Dissertation konstant und auf 15 Jahre festgelegt, um das Modell einfacher zu gestalten. In der Literatur wird oftmals ein Peak des erhöhten Zuwachses beschrieben, der auf eine Erholungsphase

der Bestände folgt und anschließend langsam ausläuft (Thorpe et al. 2007). Auch die Höhe der Zuwachseffekte variiert in der Literatur. Die Annahmen von Knoke und Plusczyk (2001) sind im Vergleich zu anderen Studien verhaltener. Bose et al. (2018) nehmen beispielsweise Erhöhungen um 0,01 bis 0,09 des Zuwachsfaktors an. Die Verdopplung der Zuwachseffekte in der Sensitivitätsanalyse zeigt, dass eine starke Erhöhung des Zuwachsfaktors die Effekte des Risikos der Holzpreisschwankungen überdeckt. Durch die Schaffung des Mehrwerts durch besser wachsende Bäume ergibt sich eine Verteilung der Altersklassen-Kohorten, welche die Phasen des gesteigerten Zuwachses voll ausschöpft und somit den Bestand stark diversifiziert. Dennoch können Zuwachseffekte stark schwanken und werden von vielen Faktoren beeinflusst. Neben unterschiedlichen Standortbedingungen könnte besonders der Klimawandel durch veränderte Niederschlagsmengen und Durchschnittstemperaturen in Zukunft hier die Zuwachseffekte auch positiv beeinflussen (Goldblum und Rigg 2005). Zusätzlich sind das individuelle Baumwachstum und die soziale Stellung im Bestand oder der Kohorte ausschlaggebend für die Wachstumsreaktion nach einem Eingriff (Bowman et al. 2013). Ding et al. (2017) zeigten außerdem, dass die Abnahme des Zuwachses im Alter durch Klimaeffekte, wie beispielsweise Dürren, zusätzlich verstärkt wird. Auch wenn die grundsätzliche Annahme eines Wertzuwachses nach Erntemaßnahmen, nach Störereignissen oder nach Durchforstungen allgemein anerkannt ist (Bose et al. 2018; Brockley 2005; Franklin et al. 2009), gibt es auch Quellen, die besonders einen positiven Einfluss des Klimawandels als kritisch oder unwahrscheinlich sehen (Vieira et al. 2020). Damit das Modell in der Studie von Messerer et al. (2020) einfach gehalten werden konnte, wurden Effekte wie der Durchforstungsschock oder eine höhere Anfälligkeit gegenüber Stürmen ausgeschlossen (Morimoto et al. 2019). Auch Änderungen der Wachstumsbedingungen, positiv oder negativ (D'Orangeville et al. 2018; Goldblum und Rigg 2005; Jochner et al. 2017), hervorgerufen durch den Klimawandel sind nicht in die vorliegende Dissertation eingeflossen. Ziel war ein Optimierungsmodell, welches Wachstumsreaktionen und Unsicherheiten gleichzeitig berücksichtigt, ohne dass Szenarien fest vorgegeben waren. Zukünftige Forschungsfragen sollten eine Erweiterung des Modells an diesem Punkt in Betracht ziehen, da neben den Holzpreisen und den Wachstumsreaktionen weitere Unsicherheiten bestehen, beispielsweise Überlebenswahrscheinlichkeiten unter Berücksichtigung des Klimawandels und Großkalamitäten.

6.2.4 Notwendigkeit der Integration von Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung

Die Notwendigkeit der Integration von Risiken und Unsicherheiten in die Optimierungsprozesse von Managementoptionen auf Bestandesebene und somit letzten Endes in die Forstbetriebsplanung ist regelmäßig betont (Detten und Hanewinkel 2017; Roessiger et al. 2013; Yousefpour und Hanewinkel 2016). Die Minderung des ökonomischen Risikos ohne allzu große ökonomische Verluste durch Diversifizierung konnte in beiden Studien dieser Dissertation gezeigt werden (Messerer et al. 2017; Messerer

et al. 2020). Risiken und Unsicherheiten, ob Extremwittersituationen, hervorgerufen durch den Klimawandel, oder extremer Preisverfall im Nachgang nach Kalamitäten, werden die zukünftige Forstbetriebsplanung begleiten. Aus der Langfristigkeit der Planung und den unberechenbaren Auswirkungen des Klimawandels auf Wälder müssen Risiken und Unsicherheiten in der Forstbetriebsplanung weiterhin eine wichtige Rolle spielen, um stabile Ökosysteme zu erhalten und den Forderungen risiko-averser Waldbesitzer Rechnung zu tragen, gleichzeitig aber auch, um ökonomisch rentable Forstwirtschaft zu erhalten, die die stetige Nachfrage nach heimischem Holz aus naturnahen Wäldern bedienen kann. Wechselwirkungen zwischen Baumarten, Aspekte der Biodiversität und der Wald als Ökosystem mit multifunktionalen Zielen, nicht nur als Holzlieferant, sollten in künftigen Optimierungen berücksichtigt werden. Optimierungsprozesse und theoretische Modelle und Ansätze können bei den immer komplexer werdenden Aufgaben, denen Entscheidungsträger in der Forstwirtschaft gerecht werden müssen, hilfreich sein und Leitlinien geben. Ein erster Ansatz kann die Überführung gleichaltriger Bestände in ungleichaltrige sein, wie es in den beiden Studien von Messerer et al. (2017, 2020) theoretisch dargestellt wurde. Eine Bewirtschaftung weg von der Kahlschlagswirtschaft, hin zur Betrachtung von Kohorten innerhalb eines Bestandes kann so gelingen und einen Beitrag zur ökonomischen Stabilität von Forstbetrieben sowie zur Vermeidung von Kahlschlägen leisten.

6.2.5 Dauerwaldbewirtschaftung

Das Prinzip der selektiven Ernte ist nicht neu und bekannt unter einer Vielzahl von Namen. Die Dauerwaldbewirtschaftung wurde auch immer wieder in den Fokus von Forschung und Wissenschaft gerückt, da viele darin einen erfolgsversprechenden Ansatz zu stabileren und robusteren Wäldern sahen (Ciancio et al. 2006; Huth und Wagner 2013; Pukkala 2016; Schütz und Schütz 2001 // 2003). Pommerening und Murphy (2004) beschrieben in ihrem Review zur Definition des Dauerwaldes, dass es viele Aspekte waren, die Wissenschaftler weltweit, aber besonders in Mitteleuropa, zu diesem Schluss kommen ließen. Die naturnahe Struktur mit mehreren Baumarten, Naturverjüngung und hoher Biodiversität trugen, neben anderen Merkmalen, dazu bei, dass das Waldbausystem Dauerwald als vielversprechend galt, nicht nur im Kontext eines unvorhersehbaren Klimawandels. Die drei wichtigsten Aspekte der Dauerwaldbewirtschaftung oder „Continuous Cover Forestry“ (CCF) sind nach Davies und Kerr (2015): die Vermeidung von Kahlschlägen, stark horizontal und vertikal strukturierte Bestände und heimische oder zumindest standortangepasste Baumarten. Diese Punkte führen alle zu stabileren Waldbeständen und damit zu einer besseren Widerstandsfähigkeit der Bestände gegen Störungen unterschiedlichster Art. Auch die Bereitstellung kontinuierlicher wirtschaftlicher Einnahmen und die Bereitstellung von Ökosystemleistungen, wie z.B. Erosionsschutz, wurden bereits in der Literatur erwähnt (Pommerening und Murphy 2004; Schütz 2001). Uneinigkeit besteht allerdings immer noch, ob durch die Berücksichtigung von

Unsicherheiten diese Art des Waldbaues auch aus ökonomischer Sicht tatsächlich als vorteilhaft gegenüber anderen Bewirtschaftungsarten angesehen werden kann. Denn die Forschung konzentrierte sich häufig auf ökologische Aspekte. Ökonomische Vorteile und stabilisierende Effekte, besonders unter Einbeziehung von Risiken, wurden dagegen vielfach nicht beachtet oder zumindest in der initialen Fragestellung nicht untersucht. Besonders in den letzten Jahren ist auch die Wirtschaftlichkeit von Dauerwäldern in den Fokus von Forschung und Wissenschaft gerückt. So bestätigen beispielsweise Csépanyi und Csór (2017), dass die Dauerwaldbewirtschaftung mindestens vergleichbare ökonomische Ergebnisse erzielen kann wie die Rotationswirtschaft. In dieser Dissertation ist der Schwerpunkt auf die Überführung von gleichaltrigen Beständen hin zu strukturierten, ungleichaltrigen Beständen und deren ökonomische Rentabilität gesetzt. Bestehende Modell zur bio-ökonomischen Modellierung naturnaher Waldbestände, wie beispielsweise von Roessiger et al. (2011; 2013) oder Knoke et al. (2017), dienen als Grundlage. Mit den Ergebnissen aus Messerer et al. (2017; 2020) zeigt sich, dass die strukturierte, diversifizierte Bewirtschaftung auf Bestandesebene, welche auch als eine Art der Dauerwaldbewirtschaftung gesehen werden kann, wirtschaftlich vorteilhaft sein kann.

6.3 Diskussion der neu verwendeten Modelle

Die Anwendung eines robusten, nicht-stochastischen Ansatzes wird der klassischen Portfoliooptimierung gegenübergestellt und bezogen auf Eingangsdaten und Ergebnisunterschiede miteinander verglichen. Im ersten Schritt werden vordefinierte waldbauliche Behandlungen auf Betriebsebene flächenmäßig optimal verteilt (Messerer et al. 2017). In dieser Dissertation werden als vordefinierte waldbauliche Maßnahmen die Altersklassen-Kohorten von Fichte und Buche mit unterschiedlichen Erntezeitpunkten eingesetzt. Im Zweiten Teil wird die Beschränkung auf vordefinierte Optionen aufgehoben und auch die waldbaulichen Maßnahmen an sich, in diesem Fall das Erntealter, werden Bestandteil der Optimierung (Messerer et al. 2020). Die beiden neuen Optimierungsansätze werden im Folgenden diskutiert.

6.3.1 Robuste Portfoliooptimierung

Der robuste Portfoliooptimierungsansatz ist eine Alternative zur klassischen stochastischen Portfoliooptimierung nach Markowitz (1952). Die Annuitäten der robusten Portfolios liegen bei gleichem Risiko-level in der Studie von Messerer et al. (2017) 1 – 3 % niedriger als die stochastischen Portfolios. Für Entscheidungsträger, die die positiven Nebeneffekte der höheren Diversifizierung der robusten Portfolios sehen und nutzen, ist das ein akzeptabler Wert. Besonders für stark risiko-averse Entscheidungsträger bietet der robuste Modellansatz eine gute Möglichkeit, die potentiellen Extremereignisse in die Optimierung mit einzuschließen. Allerdings gibt es auch kritische Stimmen, die den Ansatz, verglichen mit

der klassischen stochastischen Portfoliooptimierung, als zu konservativ ansehen und eine Überschätzung des Risikos zu Lasten der Erträge bemängeln (Ben-Tal und Nemirovski 1999; Thiele 2010). Dies liegt an den sehr seltenen Extremereignissen in den Eckpunkten der Unsicherheitsboxen (vgl. Abbildung 3 in Kapitel 3.2). Als Nebeneffekt der Berücksichtigung aller seltener Ausreißer folgt Ben-Tal et al. (2006) allerdings eine deutlich pessimistischere Gesamtlösung, hervorgerufen durch größere Unsicherheitsräume. Durch eine Veränderung des Unsicherheitsraums, beispielsweise zu ellipsoid geformten Risikoräumen, könnten die Ergebnisse weniger durch die seltenen Extremereignisse beeinflusst werden, wären somit weniger konservativ und als Alternative noch besser (Bertsimas et al. 2011). Härtl und Knoke (2019) konnten diesen Ansatz erstmalig in die Optimierung von Forstbetrieben integrieren. In einer weiteren Studie wurden ellipsoide Unsicherheitsräume für eine multikriterielle Portfoliooptimierung zur optimalen Bewirtschaftung von Mischbeständen genutzt (Knoke et al. 2020a). Bei der Wahl des Modells sollte die konkrete Fragestellung berücksichtigt werden. Wird für sehr risiko-averse Entscheidungsträger optimiert oder sollen gerade die seltenen Extremwetterereignisse in der Optimierung berücksichtigt werden, können die Unsicherheitsboxen entsprechend gewählt werden. Liegt der Fokus auf multikriteriellen Lösungen oder grundsätzlichen Mischungseffekten sind ellipsoide Unsicherheitsräume eine gute Alternative, auch wenn diese nicht immer exakt lösbar sind, da die Änderung der Form der Unsicherheitsräume zu nicht-linearen Modellen führt (Palma und Nelson 2009). Knoke et al. (2020a) nutzten zur nicht-linearen Lösung ellipsoider Unsicherheitsräume „second order cone programming“ und konnten damit eindeutige Ergebnisse erzielen. Wird die Beschaffung der Eingangsdaten für die Optimierung berücksichtigt, erweist sich die robuste Optimierung ebenfalls als vorteilhaft, da aufgrund des geringeren Datenbedarfs keine, oder nur deutlich geringere, Kosten dafür anfallen (Augustynczyk und Yousefpour 2019).

Mit dem Modell der robusten Optimierung kann ein Kritikpunkt der klassischen stochastischen Optimierung umgangen werden. Hildebrandt und Knoke (2011) zeigen im forstlichen Kontext, Goldfarb und Iyengar (2003) im Allgemeinen, dass stochastisch berechnete Portfolios sehr anfällig für selbst kleinste Änderungen in den Ausgangsdaten sind. Robust berechnete Portfolios sind deutlich stabiler bei einer sich ändernden Ausgangslage. Auch Informationen zur Verteilungsfunktion sind für die robuste Portfoliooptimierung nicht notwendig, weshalb sie auch bei einer sehr spärlichen Datengrundlage genutzt werden kann (Knoke et al. 2015).

6.3.2 Gleichzeitige Optimierung von Dichteeffekten und Holzpreisschwankungen

Der Ansatz aus der Studie von Messerer et al. (2020) berücksichtigt in der Optimierung sowohl Wachstumsreaktionen, als auch Holzpreisschwankungen. In dieser Kombination ein Paper, welches auf dem Weg der Integration von Unsicherheiten in hochkomplexe, teils einzelstammbasierte Bestandentwicklungsmodelle ein erster Schritt sein kann. Die optimalen Erntezeitpunkte der einzelnen Altersklassen-

Kohorten verschieben sich, wenn entweder nur das Risiko von Holzpreisschwankungen oder Wachstumsreaktionen auf Erntemaßnahmen oder beides gleichzeitig berücksichtigt wird. Einzelstammbasierte Optimierungsmodelle, wie beispielsweise von Tahvonen (2016), nutzen eine Vielzahl von Daten: Zukünftige Wachstumsannahmen, Holzqualitäten, Kosten der Holzernte, Erlöse und vieles mehr. Allerdings sind diese Parameter in der Forstbetriebsplanung nicht immer vollständig verfügbar und auch Unsicherheiten wie Holzpreisschwankungen oder ein verändertes Wachstumsverhalten der Bäume im Klimawandel sind nicht berücksichtigt, mit dem Verweis auf eine zu hohe Komplexität der Modellansätze (Knoke et al. 2020b). Messerer et al. (2020) erstellen hier erstmals einen neuartigen Portfoliooptimierungsansatz, basierend auf den Wachstumsreaktionen der verbleibenden Altersklassen-Kohorten, unter Berücksichtigung von ökonomischen Risiken. Die Zielfunktion dieser Portfoliooptimierung war der VaR, im Gegensatz zur Optimierung ausschließlich unter Berücksichtigung der Wachstumsreaktionen, wo der BEW optimiert wurde. Obwohl die Integration von Risiken und Unsicherheiten in die Optimierung von Forstbetriebsplanungen für sehr wichtig erachtet wird, waren die Unterschiede der optimalen Erntezeitpunkte und somit des maximalen BEW unter Risikobetrachtung in Messerer et al. (2020) überraschend gering (Detten und Hanewinkel 2017; Roessiger et al. 2013; Yousefpour und Hanewinkel 2016). Eine Erklärung dafür ist sicherlich, dass ausschließlich Holzpreisschwankungen und nicht, wie in anderen Studien, Waldbrandrisiken, Sturmrisiken, Schneebruch oder Insektenkalamitäten, oder allgemeine Überlebenswahrscheinlichkeiten der Bestände als Unsicherheiten, in die Optimierung integriert wurden. Letzten Endes wirken sich viele dieser Kalamitäten aber auf die Mengen auf dem Holzmarkt aus und ein Überangebot an Holz führt meist auch zu einem Preisverfall (Toth et al. 2020). Dadurch war diese vereinfachte Form, lediglich Holzpreisschwankungen als Unsicherheit zu berücksichtigen, ein passender Parameter für erste Ergebnisse. Das Basisszenario, die Berücksichtigung von Wachstumsreaktionen, bestätigt die Ergebnisse von Tahvonen (2016), dass auch hier bereits eine Diversifizierung stattfindet und somit zu einer Art Dauerwaldbewirtschaftung führt.

Diese Diversifizierung minimiert der Portfoliotheorie folgend die Standardabweichung als Risikomaß und puffert Unsicherheiten damit stark ab. Eine darüber hinaus zusätzliche Berücksichtigung der Holzpreisschwankungen bringt dagegen nur noch wenige Veränderungen der optimalen Erntezeitpunkte mit sich.

Diese Diversifizierung puffert die Unsicherheiten bereits so stark ab, minimiert, der Portfoliotheorie folgend, die Standardabweichung als Risikomaß, dass die zusätzliche Berücksichtigung der Holzpreisschwankungen nur noch wenige Veränderungen in den optimalen Erntezeitpunkten mit sich bringt. Die Holzpreisschwankungen wurden als Variationskoeffizienten der abgezinnten Bodenertragswerte in die Optimierung eingeführt. Für die Portfoliooptimierung von Landnutzungsportfolios oder Waldbestandsportfolios wurde der Variationskoeffizient bereits mehrmals verwendet (Castro et al. 2015). Der verwendete angenommene Variationskoeffizient beruht auf Standardabweichungen früherer Studien, wie

beispielsweise Knoke und Plusczyk (2001). Die Holzpreisschwankungen sind mit einem Variationskoeffizienten von 26 % für Bayern angegeben. Der Variationskoeffizient in der Studie von Messerer et al. (2017) liegt bei 65 %. Jedoch wurden neben den Holzpreisschwankungen auch die Ausfallwahrscheinlichkeiten berücksichtigt. Variationskoeffizienten auch für die Integration weiterer Risiken zu nutzen, führte im verwendeten Modell von Messerer et al. (2020) zu denselben Erntezeitpunkten und Annuitäten, allerdings zu einem niedrigeren VaR. Der Variationskoeffizient kann folglich nicht einfach erhöht werden, um Kalamitäten oder Naturkatastrophen abzubilden, da diese sich auch deutlich auf die Annuitäten auswirken würden (Staupendahl und Möhring 2011). Hier liegt eine besondere Herausforderung zukünftiger Optimierungsansätze. Angepasste Waldbewirtschaftung (Yousefpour et al. 2017) und naturnahe Waldbewirtschaftung (Brang et al. 2014) können sehr gute Bestandsentwicklungen vorhersagen, auch unter Berücksichtigung vielfältiger biotischer und abiotischer Unsicherheiten. Allerdings werden dort die Wachstumsreaktionen meist vernachlässigt (Davies und Kerr 2015). Ebenso ist die Einbindung von Risiken und Unsicherheiten, welchen sich über die Zeit und mit dem veränderten Alter der Bäume verändern, wie in Ausfallwahrscheinlichkeiten dargestellt, notwendig (Neuner et al. 2015; Paul et al. 2019). Um unterschiedliche risiko-averse Entscheider abbilden zu können, wurde in einer Sensitivitätsanalyse sowohl der Variationskoeffizient verändert, als auch das Quantil des VaR. Die damit durchgeführten Optimierungen zeigen frühere Erntezeitpunkt und stimmen mit den Ergebnissen von Tahvonen und Kallio (2006) und Alvarez und Koskela (2006) überein.

6.4 Ausblick und weitere Forschungsfelder

Wie bereits erwähnt, werden die Ergebnisse einer robusten Optimierung mit Unsicherheitsboxen als sehr konservativ angesehen, da Extremereignisse unverhältnismäßig stark berücksichtigt werden. Eine Veränderung der Form der Unsicherheitsräume könnte hier auch in der Optimierung der Bestandesbewirtschaftung Abhilfe schaffen. Die Studie von Knoke et al. (2020a) nutzt dazu ellipsoide Unsicherheitsräume und schafft ein flexibleres Optimierungstool, welches auch mehrere Entscheidungskriterien gleichzeitig berücksichtigt. In der Optimierung der Forstbetriebsplanung ist dieser Ansatz relativ neu (Härtl und Knoke 2019) und birgt noch eine Vielzahl an Möglichkeiten der Erweiterung. Beispielsweise könnten weitere Entscheidungskriterien, wie Kriterien zur Biodiversität der Bestände oder zu Ökosystemleistungen, in den Optimierungsprozess eingebaut werden. Außerhalb der Forstwirtschaft sind ellipsoide und andere Unsicherheitsräume bereits von Bertsimas und Brown (2009) genannt, um exaktere Ergebnisse zu erreichen. Jedoch sollte immer eine Abwägung der benötigten Eingangsdaten stattfinden, um nicht die Vorteile des verwendeten Modells aufzugeben oder die Berechnungen zu verkomplizieren (Ben-Tal et al. 2009). Knoke et al. (2020a) gehen in ihrer Studie von unabhängigen Holzpreisen aus, da die Erntezeitpunkte mindestens 10 Jahre auseinanderliegen. Dadurch büßen sie keinen Vorteil ein, wie etwa nicht notwendige Korrelationen, und erreichen gleichzeitig genauere Ergebnisse. Dieser Ansatz ist

vielversprechend und sollte in zukünftigen Forschungsprojekten noch genauer untersucht und ausgebaut werden.

Neben der Form der Unsicherheitsräume birgt auch die Art der Berechnung großes Potential bei der Weiterentwicklung des Modells. In der vorliegenden Studie (Messerer et al. 2017) ist die Anzahl an Entscheidungsoptionen, in diesem Fall Altersklassen-Kohorten, aufgrund der Rechenkapazität auf 17 Optionen beschränkt. Daraus ergeben sich 131.072 Einzelszenarien, die in die Berechnung der optimalen Bewirtschaftung einfließen. Durch eine Senkung der Einzelszenarien auf die für den Optimierungsprozess relevanten Szenarien könnten in der Summe mehr Entscheidungsoptionen in den Optimierungsprozess aufgenommen werden, wie es beispielsweise bei einer multikriteriellen Optimierung notwendig ist oder für eine Optimierung vieler Altersklassen-Kohorten oder gar auf Einzelstammenebene eine Voraussetzung wäre.

Die multikriterielle Optimierung gewinnt insgesamt immer mehr an Bedeutung, da sich die Funktionen und die Erwartungen an die Wälder verändern. Die Holzproduktion und somit der wirtschaftliche Aspekt werden auch in Zukunft eine zentrale Rolle in der Forstbetriebsplanung haben, aber eben nicht mehr das alleinige Entscheidungskriterium sein (Mölder et al. 2019). Biodiversität, Ökosystemleistungen wie die Wasser- und Sauerstoffspende aus Wäldern, der Erholungswert besonders stadtnaher Wälder oder die Bodenschutzfunktion und die Etablierung klimawandelresistenter Wälder spielen zunehmend, sowohl im Staats- als auch im Privatwald, eine wichtigere Rolle. Eine Optimierung der Forstbetriebsplanung, die die entsprechenden Entscheidungskriterien gleichberechtigt berücksichtigen kann, ist somit von großer Bedeutung. Eine erste Studie hierzu wurde beispielsweise von Kolo et al. (2020) veröffentlicht. Holzproduktion, Grundwasserspende und Kohlenstoffspeicherung wurden gleichzeitig betrachtet und optimiert. Dabei traten starke Veränderungen der optimalen Erntezeitpunkte im Vergleich zur reinen Optimierung der Holzproduktion auf (Friedrich et al. 2021). Im Bereich Landnutzung und Agroforstsysteme haben Gosling et al. (2020a) einen Artikel zur robusten Optimierung sozioökonomischer und ökologischer Entscheidungskriterien in Panama veröffentlicht. Ziel der Studie war es, die Akzeptanz von Agroforstsystemen herauszufinden, wenn individuelle Bedürfnisse der Farmer in die Optimierung einfließen. Diese Studien zeigen beispielhaft, dass eine multikriterielle Optimierung die Ergebnisse der optimalen, rein ökonomisch betrachteten Bewirtschaftung stark verschieben kann. Gleichzeitig können dadurch aber sehr individuelle Ansprüche der Entscheidungsträger, aber auch potenzielle Bewirtschaftungsvorgaben, in die Optimierung integriert werden. Neben der Berücksichtigung individueller Anforderungen oder konkreter Ökosystemleistungen bietet die robuste Optimierung über die Größe der Unsicherheitsboxen auch die Möglichkeit, noch nicht bekannte Ziele zu integrieren. Besonders im Zusammenhang mit den langen Umtriebszeiten und einem nicht abzuschätzenden Klimawandel könnten sich die Anforderungen an eine Forstbetriebsbewirtschaftung innerhalb einer Umtriebszeit noch einmal stark wandeln. Somit könnte die robuste Optimierung unter Unsicherheit auch die Unsicherheit über zukünftige Anforderungen an den Wald integrieren.

Die Optimierung der Bewirtschaftung auf Einzelstammebene ist besonders im skandinavischen Raum verbreitet (z.B. Tahvonen et al. 2010). Künftige Forschungsfragen sollten die Verknüpfung der bestehenden Modelle mit den Ausfallwahrscheinlichkeiten und Risiken forcieren. Die Studie von Messerer et al. (2020), die Dichteeffekte und Holzpreisschwankungen gleichzeitig in der Optimierung berücksichtigt, ist ein erster Schritt. Aber auch weitere Faktoren wie Interaktionen unterschiedlicher Baumarten und Baumaltersklassen sollten zukünftig in die Optimierung integriert werden, genauso wie Ausfallwahrscheinlichkeiten, die in gemischten Beständen noch einmal anders sein können. Friedrich et al. (2019) integrierten in ihrer Studie positive Wachstumseffekte durch Baumartenmischung in die ökonomische Optimierung bei gleichzeitiger Berücksichtigung des Risikos. Brandl et al. (2020) berechneten neueste Überlebenswahrscheinlichkeiten aus einem europäischen Datensatz, welche es ihnen erlaubten, die Ausfallwahrscheinlichkeiten in Abhängigkeit der Baumartenmischung zu bestimmen. All diese Studien tragen Erkenntnisse in Teilbereichen bei, die in zukünftigen Studien kombiniert und vereint werden sollten, um der Forstbetriebsplanung leistungsfähige Modelle zur Seite stellen zu können.

7 Literaturverzeichnis

- Abson, David J.; Fraser, Evan D. G.; Benton, Tim G. (2013): Landscape diversity and the resilience of agricultural returns: a portfolio analysis of land-use patterns and economic returns from lowland agriculture. In: *Agric. Food Secur.* 2 (1), S. 2. DOI: 10.1186/2048-7010-2-2.
- Adamowicz, Krzysztof (2018): The unresolved problem of determining the forest interest rate. In: *Folia For. Pol. Ser. A. For.* 60 (2), S. 122–130. DOI: 10.2478/ffp-2018-0012.
- Alvarez, Luis H.R.; Koskela, Erkki (2006): Does risk aversion accelerate optimal forest rotation under uncertainty? In: *J. For. Econ.* 12 (3), S. 171–184. DOI: 10.1016/j.jfe.2006.06.001.
- Álvarez-Miranda, Eduardo; Garcia-Gonzalo, Jordi; Ulloa-Fierro, Felipe; Weintraub, Andrés; Barreiro, Susana (2018): A multicriteria optimization model for sustainable forest management under climate change uncertainty: An application in Portugal. In: *Eur. J. Oper. Res.* 269 (1), S. 79–98. DOI: 10.1016/j.ejor.2017.04.052.
- Assmuth, Aino; Rämö, Janne; Tahvonen, Olli (2018): Economics of size-structured forestry with carbon storage. In: *Can. J. For. Res.* 48 (1), S. 11–22. DOI: 10.1139/cjfr-2017-0261.
- Augustynczyk, Andrey L. D.; Yousefpour, Rasoul (2019): Balancing forest profitability and deadwood maintenance in European commercial forests: a robust optimization approach. In: *Eur. J. Forest Res.* 138 (1), S. 53–64. DOI: 10.1007/s10342-018-1153-9.
- Balmer, William E.; Utz, Keith A.; Langdon, O. Gordon (1978): Financial Returns from Cultural Work in Natural Loblolly Pine Stands. In: *South. J. Appl. For.* 2 (4), S. 111–117. DOI: 10.1093/sjaf/2.4.111.
- Banaś, Jan; Kożuch, Anna (2019): The Application of Time Series Decomposition for the Identification and Analysis of Fluctuations in Timber Supply and Price: A Case Study from Poland. In: *Forests* 10 (11), S. 990. DOI: 10.3390/f10110990.
- Barkmann, Tim; Siebert, Rosemarie; Lange, Andrej (2017): Land-use experts' perception of regional climate change: an empirical analysis from the North German Plain. In: *Clim. Change* 144 (2), S. 287–301. DOI: 10.1007/s10584-017-2041-x.
- Bataineh, Mohammad M.; Wagner, Robert G.; Weiskittel, Aaron R. (2013): Long-term response of spruce–fir stands to herbicide and precommercial thinning: observed and projected growth, yield, and financial returns in central Maine, USA. In: *Can. J. For. Res.* 43 (4), S. 385–395. DOI: 10.1139/cjfr-2012-0343.
- Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten (2015): Holzpreisstatistik für die Jahre 1975 - 2014. Hg. v. Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten. München.
- Beinhofer, Bernhard (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.
- Beinhofer, Bernhard; Knoke, Thomas (2010): Finanziell vorteilhafte Douglasienanteile im Baumartenportfolio. In: *Forstarchiv* 81, S. 255–265.
- Ben-Tal, A.; El Ghaoui, Laurent; Nemirovskii, Arkadii Semenovich (2009): Robust optimization. Princeton: Princeton University Press (Princeton series in applied mathematics).
- Ben-Tal, A.; Nemirovski, A. (1997): Robust Truss Topology Design via Semidefinite Programming. In: *SIAM J. Optim.* 7 (4), S. 991–1016. DOI: 10.1137/S1052623495291951.

- Ben-Tal, A.; Nemirovski, A. (1999): Robust solutions of uncertain linear programs. In: *Oper. Res. Letters* 25 (1), S. 1–13. DOI: 10.1016/S0167-6377(99)00016-4.
- Ben-Tal, Aharon; Boyd, Stephen; Nemirovski, Arkadi (2006): Extending Scope of Robust Optimization: Comprehensive Robust Counterparts of Uncertain Problems. In: *Math. Program.* 107 (1-2), S. 63–89. DOI: 10.1007/s10107-005-0679-z.
- Ben-Tal, Aharon; Nemirovski, Arkadi (2000): Robust solutions of Linear Programming problems contaminated with uncertain data. In: *Math. Program.* 88 (3), S. 411–424. DOI: 10.1007/PL00011380.
- Ben-Tal, Aharon; Nemirovski, Arkadi (2002): Robust optimization - methodology and applications. In: *Math. Program.* 92 (3), S. 453–480. DOI: 10.1007/s101070100286.
- Bertsimas, Dimitris; Brown, David B. (2009): Constructing Uncertainty Sets for Robust Linear Optimization. In: *Oper. Res.* 57 (6), S. 1483–1495. DOI: 10.1287/opre.1080.0646.
- Bertsimas, Dimitris; Brown, David B.; Caramanis, Constantine (2011): Theory and Applications of Robust Optimization. In: *SIAM Rev.* 53 (3), S. 464–501. DOI: 10.1137/080734510.
- Bertsimas, Dimitris; Sim, Melvyn (2004a): Robust Discrete Optimization Under Ellipsoidal Uncertainty Sets.
- Bertsimas, Dimitris; Sim, Melvyn (2004b): The Price of Robustness. In: *Oper. Res.* 52 (1), S. 35–53. DOI: 10.1287/opre.1030.0065.
- Binkley, Dan; Stape, José L.; Ryan, Michael G.; Barnard, Holly R.; Fownes, James (2002): Age-related Decline in Forest Ecosystem Growth: An Individual-Tree, Stand-Structure Hypothesis. In: *Ecosystems (N. Y., Print)* 5 (1), S. 58–67. DOI: 10.1007/s10021-001-0055-7.
- Bösch, Bernhard (2005): Fachkonzept WEHAM II. Modelle und Algorithmen. Hg. v. Forstliche Versuchsanstalt Baden-Württemberg. Freiburg.
- Bose, Arun K.; Weiskittel, Aaron; Kuehne, Christian; Wagner, Robert G.; Turnblom, Eric; Burkhart, Harold E. (2018): Does commercial thinning improve stand-level growth of the three most commercially important softwood forest types in North America? In: *For. Ecol. Manage.* 409, S. 683–693. DOI: 10.1016/j.foreco.2017.12.008.
- Bowman, David M. J. S.; Brienen, Roel J. W.; Gloor, Emanuel; Phillips, Oliver L.; Prior, Lynda D. (2013): Detecting trends in tree growth: not so simple. In: *Trends Plant Sci.* 18 (1), S. 11–17. DOI: 10.1016/j.tplants.2012.08.005.
- Brandl, Susanne; Paul, Carola; Knoke, Thomas; Falk, Wolfgang (2020): The influence of climate and management on survival probability for Germany's most important tree species. In: *For. Ecol. Manage.* 458, S. 117652. DOI: 10.1016/j.foreco.2019.117652.
- Brang, P.; Spathelf, P.; Larsen, J. B.; Bauhus, J.; Boncina, A.; Chauvin, C. et al. (2014): Suitability of close-to-nature silviculture for adapting temperate European forests to climate change. In: *Forestry* 87 (4), S. 492–503. DOI: 10.1093/forestry/cpu018.
- Brang, Peter; Bugmann, Harald; Bürgi, Anton; Mühlethaler, Urs; Rigling, Andreas; Schwitter, Raphael (2008): Klimawandel als waldbauliche Herausforderung | Climate change as a challenge for silviculture. In: *Schweiz. Z. Forstwe.* 159 (10), S. 362–373. DOI: 10.3188/szf.2008.0362.
- Brazeel, Richard; Mendelsohn, Robert (1988): Timber Harvesting with Fluctuating Prices. In: *For. Sci.* 34 (2), 359–372(14).
- Brockley, R. P. (2005): Effects of post-thinning density and repeated fertilization on the growth and development of young lodgepole pine. In: *Can. J. For. Res.* 35 (8), S. 1952–1964. DOI: 10.1139/X05-124.

- Brukas, Vilis; Jellesmark Thorsen, Bo; Helles, Finn; Tarp, Peter (2001): Discount rate and harvest policy: implications for Baltic forestry. In: *For. Pol. Econ.* 2 (2), S. 143–156. DOI: 10.1016/S1389-9341(01)00050-8.
- Buongiorno, Joseph (1980): A Matrix Model of Uneven-Aged Forest Management. In: *For. Sci.* 26 (4), S. 609–625.
- Buongiorno, Joseph (1995): Growth and Management of Mixed-Species, Uneven-Aged Forests in the French Jura: Implications for Economic Returns and Tree Diversity. In: *For. Sci.* 41 (3), S. 397–429. DOI: 10.1093/forestscience/41.3.397.
- Buongiorno, Joseph (2001): Generalization of Faustmann's Formula for Stochastic Forest Growth and Prices with Markov Decision Process Models. In: *For. Sci.* 47 (4), S. 466–474. DOI: 10.1093/forestscience/47.4.466.
- Buongiorno, Joseph; Zhou, Mo (2015): Adaptive economic and ecological forest management under risk. In: *For. Ecosyst.* 2 (1). DOI: 10.1186/s40663-015-0030-y.
- Carlowitz, Hans Carl von (1732): *Sylvicultura oeconomica*. Leipzig: Johann Friedrich Brauns sel. Erben.
- Castro, Luz Maria; Calvas, Baltazar; Knoke, Thomas (2015): Ecuadorian banana farms should consider organic banana with low price risks in their land-use portfolios. In: *PloS one* 10 (3), e0120384. DOI: 10.1371/journal.pone.0120384.
- Chang, Sun Joseph (1998): A generalized Faustmann model for the determination of optimal harvest age. In: *Can. J. For. Res.* 28 (5), S. 652–659. DOI: 10.1139/x98-017.
- Chang, Sun Joseph (2020): Twenty one years after the publication of the generalized Faustmann formula. In: *For. Policy Econ.* 118, S. 102238. DOI: 10.1016/j.forpol.2020.102238.
- Ciancio, Orazio; Iovino, Francesco; Menguzzato, Giuliano; Nicolaci, Antonino; Nocentini, Susanna (2006): Structure and growth of a small group selection forest of calabrian pine in Southern Italy. A hypothesis for continuous cover forestry based on traditional silviculture. In: *For. Ecol. Manage.* 224 (3), S. 229–234. DOI: 10.1016/j.foreco.2005.12.057.
- Cirillo, Pasquale; Taleb, Nassim Nicholas (2016): On the statistical properties and tail risk of violent conflicts. In: *Physica A* 452, S. 29–45. DOI: 10.1016/j.physa.2016.01.050.
- Cirillo, Pasquale; Taleb, Nassim Nicholas (2020): Tail risk of contagious diseases. In: *Nat. Phys.* 16 (6), S. 606–613. DOI: 10.1038/s41567-020-0921-x.
- Clasen, Christian (2015): *Der Verlust von Baumarten in Mischbeständen durch Schalenwildverbiss – Ein Ansatz zur finanziellen Bewertung unter Berücksichtigung verschiedener Wuchsverhältnisse*. Dissertation. Technische Universität München, Freising.
- Core Team (2013): *R: a language and environment for statistical computing*. Wien: R foundation for Statistical Computing. Online verfügbar unter <http://www.R-project.org/>.
- Coronese, Matteo; Lamperti, Francesco; Keller, Klaus; Chiaromonte, Francesca; Roventini, Andrea (2019): Evidence for sharp increase in the economic damages of extreme natural disasters. In: *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 116 (43), S. 21450–21455. DOI: 10.1073/pnas.1907826116.
- Csépanyi, Péter; Csór, Attila (2017): Economic Assessment of European Beech and Turkey Oak Stands with Close-to-Nature Forest Management. In: *Acta Silvatica et Lignaria Hungarica* 13 (1), S. 9–24. DOI: 10.1515/aslh-2017-0001.
- Davies, Owen; Kerr, Gary (2015): Comparing the Costs and Revenues of Transformation to Continuous Cover Forestry for Sitka Spruce in Great Britain. In: *Forests* 6 (12), S. 2424–2449. DOI: 10.3390/f6072424.

- Detten, Roderich von; Hanewinkel, Marc (2017): Strategies of Handling Risk and Uncertainty in Forest Management in Central Europe. In: *Curr Forestry Rep* 3 (1), S. 60–73. DOI: 10.1007/s40725-017-0050-7.
- Dieter, Matthias (2001): Land expectation values for spruce and beech calculated with Monte Carlo modelling techniques. In: *For. Pol. Econ.* 2 (2), S. 157–166. DOI: 10.1016/S1389-9341(01)00045-4.
- Ding, H.; Pretzsch, H.; Schütze, G.; Rötzer, T. (2017): Size-dependence of tree growth response to drought for Norway spruce and European beech individuals in monospecific and mixed-species stands. In: *Plant biology (Stuttgart, Germany)* 19 (5), S. 709–719. DOI: 10.1111/plb.12596.
- D'Orangeville, Loïc; Houle, Daniel; Duchesne, Louis; Phillips, Richard P.; Bergeron, Yves; Kneeshaw, Daniel (2018): Beneficial effects of climate warming on boreal tree growth may be transitory. In: *Nat. Commun.* 9 (1), S. 3213. DOI: 10.1038/s41467-018-05705-4.
- Dragicevic, Arnaud; Lobianco, Antonello; Leblois, Antoine (2016): Forest planning and productivity-risk trade-off through the Markowitz mean-variance model. In: *For. Policy Econ.* 64, S. 25–34. DOI: 10.1016/j.forpol.2015.12.010.
- Edwards, Steven F.; Link, Jason S.; Rountree, Barbara P. (2004): Portfolio management of wild fish stocks. In: *Ecol. Econ.* 49 (3), S. 317–329. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2004.04.002.
- Eid, Tron (2000): Use of uncertain inventory data in forestry scenario models and consequential incorrect harvest decisions. In: *Silva Fenn.* 34 (2). DOI: 10.14214/sf.633.
- Eyvindson, Kyle; Hartikainen, Markus; Miettinen, Kaisa; Kangas, Annika (2018): Integrating risk management tools for regional forest planning. An interactive multiobjective value-at-risk approach. In: *Can. J. For. Res.* 48 (7), S. 766–773. DOI: 10.1139/cjfr-2017-0365.
- Eyvindson, Kyle; Kangas, Annika (2016): Integrating risk preferences in forest harvest scheduling. In: *Ann. For. Sci.* 73 (2), S. 321–330. DOI: 10.1007/s13595-015-0517-2.
- Fasen, V.; Klüppelberg, C.; Menzel, A. (2014): Quantifying Extreme Risks. In: C. Klüppelberg et al. (Hg.): *Risk – A Multidisciplinary Introduction*: Springer International Publishing Switzerland, S. 151–181.
- Faustmann, Martin (1849): Berechnung des Werthes, welchen Waldboden, sowie noch nicht haubare Holzbestände für die Waldwirtschaft besitzen. In: *Allg. Forst- Jagdztg.* 25, S. 441–455.
- Figge, Frank (2004): Bio-folio: applying portfolio theory to biodiversity. In: *Biodivers. Conserv.* 13 (4), S. 827–849. DOI: 10.1023/B:BIOC.0000011729.93889.34.
- Forboseh, Philip F.; Brazee, Richard J.; Pickens, James B. (1996): A Strategy for Multiproduct Stand Management with Uncertain Future Prices. In: *For. Sci.* 42 (1), S. 58–66. DOI: 10.1093/forest-science/42.1.58.
- Franklin, Oskar; Aoki, Kentaro; Seidl, Rupert (2009): A generic model of thinning and stand density effects on forest growth, mortality and net increment. In: *Ann. For. Sci.* 66 (8), S. 815. DOI: 10.1051/forest/2009073.
- Friedrich, Stefan; Hilmers, Torben; Chreptun, Claudia; Gosling, Elizabeth; Jarisch, Isabelle; Pretzsch, Hans; Knoke, Thomas (eingereicht): The cost of risk management and multifunctionality in forestry – a simulation approach for a case study area in Southeast Germany. In: *Eur. J. For. Res.*
- Friedrich, Stefan; Paul, Carola; Brandl, Susanne; Biber, Peter; Messerer, Katharina; Knoke, Thomas (2019): Economic impact of growth effects in mixed stands of Norway spruce and European beech – A simulation based study. In: *For. Pol. Econ.* 104, S. 65–80. DOI: 10.1016/j.forpol.2019.04.003.
- Gabrel, Virginie; Murat, Cécile; Thiele, Aurélie (2014): Recent advances in robust optimization. An overview. In: *Eur. J. Oper. Res.* 235 (3), S. 471–483. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.09.036.

- Gençay, Ramazan; Selçuk, Faruk (2004): Extreme value theory and Value-at-Risk: Relative performance in emerging markets. In: *Int. J. Forecast.* 20 (2), S. 287–303. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.005.
- Goldblum, D.; Rigg, L. S. (2005): Tree growth response to climate change at the deciduous–boreal forest ecotone, Ontario, Canada. In: *Can. J. For. Res.* 35 (11), S. 2709–2718. DOI: 10.1139/x05-185.
- Goldfarb, D.; Iyengar, G. (2003): Robust Portfolio Selection Problems. In: *Mathematics of OR* 28 (1), S. 1–38. DOI: 10.1287/moor.28.1.1.14260.
- Gorissen, Bram L.; Yanıkoğlu, İhsan; den Hertog, Dick (2015): A practical guide to robust optimization. In: *Omega* 53, S. 124–137. DOI: 10.1016/j.omega.2014.12.006.
- Gosling, Elizabeth; Knoke, Thomas; Reith, Esther; Reyes Cáceres, Alyna; Paul, Carola (2021): Which Socio-economic Conditions Drive the Selection of Agroforestry at the Forest Frontier? In: *Environ. Manage.* DOI: 10.1007/s00267-021-01439-0.
- Gosling, Elizabeth; Reith, Esther; Knoke, Thomas; Gerique, Andrés; Paul, Carola (2020a): Exploring farmer perceptions of agroforestry via multi-objective optimisation: a test application in Eastern Panama. In: *Agrofor. Syst.* DOI: 10.1007/s10457-020-00519-0.
- Gosling, Elizabeth; Reith, Esther; Knoke, Thomas; Paul, Carola (2020b): A goal programming approach to evaluate agroforestry systems in Eastern Panama. In: *J. Environ. Manage.* 261, S. 110248. DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.110248.
- Griess, Verena C.; Acevedo, Ricardo; Härtl, Fabian; Staupendahl, Kai; Knoke, Thomas (2012): Does mixing tree species enhance stand resistance against natural hazards? A case study for spruce. In: *For. Ecol. Manage.* 267, S. 284–296. DOI: 10.1016/j.foreco.2011.11.035.
- Griess, Verena C.; Knoke, Thomas (2013): Bioeconomic modeling of mixed Norway spruce—European beech stands. Economic consequences of considering ecological effects. In: *Eur. J. Forest Res.* 132 (3), S. 511–522. DOI: 10.1007/s10342-013-0692-3.
- Hahn, W. Andreas; Härtl, Fabian; Irland, Lloyd C.; Kohler, Christoph; Moshhammer, Ralf; Knoke, Thomas (2014): Financially optimized management planning under risk aversion results in even-flow sustained timber yield. In: *For. Policy Econ.* 42, S. 30–41. DOI: 10.1016/j.forpol.2014.02.002.
- Härtl, Fabian; Hahn, Andreas; Knoke, Thomas (2013): Risk-sensitive planning support for forest enterprises: The YAFO model. In: *Comput. Electron. Agric.* 94, S. 58–70. DOI: 10.1016/j.compag.2013.03.004.
- Härtl, Fabian; Knoke, Thomas (2019): Coarse Woody Debris Management with Ambiguous Chance Constrained Robust Optimization. In: *Forests* 10 (6), S. 504. DOI: 10.3390/f10060504.
- Härtl, Fabian H.; Barka, Ivan; Hahn, W. Andreas; Hlásny, Tomáš; Irauschek, Florian; Knoke, Thomas et al. (2016): Multifunctionality in European mountain forests — an optimization under changing climatic conditions. In: *Can. J. For. Res.* 46 (2), S. 163–171. DOI: 10.1139/cjfr-2015-0264.
- Harvey, Brian J. (2016): Human-caused climate change is now a key driver of forest fire activity in the western United States. In: *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 113 (42), S. 11649–11650. DOI: 10.1073/pnas.1612926113.
- Heinonen, Tero; Pukkala, Timo; Asikainen, Antti (2020): Variation in forest landowners' management preferences reduces timber supply from Finnish forests. In: *Ann. For. Sci.* 77 (2). DOI: 10.1007/s13595-020-00939-z.
- Hildebrandt, Patrick; Knoke, Thomas (2009): Optimizing the shares of native tree species in forest plantations with biased financial parameters. In: *Ecol. Econ.* 68 (11), S. 2825–2833. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2009.05.013.

- Hildebrandt, Patrick; Knoke, Thomas (2011): Investment decisions under uncertainty—A methodological review on forest science studies. In: *For. Policy Econ.* 13 (1), S. 1–15. DOI: 10.1016/j.forpol.2010.09.001.
- Hofmann, Markus (2014): Die finanzielle Umtriebszeit von Fichte und Buche in Mitteleuropa. Eine Optimierung unter Berücksichtigung von Waldwachstumstrends. Masterarbeit. Technische Universität München, Freising. Fachgebiet für Waldinventur und nachhaltige Nutzung.
- Holec, Jan; Hanewinkel, Marc (2006): A forest management risk insurance model and its application to coniferous stands in southwest Germany. In: *For. Pol. Econ.* 8 (2), S. 161–174. DOI: 10.1016/j.forpol.2004.05.009.
- Huth, Franka; Wagner, Sven (2013): Ökosystemleistungen von Dauerwäldern – eine aktuelle Analyse des Waldbaus. In: *Schweiz. Z. Forstwes.* 164 (2), S. 27–36. DOI: 10.3188/szf.2013.0027.
- Hyytiäinen, Kari; Tahvonen, Olli (2002): Economics of Forest Thinnings and Rotation Periods for Finnish Conifer Cultures. In: *Scan. J. For. Res.* 17 (3), S. 274–288. DOI: 10.1080/028275802753742945.
- IPCC (2014): Climate change 2014: Synthesis report. Hg. v. Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva, Switzerland.
- Jandl, Robert; Bauhus, Jürgen; Bolte, Andreas; Schindlbacher, Andreas; Schüler, Silvio (2015): Effect of Climate-Adapted Forest Management on Carbon Pools and Greenhouse Gas Emissions. In: *Curr. Forestry Rep.* 1 (1), S. 1–7. DOI: 10.1007/s40725-015-0006-8.
- Jochner, Matthias; Bugmann, Harald; Nötzli, Magdalena; Bigler, Christof (2017): Among-tree variability and feedback effects result in different growth responses to climate change at the upper treeline in the Swiss Alps. In: *Ecol. Evol.* 7 (19), S. 7937–7953. DOI: 10.1002/ece3.3290.
- Jorion, Philippe (1996): Risk 2: Measuring the Risk in Value at Risk. In: *Financial Anal. J.* 52 (6), S. 47–56. DOI: 10.2469/faj.v52.n6.2039.
- Kangas, Annika S.; Kangas, Jyrki (2004): Probability, possibility and evidence. Approaches to consider risk and uncertainty in forestry decision analysis. In: *For. Policy Econ.* 6 (2), S. 169–188. DOI: 10.1016/S1389-9341(02)00083-7.
- Kaya, Abdulgaffar; Bettinger, Pete; Boston, Kevin; Akbulut, Ramazan; Ucar, Zennure; Siry, Jacek et al. (2016): Optimisation in Forest Management. In: *Curr. Forestry Rep.* 2 (1), S. 1–17. DOI: 10.1007/s40725-016-0027-y.
- Keenan, Rodney J. (2015): Climate change impacts and adaptation in forest management: a review. In: *Ann. For. Sci.* 72 (2), S. 145–167. DOI: 10.1007/s13595-014-0446-5.
- Knight, Frank H. (1921): Risk, Uncertainty and Profit.
- Knoke, T. (2017): Economics of Mixed Forests. In: Pretzsch, Forrester et al. (eds.) 2017 – Mixed-species forests. Berlin, Germany: Springer, S. 545–577.
- Knoke, Thomas; Calvas, Baltazar; Moreno, Santiago Ochoa; Onyekwelu, Jonathan C.; Griess, Verena C. (2013): Food production and climate protection—What abandoned lands can do to preserve natural forests. In: *Glob. Environ. Chang.* 23 (5), S. 1064–1072. DOI: 10.1016/j.gloenvcha.2013.07.004.
- Knoke, Thomas; Gosling, Elizabeth; Thom, Dominik; Chreptun, Claudia; Rammig, Anja; Seidl, Rupert (2021): Economic losses from natural disturbances in Norway spruce forests – A quantification using Monte-Carlo simulations. In: *Ecol. Econ.* 185, S. 107046. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2021.107046.
- Knoke, Thomas; Kindu, Mengistie; Jarisch, Isabelle; Gosling, Elizabeth; Friedrich, Stefan; Bödeker, Kai; Paul, Carola (2020a): How considering multiple criteria, uncertainty scenarios and biological interactions may influence the optimal silvicultural strategy for a mixed forest. In: *For. Policy Econ.* 118, S. 102239. DOI: 10.1016/j.forpol.2020.102239.

- Knoke, Thomas; Paul, Carola; Härtl, Fabian (2017): A critical view on benefit-cost analyses of silvicultural management options with declining discount rates. In: *For. Policy Econ.* 83, S. 58–69. DOI: 10.1016/j.forpol.2017.06.005.
- Knoke, Thomas; Paul, Carola; Härtl, Fabian; Castro, Luz Maria; Calvas, Baltazar; Hildebrandt, Patrick (2015): Optimizing agricultural land-use portfolios with scarce data—A non-stochastic model. In: *Ecol. Econ.* 120, S. 250–259. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2015.10.021.
- Knoke, Thomas; Paul, Carola; Rammig, Anja; Gosling, Elizabeth; Hildebrandt, Patrick; Härtl, Fabian et al. (2020b): Accounting for multiple ecosystem services in a simulation of land-use decisions: Does it reduce tropical deforestation? In: *Glob. Change Biol.* DOI: 10.1111/gcb.15003.
- Knoke, Thomas; Plusczyk, Niels (2001): On economic consequences of transformation of a spruce (*Picea abies* (L.) Karst.) dominated stand from regular into irregular age structure. In: *For. Ecol. Manage.* 151 (1-3), S. 163–179. DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00706-4.
- Knoke, Thomas; Seifert, Thomas (2008): Integrating selected ecological effects of mixed European beech–Norway spruce stands in bioeconomic modelling. In: *Ecol. Model.* 210 (4), S. 487–498. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2007.08.011.
- Knoke, Thomas; Wurm, Johannes (2006): Mixed forests and a flexible harvest policy: a problem for conventional risk analysis? In: *Eur. J. Forest Res.* 125 (3), S. 303–315. DOI: 10.1007/s10342-006-0119-5.
- Kolo, Horst; Kindu, Mengistie; Knoke, Thomas (2020): Optimizing forest management for timber production, carbon sequestration and groundwater recharge. In: *Ecosys. Serv.* 44, S. 101147. DOI: 10.1016/j.ecoser.2020.101147.
- Kouba, Jan (2002): Das Leben des Waldes und seine Lebensunsicherheit. Forest Life and its Temporal Uncertainty. In: *Forstwiss. Cent.bl* 121 (4), S. 211–228. DOI: 10.1046/j.1439-0337.2002.02026.x.
- Krejza, Jan; Cienciala, Emil; Světlík, Jan; Bellan, Michal; Noyer, Estelle; Horáček, Petr et al. (2021): Evidence of climate-induced stress of Norway spruce along elevation gradient preceding the current dieback in Central Europe. In: *Trees* 35 (1), S. 103–119. DOI: 10.1007/s00468-020-02022-6.
- Kuuluvainen, Timo; Tahvonen, Olli; Aakala, Tuomas (2012): Even-aged and uneven-aged forest management in boreal Fennoscandia: a review. In: *Ambio* 41 (7), S. 720–737. DOI: 10.1007/s13280-012-0289-y.
- Laiho, O.; Lahde, E.; Pukkala, T. (2011): Uneven- vs even-aged management in Finnish boreal forests. In: *Forestry* 84 (5), S. 547–556. DOI: 10.1093/forestry/cpr032.
- Larsen, Jørgen Bo (2012): Close-to-nature forest management: the Danish approach to sustainable forestry. In: *Sustainable forest management—current research*, S. 199–218.
- Lasch-Born, Petra; Suckow, Felicitas; Gutsch, Martin; Hauf, Ylva; Hoffmann, Peter; Kollas, Chris; Reyer, Christopher P.O. (2018): Fire, late frost, nun moth and drought risks in Germany's forests under climate change. In: *metz* 27 (2), S. 135–148. DOI: 10.1127/metz/2016/0767.
- Lempert, Robert J.; Popper, S. W.; Bankes, S. C.; Popper, Steven W.; Bankes, Steven C. (2003): Shaping the next one hundred years: new methods for quantitative, long-term policy analysis // Shaping the next one hundred years. New methods for quantitative, long-term policy analysis. Santa Monica: Rand Corporation; RAND (Rand Corporation / MR RPC, 1626).
- Liang, Jie; Zhong, Minzhou; Zeng, Guangming; Chen, Gaojie; Hua, Shanshan; Li, Xiaodong et al. (2017): Risk management for optimal land use planning integrating ecosystem services values: A case study in Changsha, Middle China. In: *Sci. Total Environ.* 579, S. 1675–1682. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2016.11.184.

- Lin, Ching Rong; Buongiorno, Joseph; Vasievich, Mike (1996): A multi-species, density-dependent matrix growth model to predict tree diversity and income in northern hardwood stands. In: *Ecol. Model.* 91 (1-3), S. 193–211. DOI: 10.1016/0304-3800(95)00190-5.
- Luce, R. Duncan; Raiffa, Howard; Luce, Robert Duncan (1971 // 1989): *Games and Decisions* (New York, 1957) // *Games and decisions. Introduction and critical survey*. Unabridged and unaltered republication of the work 1. publ. by Wiley, New York, in 1957. New York, NY: Dover Publ (Dover books on mathematics).
- Malo, Pekka; Tahvonen, Olli; Suominen, Antti; Back, Philipp; Viitasaari, Lauri (2021): Reinforcement Learning in Optimizing Forest Management. In: *Can. J. For. Res.* DOI: 10.1139/cjfr-2020-0447.
- Marini, Lorenzo; Økland, Bjørn; Jönsson, Anna Maria; Bentz, Barbara; Carroll, Allan; Forster, Beat et al. (2017): Climate drivers of bark beetle outbreak dynamics in Norway spruce forests. In: *Ecography* 40 (12), S. 1426–1435. DOI: 10.1111/ecog.02769.
- Markowitz, Harry M. (1952): Portfolio Selection. In: *J. Finance* 7 (1), S. 77–91. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x.
- Markowitz, Harry M. (1959): *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. New York: Sons.
- Matthies, Brent D.; Jacobsen, Jette Bredahl; Knoke, Thomas; Paul, Carola; Valsta, Lauri (2019): Utilising portfolio theory in environmental research - New perspectives and considerations. In: *J. Environ. Manage.* 231, S. 926–939. DOI: 10.1016/j.jenvman.2018.10.049.
- Messerer, Katharina; Kacprowski, Tim; Kolo, Horst; Baumbach, Jan; Knoke, Thomas (2020): Importance of considering the growth response after partial harvesting and economic risk of discounted net revenues when optimizing uneven-aged forest management. In: *Can. J. For. Res.*, S. 487–499. DOI: 10.1139/cjfr-2018-0546.
- Messerer, Katharina; Knoke, Thomas (2017): Unsicherheiten verringern durch Portfolio-Optimierung. In: *Allg. Forst Z.* 72 (19), S. 22–24.
- Messerer, Katharina; Pretzsch, Hans; Knoke, Thomas (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. In: *Ann. For. Sci.* 74 (2), S. 2. DOI: 10.1007/s13595-017-0643-0.
- Meyer, Christoph (1999): *Value at Risk für Kreditinstitute. Erfassung des aggregierten Marktrisikopotentials*. Gabler Edition Wissenschaft. Wiesbaden, s.l.: Deutscher Universitätsverlag (Bank- und Finanzwirtschaft).
- Mills, W. L.; Hoover, William L. (1982): Investment in Forest Land. Aspects of Risk and Diversification. In: *Land Econ.* 58 (1), S. 33. DOI: 10.2307/3146075.
- Möhring, Bernhard (1986): Dynamic simulation of operational classes. An aid in forest damage assessment and decision-finding in forestry enterprises. *Dynamische Betriebsklassensimulation. Ein Hilfsmittel fuer die Waldschadensbewertung und Entscheidungsfindung im Forstbetrieb*. Hg. v. Berichte des Forschungszentrums Waldökosysteme/Waldsterben 20. Göttingen. Goettingen Univ. (Germany, F.R.). Forschungszentrum Waldoekosysteme - Waldsterben. Göttingen.
- Mölder, Andreas; Meyer, Peter; Nagel, Ralf-Volker (2019): Integrative management to sustain biodiversity and ecological continuity in Central European temperate oak (*Quercus robur*, *Q. petraea*) forests: An overview. In: *For. Ecol. Manage.* 437, S. 324–339. DOI: 10.1016/j.foreco.2019.01.006.
- Möllmann, Torsten B.; Möhring, Bernhard (2017): A practical way to integrate risk in forest management decisions. In: *Ann. For. Sci.* 74 (4). DOI: 10.1007/s13595-017-0670-x.

- Montoro Girona, Miguel; Rossi, Sergio; Lussier, Jean-Martin; Walsh, Denis; Morin, Hubert (2017): Understanding tree growth responses after partial cuttings: A new approach. In: *PloS one* 12 (2), e0172653. DOI: 10.1371/journal.pone.0172653.
- Morgan, Millett Granger; Henrion, Max; Small, Mitchell (1990 // 1992): Uncertainty: a guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis // Uncertainty. A guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis. 1. paperback ed. Cambridge: Cambridge University Press; Cambridge Univ. Press.
- Morimoto, Junko; Nakagawa, Kosuke; Takano, Kohei T.; Aiba, Masahiro; Oguro, Michio; Furukawa, Yasuto et al. (2019): Comparison of vulnerability to catastrophic wind between *Abies* plantation forests and natural mixed forests in northern Japan. In: *Forestry* No. 26 (2), S. 1. DOI: 10.1093/forestry/cpy045.
- Neuner, Susanne; Albrecht, Axel; Cullmann, Dominik; Engels, Friedrich; Griess, Verena C.; Hahn, W. Andreas et al. (2015): Survival of Norway spruce remains higher in mixed stands under a dryer and warmer climate. In: *Glob. Chang. Biol.* 21 (2), S. 935–946. DOI: 10.1111/gcb.12751.
- Neuner, Susanne; Beinhofer, Bernhard; Knoke, Thomas (2013): The optimal tree species composition for a private forest enterprise – applying the theory of portfolio selection. In: *Scand. J. For. Res.* 28 (1), S. 38–48. DOI: 10.1080/02827581.2012.683038.
- Neuner, Susanne; Knoke, Thomas (2017): Economic consequences of altered survival of mixed or pure Norway spruce under a dryer and warmer climate. In: *Clim. Chang.* 140 (3-4), S. 519–531. DOI: 10.1007/s10584-016-1891-y.
- Palma, Cristian D.; Nelson, John D. (2009): A robust optimization approach protected harvest scheduling decisions against uncertainty. In: *Can. J. For. Res.* 39 (2), S. 342–355. DOI: 10.1139/X08-175.
- Parkatti, Vesa-Pekka; Tahvonen, Olli (2020): Optimizing continuous cover and rotation forestry in mixed-species boreal forests. In: *Can. J. For. Res.* 50 (11), S. 1138–1151. DOI: 10.1139/cjfr-2020-0056.
- 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. In: *Forest Syst.* 22 (2), S. 282. DOI: 10.5424/fs/2013222-03063.
- Paul, Carola; Brandl, Susanne; Friedrich, Stefan; Falk, Wolfgang; Härtl, Fabian; Knoke, Thomas (2019): Climate change and mixed forests: how do altered survival probabilities impact economically desirable species proportions of Norway spruce and European beech? In: *Ann. For. Sci.* 76 (1), S. 1–15. DOI: 10.1007/s13595-018-0793-8.
- Paul, Carola; Hanley, Nick; Meyer, Sebastian T.; Fürst, Christine; Weisser, Wolfgang W.; Knoke, Thomas (2020): On the functional relationship between biodiversity and economic value. In: *Sci. Adv.* 6 (5), eaax7712. DOI: 10.1126/sciadv.aax7712.
- Paul, Carola; Weber, Michael; Knoke, Thomas (2017): Agroforestry versus farm mosaic systems - Comparing land-use efficiency, economic returns and risks under climate change effects. In: *Sci. Total Environ.* 587-588, S. 22–35. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.02.037.
- Pearse, P. H. (1967): THE OPTIMUM FOREST ROTATION. In: *For. Chron.* 43 (2), S. 178–195. DOI: 10.5558/tfc43178-2.
- Pommerening, A.; Murphy, S. T. (2004): A review of the history, definitions and methods of continuous cover forestry with special attention to afforestation and restocking. In: *Forestry* 77 (1), S. 27–44. DOI: 10.1093/forestry/77.1.27.
- Pressler, Max Robert (1858): *Der Rationelle Waldwirth und sein Waldbau des höchsten Ertrags.* Dresden.

- Pretzsch, H.; Biber, P.; Ďurský, J. (2002): The single tree-based stand simulator SILVA. Construction, application and evaluation. In: *For. Ecol. Manage.* 162 (1), S. 3–21. DOI: 10.1016/S0378-1127(02)00047-6.
- Pretzsch, Hans (2020): Density and growth of forest stands revisited. Effect of the temporal scale of observation, site quality, and thinning. In: *For. Ecol. Manage.* 460, S. 117879. DOI: 10.1016/j.foreco.2020.117879.
- Pretzsch, Hans; Biber, Peter; Schütze, Gerhard; Uhl, Enno; Rötzer, Thomas (2014): Forest stand growth dynamics in Central Europe have accelerated since 1870. In: *Nat. Commun.* 5, S. 4967. DOI: 10.1038/ncomms5967.
- Pretzsch, Hans; Schütze, Gerhard (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. In: *Eur. J. Forest Res.* 128 (2), S. 183–204. DOI: 10.1007/s10342-008-0215-9.
- Pukkala, T.; Kellomaki, S. (2012): Anticipatory vs adaptive optimization of stand management when tree growth and timber prices are stochastic. In: *Forestry* 85 (4), S. 463–472. DOI: 10.1093/forestry/cps043.
- Pukkala, Timo (2016): Plenterwald, Dauerwald, or clearcut? In: *For. Policy Econ.* 62, S. 125–134. DOI: 10.1016/j.forpol.2015.09.002.
- Quade, Edward S.; Carter, Grace M.; Quade, E. S. (1989): Analysis for public decisions. Unter Mitarbeit von Grace M. Carter. 3. ed. New York: MIT Press Cambridge; Elsevier.
- Radke, Naomi; Keller, Klaus; Yousefpour, Rasoul; Hanewinkel, Marc (2020): Identifying decision-relevant uncertainties for dynamic adaptive forest management under climate change. In: *Clim. Change* 163 (2), S. 891–911. DOI: 10.1007/s10584-020-02905-0.
- Reeves, Laurence H.; Haight, Robert G. (2000): timber harvest scheduling with price uncertainty using Markowitz portfolio optimization. In: *Ann. Oper. Res.* 95 (1/4), S. 229–250. DOI: 10.1023/A:1018974712925.
- Reith, Esther; Gosling, Elizabeth; Knoke, Thomas; Paul, Carola (2020): How Much Agroforestry Is Needed to Achieve Multifunctional Landscapes at the Forest Frontier? — Coupling Expert Opinion with Robust Goal Programming. In: *Sustainability* 12 (15), S. 6077. DOI: 10.3390/su12156077.
- Restrepo, Hector; Zhang, Weiyi; Mei, Bin (2020): The time-varying role of timberland in long-term, mixed-asset portfolios under the mean conditional value-at-risk framework. In: *For. Pol. Econ.* 113, S. 102136. DOI: 10.1016/j.forpol.2020.102136.
- Rist, Lucy; Moen, Jon (2013): Sustainability in forest management and a new role for resilience thinking. In: *For. Ecol. Manage.* 310, S. 416–427. DOI: 10.1016/j.foreco.2013.08.033.
- Roessiger, Joerg (2014): Zur Optimierung der ökologisch-ökonomischen Modellierung einer naturnahen Waldwirtschaft. Dissertation. Technische Universität München, Freising. Fachgebiet für Waldinventur und nachhaltige Nutzung.
- Roessiger, Joerg; Ficko, Andrej; Clasen, Christian; Griess, Verena C.; Knoke, Thomas (2016): Variability in growth of trees in uneven-aged stands displays the need for optimizing diversified harvest diameters. In: *Eur. J. Forest Res.* DOI: 10.1007/s10342-015-0935-6.
- Roessiger, Joerg; Griess, V. C.; Knoke, T. (2011): May risk aversion lead to near-natural forestry? A simulation study. In: *Forestry* 84 (5), S. 527–537. DOI: 10.1093/forestry/cpr017.
- Roessiger, Joerg; Griess, Verena C.; Härtl, Fabian; Clasen, Christian; Knoke, Thomas (2013): How economic performance of a stand increases due to decreased failure risk associated with the admixing of species. In: *Ecol. Model.* 255, S. 58–69. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2013.01.019.

- Schall, Peter; Gossner, Martin M.; Heinrichs, Steffi; Fischer, Markus; Boch, Steffen; Prati, Daniel et al. (2018): The impact of even-aged and uneven-aged forest management on regional biodiversity of multiple taxa in European beech forests. In: *J. Appl. Ecol.* 55 (1), S. 267–278. DOI: 10.1111/1365-2664.12950.
- Schelhaas, Mart-Jan; Nabuurs, Gert-Jan; Hengeveld, Geerten; Reyer, Christopher; Hanewinkel, Marc; Zimmermann, Niklaus E.; Cullmann, Dominik (2015): Alternative forest management strategies to account for climate change-induced productivity and species suitability changes in Europe. In: *Reg. Environ. Change* 15 (8), S. 1581–1594. DOI: 10.1007/s10113-015-0788-z.
- Schlyter, P.; Stjernquist, I.; Barring, L.; am Jönsson; Nilsson, C. (2006): Assessment of the impacts of climate change and weather extremes on boreal forests in northern Europe, focusing on Norway spruce. In: *Clim. Res.* 31, S. 75–84. DOI: 10.3354/cr031075.
- Schuldt, Bernhard; Buras, Allan; Arend, Matthias; Vitasse, Yann; Beierkuhnlein, Carl; Damm, Alexander et al. (2020): A first assessment of the impact of the extreme 2018 summer drought on Central European forests. In: *Basic Appl. Ecol.* 45, S. 86–103. DOI: 10.1016/j.baae.2020.04.003.
- Schütz, Jean-Philippe (2001): Opportunities and strategies of transforming regular forests to irregular forests. In: *For. Ecol. Manage.* 151 (1-3), S. 87–94. DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00699-X.
- Schütz, Jean-Philippe; Schütz, Jean P. (2001 // 2003): Der Plenterwald und weitere Formen strukturierter und gemischter Wälder // Der Plenterwald. Und weitere Formen strukturierter und gemischter Wälder. Berlin: Parey; Ulmer.
- Seidl, Rupert; Thom, Dominik; Kautz, Markus; Martin-Benito, Dario; Peltoniemi, Mikko; Vacchiano, Giorgio et al. (2017): Forest disturbances under climate change. In: *Nat. Clim. Chang.* 7, S. 395–402. DOI: 10.1038/nclimate3303.
- Shavazipour, Babooshka; Stewart, Theodor J. (2019): Multi-objective optimisation under deep uncertainty. In: *Oper. Res. Int. J.* DOI: 10.1007/s12351-019-00512-1.
- Staupendahl, Kai; Möhring, Bernhard (2011): Integrating natural risks into silvicultural decision models. A survival function approach. In: *For. Pol. Econ.* 13 (6), S. 496–502. DOI: 10.1016/j.forpol.2011.05.007.
- Tahvonen, Olli (2009): Optimal choice between even- and uneven-aged forestry. In: *Nat. Resour. Model.* 22 (2), S. 289–321. DOI: 10.1111/j.1939-7445.2008.00037.x.
- Tahvonen, Olli (2011): Optimal structure and development of uneven-aged Norway spruce forests. In: *Can. J. For. Res.* 41 (12), S. 2389–2402. DOI: 10.1139/x11-130.
- Tahvonen, Olli (2015): Economics of Naturally Regenerating, Heterogeneous Forests. In: *JAERE* 2 (2), S. 309–337. DOI: 10.1086/681587.
- Tahvonen, Olli (2016): Economics of rotation and thinning revisited. The optimality of clearcuts versus continuous cover forestry. In: *For. Pol. Econ.* 62, S. 88–94. DOI: 10.1016/j.forpol.2015.08.013.
- Tahvonen, Olli; Kallio, Markku (2006): Optimal harvesting of forest age classes under price uncertainty and risk aversion. In: *Nat. Resour. Model.* 19 (4), S. 557–585. DOI: 10.1111/j.1939-7445.2006.tb00194.x.
- Tahvonen, Olli; Pukkala, Timo; Laiho, Olavi; Lähde, Erkki; Niinimäki, Sami (2010): Optimal management of uneven-aged Norway spruce stands. In: *For. Ecol. Manage.* 260 (1), S. 106–115. DOI: 10.1016/j.foreco.2010.04.006.
- Tahvonen, Olli; Rämö, Janne (2016): Optimality of continuous cover vs. clear-cut regimes in managing forest resources. In: *Can. J. For. Res.* 46 (7), S. 891–901. DOI: 10.1139/cjfr-2015-0474.

- Tamiz, Mehrdad; Jones, Dylan; Romero, Carlos (1998): Goal programming for decision making. An overview of the current state-of-the-art. In: *Eur. J. Op. Res.* 111 (3), S. 569–581. DOI: 10.1016/S0377-2217(97)00317-2.
- Thiele, Aurélie (2010): A note on issues of over-conservatism in robust optimization with cost uncertainty. In: *Optimization* 59 (7), S. 1033–1040. DOI: 10.1080/02331930903395592.
- Thorpe, H. C.; Thomas, S. C.; Caspersen, J. P. (2007): Residual-tree growth responses to partial stand harvest in the black spruce (*Picea mariana*) boreal forest. This article is one of a selection of papers published in the Special Forum IUFRO 1.05 Uneven-Aged Silvicultural Research Group Conference on Natural Disturbance-Based Silviculture: Managing for Complexity. In: *Can. J. For. Res.* 37 (9), S. 1563–1571. DOI: 10.1139/X07-148.
- Thünen, Johann Heinrich von (1875): Der isolirte Staat in Beziehung auf Landwirthschaft und Nationalökonomie: Wiegant, Hempel & Parey.
- Toth, Daniel; Maitah, Mansoor; Maitah, Kamil; Jarolínová, Veronika (2020): The Impacts of Calamity Logging on the Development of Spruce Wood Prices in Czech Forestry. In: *Forests* 11 (3), S. 283. DOI: 10.3390/f11030283.
- Triviño, María; Pohjanmies, Tähti; Mazziotta, Adriano; Juutinen, Artti; Podkopaev, Dmitry; Le Tortorec, Eric; Mönkkönen, Mikko (2017): Optimizing management to enhance multifunctionality in a boreal forest landscape. In: *J. Appl. Ecol.* 54 (1), S. 61–70. DOI: 10.1111/1365-2664.12790.
- Turner, Monica G. (2010): Disturbance and landscape dynamics in a changing world. In: *Ecology*. 91 (10), S. 2833–2849. DOI: 10.1890/10-0097.1.
- Uhde, Britta; Heinrichs, Steffi; Stiehl, Carolin Ronja; Ammer, Christian; Müller-Using, Burkhard; Knoke, Thomas (2017): Bringing ecosystem services into forest planning – Can we optimize the composition of Chilean forests based on expert knowledge? In: *For. Ecol. Manage.* 404, S. 126–140. DOI: 10.1016/j.foreco.2017.08.021.
- Vieira, Joana; Carvalho, Ana; Campelo, Filipe (2020): Tree Growth Under Climate Change: Evidence From Xylogenesis Timings and Kinetics. In: *Front. Plant Sci.* 11, S. 90. DOI: 10.3389/fpls.2020.00090.
- Walker, Warren E.; Lempert, Robert J.; Kwakkel, Jan H. (2013): Deep Uncertainty // Encyclopedia of operations research and management science. Boston, MA: Springer US.
- Yousefpour, Rasoul; Hanewinkel, Marc (2016): Climate Change and Decision-Making Under Uncertainty. In: *Curr. Forestry Rep.* 2 (2), S. 143–149. DOI: 10.1007/s40725-016-0035-y.
- Yousefpour, Rasoul; Jacobsen, Jette Bredahl; Thorsen, Bo Jellesmark; Meilby, Henrik; Hanewinkel, Marc; Oehler, Karoline (2012): A review of decision-making approaches to handle uncertainty and risk in adaptive forest management under climate change. In: *Ann. For. Sci.* 69 (1), S. 1–15. DOI: 10.1007/s13595-011-0153-4.
- Yousefpour, Rasoul; Temperli, Christian; Jacobsen, Jette Bredahl; Thorsen, Bo Jellesmark; Meilby, Henrik; Lexer, Manfred J. et al. (2017): A framework for modeling adaptive forest management and decision making under climate change. In: *Ecol. Soc.* 22 (4). DOI: 10.5751/ES-09614-220440.
- Yu, Hong-Xia; Jin, Li (2012): An Brief Introduction to Robust Optimization Approach. In: *IJPAM* 74 (1), S. 121–124.
- Zhou, Mo; Buongiorno, Joseph (2019): Optimal forest management under financial risk aversion with discounted Markov decision process models. In: *Can. J. For. Res.* 49 (7), S. 802–809. DOI: 10.1139/cjfr-2018-0532.
- Ziemba, W. T.; Mulvey, J. M. (Hg.) (1998): Worldwide asset and liability modeling. Mathematical Finance Programme. Cambridge, United Kingdom, New York, NY, USA: Cambridge University Press (Publications of the Newton Institute, 10).

Zimmermann, Klaus; Schuetz, Tobias; Weimar, Holger; Dieter, Matthias (2021): Exploring controls of timber stock residence times in storage after severe storm events. In: *Eur. J. Forest Res.* 140 (1), S. 37–50. DOI: 10.1007/s10342-020-01310-7.

8 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Schema der Unsicherheit. Vereinfacht dargestellt nach Walker et al. 2013	14
Abbildung 2:Übersicht der in dieser Dissertation behandelten Optimierungsansätze	19
Abbildung 3:Theoretische Skizze eines Unsicherheitsraum in Form einer Box, welche die Unterschiede verschiedener Multiplikationsfaktoren darstellen soll. Die Ecken sind jeweils die Extrempunkte der möglichen Erwartungswerte. Aus Messerer and Knoke (2017).	24
Abbildung 4: Schema der Optimierung unter Berücksichtigung von Dichteeffekten und Unsicherheiten nach Messerer et al. (2020)	29
Abbildung 5: Holzpreisentwicklung zwischen 1974 und 2014 von den Leitholzsortimenten Fichte (2b) und Buche (3a) (Quelle: Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten, 2015).....	35
Abbildung 6: Robuster Ansatz zur Portfoliooptimierung von Altersklassen-Kohorten. Die Standardabweichung der Portfolios liegt zwischen 83 €/ha und Jahr und 115 €/ha und Jahr, was den Unsicherheitsräumen, erstellt mir $m=1,0$ bis $m=3,0$ in 0,1 Schritten von rechts nach links, entspricht (Messerer et al. 2017).	38
Abbildung 7: Vergleich der Anteile der unterschiedlichen Altersklassen-Kohorten bei hoher, aber identischer Risikoaversion.	39
Abbildung 8: Vergleich der klassischen und der robusten Portfoliooptimierung anhand der Effizienzlinie (=klassische)	40
Abbildung 9: Robust optimiertes Portfolio bei mittlerer Risikoaversion ($u=2$) und Steigerung des Buchenholzpreises um 150 %. Buchenanteil gestrichelt dargestellt.	41
Abbildung 10: Robust optimiertes Portfolio bei hoher Risikoaversion ($u=3$) und Steigerung des Buchenholzpreises um 40 %. Buchenanteil gestrichelt dargestellt.	41
Abbildung 11: Verteilung der Einschlagszeitpunkte (I – V) unter den unterschiedlichen Zielfunktionen (ZF) bei der klassischen Optimierung der Umtriebszeit (S1), der Optimierung unter Berücksichtigung von Holzpreisschwankungen (S2), der Optimierung unter Berücksichtigung von Dichteeffekten (BS) und der Berücksichtigung von Dichteeffekten und Unsicherheiten (S3)	42
Abbildung 12: Verteilung der Einschlagszeitpunkte im Vergleich zum Basisszenario (BS) bei Veränderung des Value at Risk (VaR) und des Variationskoeffizienten (VK).....	43
Abbildung 13: Verteilung der Einschlagszeitpunkte im Vergleich zum Basisszenario (BS) bei Veränderung des Quantils.	44
Abbildung 14: Veränderung der Einschlagszeitpunkte bei Erhöhung des Zuwachsgewinns (=doppelter Dichteeffekt), optimiert mit der Zielfunktion Maximierung des NPV (BS und S8) und der Zielfunktion Maximierung des VaR (S3 und S9).....	44
Abbildung 15: Vergleich der Einschlagszeitpunkte bei unterschiedlichem Zinsfuß und beiden Zielfunktionen.	45

9 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht über alle Variablen, die in der stochastischen Optimierung in Formel 1 verwendet wurden.....	21
Tabelle 2: Übersicht über alle Variablen, die in der robusten Optimierung in Formel 2 Formel 1 verwendet wurden.	23
Tabelle 3: Annuitäten in €/ha und Standardabweichungen der Fichten- und Buchen-Altersklassen-Kohorten.....	25
Tabelle 4: Verwendeten Variablen und ihre Bedeutung	30
Tabelle 5: Verwendete Variablen und ihre Bedeutung	32
Tabelle 6: Unterstellte Werte zur Quantifizierung des Value at Risk sowie Bodenertragswerte (BEW) bzw. deren Value at Risk (VaR) aus der Optimierung für unterschiedliche Annahmen (Quantil und Variationskoeffizient VK kommen nur bei der Berechnung des VaR zum Tragen).....	34
Tabelle 7: Die Faktoren für den Wertzuwachs und den zusätzlichen relativen Zuwachsgewinn der verbleibenden Altersklassen-Kohorten nach der Ernte einer oder mehrerer anderer Altersklassen-Kohorten ist zu sehen. Der Wertzuwachs faktor ist ein multiplikativer Faktor zur Berechnung des Mengenwachstums eines bestimmten stehenden Holzvolumens über die nächsten 5 Jahre. Das zusätzliche Wachstum ist abhängig vom Bestandsalter. *Der dargestellte Gesamtwachstums geht davon aus, dass in den letzten 15 Jahren mindestens eine Altersklassen-Kohorten geerntet wurde, wodurch der relative Zuwachsgewinn der verbleibenden Bestände auf den Wertzuwachs faktor aufgeschlagen wird.....	37
Tabelle 8: Die Holzpreise in € je Kubikmeter (Rundholz ohne Rinde) für Fichte und Rotbuche wurden anhand von nach Sortimentsanteilen gewichteten Preisen für das Jahr 2014 ermittelt. Quelle: Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten 2015	106
Tabelle 9: Die Preise werden durch verschiedene Qualitätssortimente aus den Leitholzsortimenten für Fichte (Fi) (25-29 cm) und für Buche (Bu) (30-34 cm) für jedes Jahr gewichtet. Der Quotient ergibt sich aus der Division dieser gemischten Jahrespreise von Fichte und Buche	107
Tabelle 10: Tabelle der 2. Studie (Messerer et al. 2020), die die gewichteten Mittelwerte als Holzpreise annimmt.	108
Tabelle 11: Erwartetes Nutzholzvolumen in m ³ pro Hektar (verstanden als Rundholz ohne Rinde in Kubikmetern pro Hektar) für verschiedene Altersklassen für Fichte (Picea abies) und Rotbuche (Fagus sylvatica).	108
Tabelle 12: Prozentuale Verteilung der Holzsortimente je Erntealter und Durchmesserklasse für Fichte	109
Tabelle 13: Prozentuale Verteilung der Holzsortimente je Erntealter und Durchmesserklasse für Buche	109
Tabelle 14: durchschnittliche Erntekosten je Erntefestmeter in € nach Clasen (2015).....	110

10 Formelverzeichnis

Formel 1: stochastische Portfoliooptimierung.....	21
Formel 2: robuste Portfoliooptimierung	22
Formel 3:Erstellung des Unsicherheitsraums	25
Formel 4: standardisierter Abstand zum besten Ergebnis	26
Formel 5: MINMAX Problem.....	26
Formel 6: Berechnung des Bodenertragswertes (BEW).....	30
Formel 7: Barwertsumme über eine Umtriebszeit.....	31
Formel 8: Berechnung des Deckungsbeitrags einer Altersklassen-Kohorte zum Alter t	31
Formel 9: Berechnung des Bodenertragswertes für zukünftige optimale Umtriebszeiten.....	31
Formel 10: Berechnung des Nettoumsatzes bei optimaler Umtriebszeit	31
Formel 11: Berechnung des Value-at-Risk	32
Formel 12: Berechnung der Standardabweichung	33

11 Anhang

11.1 Veröffentlichung I

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): 45. doi: 10.1007/s13595-017-0643-0

Eingereicht am 12. Oktober 2016, veröffentlicht am 24. Mai 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

Katharina Messerer¹ · Hans Pretzsch² · Thomas Knoke¹

Received: 12 October 2016 / Accepted: 3 May 2017
© The Author(s) 2017. This article is an open access publication

Abstract

• **Key message** Non-stochastic portfolio optimization of forest stands provides a good alternative to stochastic mean-variance optimization when available statistical data is incomplete. The suggested approach has a theoretical background in the areas of robust optimization, continuous multicriteria decision-making, and fuzzy theory. Resulting robust portfolios only show slight economic losses compared to the efficient frontier of a stochastic optimization.

• **Context** Economic optimization addressing diversification in mixed uneven-aged forest stands is a useful tool for forest planners.

• **Aims** The study aims to compare two approaches for optimizing rotation age cohort portfolios under risk. Rotation age

cohorts emerge from age-based regeneration-harvesting operations simulated for two tree species: *Picea abies* and *Fagus sylvatica*.

• **Methods** The first optimization approach is a stochastic mean-variance approach. The second is a non-stochastic optimization approach, which has rarely been applied to optimize tree species composition and the distribution of harvested timber over many periods. It aims at relatively good solutions, even if the deviation from the initially assumed return is very high. The objective function for both approaches is sensitive to the selection of various harvesting periods for different parts of the stand. For the stochastic approach, the objective function maximizes the annuitized net present value (economic return) for specific levels of risk by allocating area proportions to harvesting periods and tree species. In the non-stochastic approach, the allocation of area proportions instead minimizes the maximum deviation from the greatest possible economic return among many uncertainty scenarios (non-stochastic approach).

• **Results** Portfolios from both approaches were diverse in rotation age cohorts. The non-stochastic portfolios were more diverse when compared with portfolios from the efficient frontier, which showed the same standard deviation. However, *P. abies* clearly dominated the non-stochastic portfolios, while stochastic portfolios also integrated beech to a greater extent, but only in very low risk portfolios. The economic losses of the non-stochastic portfolios compared to the efficient frontier of the mean-variance approach lay between 1 and 3% only for different levels of accepted risk.

• **Conclusion** The non-stochastic portfolio optimization over a large uncertainty space is so far uncommon in forest science, yet provides a viable alternative to stochastic optimization, particularly when available data is scarce. However, further research should consider ecological effects, such as increased resistance against hazards of conifers in mixed stands.

Handling Editor: Rasoul Yousefpour

Contribution of the co-authors K. Messerer had the main responsibility for writing the paper and analyzing the data. H. Pretzsch provided and processed input data. T. Knoke was involved in project planning and supported data analysis.

✉ Katharina Messerer
katharina.messerer@tum.de

Hans Pretzsch
Hans.Pretzsch@lrz.tu-muenchen.de

Thomas Knoke
knoke@forst.wzw.tum.de

¹ Institute of Forest Management, TUM School of Life Science Weihenstephan, Technische Universität München, Hans-Carl-von-Carlowitz-Platz 2, Freising, Germany

² Chair of Forest Growth and Yield Science, TUM School of Life Science Weihenstephan, Technische Universität München, Hans-Carl-von-Carlowitz-Platz 2, Freising, Germany

Keywords Risk · Portfolio theory · Linear programming · Uncertainty · Robust optimization · Fuzzy theory · Forest economics · Forest management · Continuous cover forestry

1 Introduction

Forest managers are confronted with many risks and uncertainties. The frequency of natural disturbances like storms, fire, and landslides, damage from insects such as bark beetles, and stand failures could even increase in the context of climate change (Coumou and Rahmstorf 2012; Intergovernmental Panel on Climate Change 2014; Petoukhov et al. 2016; Rahmstorf and Coumou 2011). The impacts of disturbances represent an enormous economic loss for European forests (Hanewinkel et al. 2012). Consequently, forest decision makers will face great challenges. Many forest science studies conclude that continuous cover forestry may be the best way to compensate for natural disturbances and uncertainties (Ciancio et al. 2006; Huth and Wagner 2013; Knoke 2009; Pukkala 2016; Schütz 2001). There is a wide range of continuous cover forestry models, and these management systems are spread, albeit sparsely, all over the world (Pommerening 2004; Pretzsch et al. 2015). The three key aspects of continuous cover forestry are as follows: the avoidance of clear cutting, highly structured stands and site-adapted or native tree species (Davies et al. 2008). These characteristics all lead to more resistant forest stands and consequently the stands are better able to withstand disturbance. There are also many other benefits of continuous cover forestry, such as maintaining high biodiversity, providing continuous economic revenues, and providing ecosystem services, such as erosion control (Pommerening 2004; Schütz 2001). However, it is still unclear if the consideration of uncertainty would actually support uneven-aged silviculture.

Several approaches exist to consider uncertainty in forest science studies. Yousefpour et al. (2012) reviewed the decision-support tools available to help foresters handle the upcoming challenges. Thus, in the past, several financial techniques to quantify and consider these risks and uncertainties have been developed to integrate them into management decision-making. In forestry, most economic approaches to consider risks and uncertainties have drawn on the stochastic *expected* utility framework or option pricing theory. Referring to this framework, three stochastic approaches that draw on the expected utility framework are stochastic dominance, downside risk, and mean-variance models. Stochastic dominance differentiates between efficient and inefficient outcomes. However, it cannot rank two efficient options, like two profitable management systems. Downside risk and mean-variance models use the standard deviation of economic return to quantify risk. The two approaches differ in that a downside risk model considers risk as a possible result that is worse than a pre-defined threshold, whereas a mean-variance approach

maximizes return for pre-defined levels of risk (Hildebrandt and Knoke 2011).

Option pricing models focus on the desirable part of uncertainty (i.e., positive deviations from the expected value). They assume that decisions may be adjusted during the considered time horizon and hence quantify the “value” of flexibility (Wilson and Baker 2001; Yemshanov et al. 2015). For instance, Yemshanov et al. (2015) demonstrated the differences in opportunity costs of land-use change when calculated conventionally and when calculated by an option pricing model. They found that afforestation as a land-use change reduces management flexibility, which may well explain the reluctance of landowners to convert agricultural land use to forest plantations. However, we shall keep in mind that the reluctance of landowners to convert agriculture towards forestry is also a matter of psychological and social factors, such as general attitude to property and ancestors.

Robust optimization is another important approach for including uncertainties in management decisions (Gabrel et al. 2014). Knoke et al. (2015) have shown the relation between robust optimization, when adopted as a constraint-based version (Ben-Tal et al. 2009), and the MINMAX formulation of a Goal Programming problem (Tamiz et al. 1998). This robust MINMAX approach, however, does not belong to the before mentioned framework of *expected* economic utility, because it is non-stochastic. Still, this approach uses a specific utility function, where a high maximum difference between the ideal achievement level and the level actually achieved contributes to the decision makers’ disutility. The optimization of such MINMAX utility functions implicitly means minimizing non-achievement (Romero 2001). Following this approach, our non-stochastic programming procedure will implicitly minimize the difference between maximum achievement levels for economic return and actually achieved levels among all considered combinations of the uncertain input parameters (uncertainty scenarios). In this study, the economic return is expressed as the annualized net present value (NPV) of different rotation age cohorts (annuities). Furthermore, we will show that this approach can also be regarded as a MAXMIN problem in a fuzzy theory framework, and we will point out its differences from information-gap decision theory. Consequently, the introduced portfolio approach has strong theoretical support from various research areas.

To the best of the authors’ knowledge, there are hardly any similar portfolio based studies of non-stochastic optimization in forest management decision-making. One of the rare examples for robust optimization (however, not based on portfolio theory) is Palma and Nelson (2009), who optimized harvest scheduling with 15 different management options (all of which involved clear-cutting), and included volume and demand as the uncertain variables. The objective function was to maximize the revenues from harvesting and at the same time maximize the value of the remaining stand. They compared

the “difference in the decisions’ stability” (Palma and Nelson 2009) of the robust optimization and a deterministic model, and concluded that the costs of increasing robustness were acceptable. In the present study, we apply non-stochastic, robust portfolio optimization as a tool to analyze a possible transformation of an even-aged forest stand to continuous cover forestry to improve and facilitate optimization-supported decisions. We compare this new, robust approach to optimize the composition and management of a forest stand with the classical mean-variance optimization, as introduced by Roessiger et al. (2011, 2013) for a similar analysis. The starting point in our study and in the Roessiger et al. (2011) study is an even-aged forest, for which the management is not pre-defined. The applied optimization approach will suggest whether or not a clear cutting of a pure stand is a preferable management strategy, or if the distribution of regeneration harvests over many periods in a mixed forest is the better option, if uncertainties have to be addressed.

1.1 Short overview about existing literature

The starting point for testing our non-stochastic optimization approach for its appropriateness to optimize forest management was Markowitz’ (1952, 2010) modern portfolio theory (MPT). This stochastic method considers the portfolio return as a random variable and integrates risk as the standard deviation of the expected portfolio return. The portfolio’s standard deviation is derived from the sum of all return covariances, which implicitly assumes normally distributed economic returns of the individual portfolio options. In the literature, many applications of classical portfolio theory to support decision-making around environmental questions can be found. The frequent use underlines the importance of optimization tools for analyzing benefits and trade-offs of diversification. Production fields such as agriculture (Abson et al. 2013) and fisheries (Edwards et al. 2004), as well as land-use management (Knoke et al. 2013), economic analyses under uncertainty, risk diversification effects, and the valuing of biodiversity (Figge 2004; Raes et al. 2016) have all been supported, among other methods, by a mean-variance approach. Many applications can also be found in forest science (Hildebrandt and Knoke 2011). Neuner et al. (2013), for example, tested the applicability of portfolio theory to support the choice of tree species in private forest estates. Hahn et al. (2014) used data from a Bavarian municipal forest to demonstrate how uncertainties, and risks could be integrated into management plans through mean-variance portfolio optimization. This optimization model also leads to an optimal treatment of the forest stands for small-scale, private forest owners who are strongly risk-averse (Roessiger et al. 2011). The model presented by Roessiger et al. (2011) will be used as a reference for the results of our suggested non-stochastic portfolio approach.

The portfolio optimization method is also used to demonstrate how carbon sequestration of forests could be optimized and how future resilient forest stands, in the context of climate change, should be established and managed. Dragicevic et al. (2016) optimized wood production, which also leads to a higher carbon sequestration and results in portfolios similar to those that are directly optimized for carbon sequestration. Weng et al. (2013) calculated the future composition of black spruce (*Picea mariana*) reforestations that were optimized to maximize yield and minimize risk, with models based on the portfolio theory. The authors balanced growth and stability and compared them to common truncation-deployment approaches. While both approaches produced similar results, the portfolio theory approach was recommended for optimization if yield stability is important.

The studies mentioned above have optimized, for example, portfolios for fish populations, biodiversity, genes, land use, different tree species, and forest stand types. They quantify the advantages of management decisions under uncertainty using mathematical programming approaches, such as non-linear programming, and can integrate further management aspects like carbon sequestration. However, many studies have identified limitations of classical mean-variance portfolio optimization approaches.

Classical portfolio optimization requires information on all return covariances among the considered assets (Knoke et al. 2015). In contrast to decisions about investments in financial stocks, where data is delivered from stock markets, financial data is scarce when considering natural ecosystems and their management. If insufficient data is available, data must be generated through simulation techniques, such as Monte Carlo Simulation (MCS) (to start), to integrate uncertainties like timber price fluctuations, disturbance events, changing management, or afforestation costs (e.g., Roessiger et al. 2011). To generate the necessary economic data, information on past costs and prices must be used, with the assumption that the future will mimic the past. The standard deviation of each portfolio asset, the correlations between all assets, and the resulting standard deviation of the whole portfolio are all needed for the optimization (Markowitz 1952). In contrast, the non-stochastic optimization can be performed based on very limited data (Knoke et al. 2015).

In addition to their high data demand, stochastic optimization approaches may be limited by the fact that the composition of the resulting portfolios is highly sensitive to changes in the initial parameters (see Beinhofer 2009 for forestry examples and Goldfarb and Iyengar 2003 for selection of financial portfolios). Such changes may be necessary, for example, because of (systematic) estimation errors in means, variances, and covariances (Ziemba and Mulvey 1998). For example, climate change can alter growth conditions, which can in turn change the optimal composition of the portfolio (Härtl et al. 2016).

To circumvent these disadvantages, Knoke et al. (2015) applied a non-stochastic optimization model to agricultural land-use portfolios. This new approach could be advantageous for forest management because it requires less data and no information about correlations between the single assets. Additionally, the resulting portfolio weights (in our study, the allocated area to each rotation age cohort) may be less variable when risk aversion changes. The reduced information requirement of the non-stochastic optimization approach is a particular advantage in a forestry environment, where data is often scarce or incomplete.

It is important to note that the mentioned robust optimization differs from sensitivity studies, which are “post mortem tool(s)” (Ben-Tal and Nemirovski 2000, p. 413): robust optimization incorporates uncertainties already into the optimization procedure and results in an optimal solution that only changes slightly across varying initial coefficients (Lin et al. 2004). Uncertainty scenarios cover the variation in the coefficients a priori and constraints guarantee acceptability of the achieved solution over a wide range of input coefficients. Thus, over the wide range of considered parameter perturbations, results stay acceptable (Kangas et al. 2008; Knoke et al. 2015). In contrast, sensitivity analyses evaluate the possible range of results by a variation of the input parameters only ex post, after having obtained the optimal solution (Albadvi and Koosha 2011; Ben-Tal and Nemirovski 2000).

1.2 Structure of the paper

Our study therefore aims to test the applicability of the outlined novel approach in forest management planning and decision-making in the context of a possible transition from even-aged forestry to continuous cover forestry. The study uses data sets representing up-to-date growth data to identify advantages and shortcomings of the non-stochastic optimization. By comparing the results of the non-stochastic model to a traditional portfolio based efficient frontier, we investigate possible losses through non-stochastic optimization and the differences in the derived portfolio composition. Finally, we identify promising fields for future research.

The main research question asked in the present study is as follows: How do stand composition and management differ when comparing a classical portfolio optimization with a non-stochastic, robust portfolio optimization? The paper is divided into five sections. The first (current) section gives a brief overview of forest optimization modeling and the integration of risks and uncertainties. The next section presents the classical portfolio approach to forestry. The new forest optimization methodology is then described in Sect. 3. In Sect. 4, both methods are applied to a specific case study. Results are compared in the fifth section. In the final section, we discuss our results and draw conclusions.

2 Material and methods

2.1 Classical portfolio approaches in forestry

Previous studies applying the mean-variance approach have used the economic return of each portfolio asset and correlations between them, using the standard deviation of the economic return of the portfolio as the uncertainty measure. To start our study, we formulate a particular problem for optimizing the composition of a forest stand regarding different rotation age cohorts and tree species as follows

$$\max E(Y_L) = \sum_{i \in L} E(y_i) a_i \quad (1)$$

subject to

$$\begin{aligned} S_L &\leq S_A \\ S_L &= \sqrt{\sum_{i \in L} \sum_{j \in L} a_i a_j \text{cov}_{i,j}} \\ \sum_{i \in L} a_i &= 1 \\ \text{cov}_{i,j} &= k_{i,j} s_i s_j \\ a_i &\geq 0 \end{aligned}$$

Rotation age cohorts refer to the planned felling age for a specific part of the forest stand expressed as a percentage fraction of the stand area. The maximization of the economic return ($\text{€ ha}^{-1}\text{year}^{-1}$) of the portfolio (Y_L) is reached by an optimal composition of the allocated land areas (a_i) to single rotation age cohorts (i), created at only one or at various periods, for different tree species. We considered the harvesting and thus the regeneration timings as rotation age cohorts and assume that regeneration harvests will stimulate natural regeneration (adapted game populations provided). For example, allocating a percentage fraction of 10% to the rotation age cohort Norway spruce (*Picea abies*) with age 80 years (Sp 80) means that 10% of the forest area will be harvested consisting of spruce at age 80 years. This area will be regenerated at this age (see Table 1). The set of all considered rotation age cohorts, which in this study is composed of eight for Norway spruce and nine for European beech, is denoted by L . All rotation age cohorts provide a specific economic return, in this study an average annual payment (annuity), depending on harvesting timing and tree species (y_i). The expected return $E(y_i)$ is calculated through averaging 10,000 MCS. MCS include uncertainties such as wood price fluctuations, disturbance events, and changing management costs (see Roessiger et al. 2011 and Sect. 2.3.1 for details on the simulation approach). The standard deviation (s_i) of the returns of the rotation age cohorts and correlations $k_{i,j}$ between the different rotation age cohorts i and j were used to calculate covariances ($\text{cov}_{i,j}$) and the standard deviation of the whole portfolio (S_L). S_A is a pre-defined standard deviation and hence the accepted maximum risk level, which is used to calculate the efficient frontier. The efficient frontier consists of portfolios with maximal economic return for a certain level of risk,

Table 1 Annuities in € ha⁻¹year⁻¹ and standard deviations of all rotation age cohorts

Rotation age cohort (<i>i</i>)	Average annual payment (annuity)	Standard deviation
Norway spruce 30 (Sp30)	150	100
Norway spruce 40 (Sp40)	313	138
Norway spruce 50 (Sp50)	390	161
Norway spruce 60 (Sp60)	397	168
Norway spruce 70 (Sp70)	380	167
Norway spruce 80 (Sp80)	351	160
Norway spruce 90 (Sp90)	312	147
Norway spruce 100 (Sp100)	281	137
European beech 40 (Be40)	-145	7
European beech 50 (Be50)	-62	18
European beech 60 (Be60)	-11	25
European beech 70 (Be70)	21	30
European beech 80 (Be80)	36	32
European beech 90 (Be90)	47	34
European beech 100 (Be100)	49	34
European beech 110 (Be110)	46	33
European beech 120 (Be120)	45	33

expressed by a specific standard deviation. The allocated relative percentage fractions must sum to 1 and cannot be negative values.

2.2 Non-stochastic portfolio approach

The non-stochastic optimization model applied in this paper follows a suggestion by Knoke et al. (2015), who referred to an example of robust optimization introduced by Ben-Tal et al. (2009) and used the approach for optimizing agricultural land-use portfolios. This non-stochastic approach allows for linear programming, which makes sure that the global optimum will be found. The approach is adapted for the purpose of the present study as follows

$$\max Y_L = \sum_{i \in L} y_i a_i \quad (2)$$

subject to

$$\begin{aligned} \sum_{i \in L} y_{si}^* a_i &\geq \max(y_{si}) - \beta_U^* \delta_{\max, \min} \quad \forall s \in S \\ y_{si} &= y_i \pm u_{si} \\ 0 &\leq \beta_U \leq 1 \\ \sum_{i \in L} a_i &= 1 \\ a_i &\geq 0 \end{aligned}$$

Y_L is the annuity of the entire forest stand portfolio (€ ha⁻¹year⁻¹) when applying the nominal return coefficients. Each of the single rotation age cohorts i has a nominal annuity, y_i , (€ ha⁻¹year⁻¹). This nominal annuity used for the present study is represented by the mean of the results from a MCS

with 10,000 repetitions. For the following optimization process, a possible minimum or maximum annuity, y_{si} , was created for each rotation age cohort i through subtracting or adding a possible deviation, u_{si} (€ ha⁻¹year⁻¹), from or to y_i . This deviation can be viewed as an uncertainty factor and is expressed in this study as

$$u_{si} = \pm m^* s_i \quad (m = 1.0, 1.1, 1.2, \dots, 2.8, 2.9, 3.0) \quad (3)$$

where m is a multiplication factor which defines the size of the uncertainty space, and thus, u_{si} is the maximal possible deviation from the initial annuity coefficient, y_i . The range of 1.0 to 3.0 for this factor m was chosen to investigate the impact of the size of the uncertainty spaces on the portfolio composition. A manager with a lower degree of risk aversion could choose a smaller multiplication factor m than a more risk averse one. The upper limit was taken from Knoke et al. (2015) who considered three times the standard deviation as adequate for simulating a very large uncertainty space. The multiples 1.0 up to 3.0 in 0.1 steps were used to create the deviations (u_{si}) (the higher the uncertainty factor u_{si} , the greater the level of risk aversion and the more uncertainties like price fluctuations, stand failure, or silvicultural treatment are included). By creating all possible combinations of the 17 possible positive or negative deviating annual payments, y_{si} , of the given rotation age cohorts (eight spruce and nine beech rotation age cohorts), i , a great number of uncertainty scenarios, s ($2^{17} = 131,072$), were generated. Within each uncertainty scenario, there exists a maximum annuity (€ ha⁻¹year⁻¹), $\max(y_{si})$, a minimum annuity, $\min(y_{si})$, and consequently a maximum range, $\delta_{\max, \min}$, between both. S is the set of all 131,072 uncertainty scenarios generated for this study. Each uncertainty scenario is represented by an appropriate constraint in Eq. 2. Optimization was also carried out with only negative deviations from the nominal values, which were considered as the upper limits, to investigate the effect of only allowing for downside deviations.

The variables a_i are percentage fraction (i.e., area proportions) allocated to the considered rotation age cohorts (decision variables), similar as in Eq. 1. The maximum annuity and the maximum range, $\delta_{\max, \min}$, of each uncertainty set define ultimately the exact constraints for the optimization process. A control factor, β_U , to scale “the degree to which the constraint has to be relaxed” (Knoke et al. 2015) to achieve the optimal portfolio is integrated in the formula (see below for a more detailed look at this control factor).

The uncertainty spaces are multidimensional boxes considered to model the possible return variability and return combinations for all rotation age cohorts. The extreme combinations of the deviated expected annuities (maximum-maximum, maximum-minimum, minimum-maximum and minimum-minimum) form the corners of the boxes, when only two options are considered. All possible combinations of the parameters and consequently all

possible outcomes in the form of annuities are implicitly included in these square uncertainty scenarios. The obtained solutions have to be feasible for the border of the uncertainty set in order to be feasible for all possible combinations. For this reason, no exact distribution of the possible values is needed to support the robust optimization approach and thus the method may be applied for all distribution types.

2.2.1 Control factor β_U

The control factor, β_U , is a measure of the greatest distance from the best possible result which we have to tolerate to obtain acceptable results for *all* uncertainty scenarios. This distance depends, inter alia, on the size of the considered uncertainty set, U , and thus on the multiplication factor for the standard deviation. This control factor is minimized iteratively to the lowest possible value for a given size of the uncertainty space. For all β_U smaller than a specific threshold value, the problem will become infeasible. The control factor β_U can range between 0 and 1. If it is close to 0, only annuities close to the maximum annuity possible for each uncertainty scenario will be accepted; the imposed constraint on the acceptable annuity does not allow lower annuities. In contrast, if the control factor tends to 1, only close to minimum annuities are required by the forest manager for the optimization process.

According to Knoke et al. (2015), re-arranging the constraint in Eq. (2) leads to the following consideration (Eq. 4)

$$D_i = \frac{\max(y_{si}) - \sum_{i \in L} y_{si}^* a_i}{\delta_{\max, \min}} \quad (4)$$

D_i quantifies each deviation of actually achieved return from the highest possible return, standardized by means of the distance between maximum and minimum return. It would now be possible for the optimization to directly minimize the variable D_i to get the smallest control factor (Knoke et al. 2015), following the below mathematical formulation.

$$\min[\max(D)] \quad (5)$$

$$\frac{\max(y_{si}) - \sum_{i \in L} y_{si}^* a_i}{\delta_{\max, \min}} \leq D \quad \forall s \in S$$

This formulation is equivalent to a MINMAX problem of a Goal Programming approach (Romero 2001; Tamiz et al. 1998). The constraint in Eq. 5 is helpful to control the achievement of a global minimum, because the objective function (Eq. 4) is no longer smooth. Actually, our optimization followed Eq. 5; however, it was tested manually if a proposed minimum D could still be reduced, without violation of any constraint. By checking this, we made sure that local minima have been avoided.

2.2.2 Fuzzy theoretic interpretation

Replacing “crisp” objective functions and constraints by “fuzzy” versions is an opportunity to introduce fuzzy theory into programming methods. Fuzzy theory is an approach to consider uncertainty or ambiguity in general. It may also inform forest management decisions (Kangas and Kangas 2004; Pasalodos-Tato et al. 2013). A fuzzy formulation of Eq. 2 can be achieved as follows (Eq. 6) (see, for example, Mendoza and Sprouse 1989)

$$\begin{aligned} \sum_{i \in L} y_i^* a_i &\geq Y_o \\ \sum_{i \in L} y_{si}^* a_i &\geq \max(y_{si}) \quad \forall s \in S \\ \sum_{i \in L} a_i &= 1 \\ a_i &\geq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Here, approximate formulations (\geq) replace the precise “greater than or equal to” and “less than or equal to” signs. In Eq. 2, Y_o would represent the maximum nominal economic return of the portfolio, which needs to be achieved only approximately. Fuzzy problems, therefore, do not look for precise best solutions, but rather for “good enough” solutions. To solve Eq. 6, it is essential to form membership functions, in our case, one for each of the uncertainty scenarios, s . These would impose admissible deviations from the desired target levels (aspiration levels) and allocate either 0 (constraint not met) or 1 (constraint met) or achievement level values between 0 and 1 (constraint partly met) to the economic returns achieved under a specific uncertainty scenario. Equation 7 shows a possible formulation for a membership (m_s) function in our case. Using $Y_{Ls} = \sum_{i \in L} y_{si}^* a_i$ for the return of the forest portfolio under various uncertainty scenarios, s , we can write for a specific uncertainty scenario

$$m_s(Y_{Ls}) = \begin{cases} 1 & \text{for } Y_{Ls} = \max(y_{si}) \\ 1 - \frac{[\max(y_{si}) - Y_{Ls}]}{\delta_{\max, \min}} & \text{for } \max(y_{si}) > Y_{Ls} > \min(y_{si}) \\ 0 & \text{for } Y_{Ls} = \min(y_{si}) \end{cases} \quad (7)$$

In Eq. 7, the maximum possible deviation from the required target level is $\delta_{\max, \min}$. An appropriate objective function to solve this fuzzy problem is then a MAXMIN function (Eq. 8).

$$M = \max\{\min[m_s(Y_{Ls})]\} \quad (8)$$

$$\frac{Y_{Ls} - \min(y_{si})}{\delta_{\max, \min}} \geq M \quad \forall s \in S$$

This means that we look for the minimum membership level among all membership functions, with one function for each uncertainty scenario, s . Then, we maximize this minimum membership level, with M being the final maximum worst-case membership level. This is equivalent to minimizing the maximum deviation from the desired target levels

(MINMAX problem), as described under Sect. 2.2.1. Thus, we may also consider our non-stochastic optimization problem as a fuzzy formulation of the constraint-based portfolio approach.

Both interpretations as a Goal Programming problem and as a fuzzy theoretic problem underline the theoretical appropriateness of the robust, non-stochastic optimization approach.

2.2.3 Comparison with info-gap decision theory

Information-gap decision theory (info-gap from here onwards) is another non-stochastic alternative to address uncertainty. This theory considers the result of a decision in form of a reward function, $R(q, u)$ (Ben-Haim 2006). This reward depends on the decision, q , which may be the allocation of area fractions to forestry options, and on the uncertainty, u . The uncertainty may be described by various so-called information-gap uncertainty models. To improve the immunity of a decision against adverse uncertainty, an immunity function is maximized with the aim to always satisfy the minimal requirements for all u .

$$\alpha(q, r_c) = \max \left\{ \alpha : \left(\min_{u \in U(\alpha, \bar{u})} R(q, u) \right) \geq r_c \right\} \quad (9)$$

where $\alpha(q, r_c)$ is the greatest level of uncertainty which would still be consistent with a reward no less than the critical reward, r_c , which would be demanded by the decision maker (Ben-Haim 2006). One may say that the info-gap theory strives to find the greatest decision-specific size of a possible uncertainty set that would still allow for acceptable rewards (Knoke 2011).

The mathematical concept of the info-gap theory is in fact quite straight forward (Hayes et al. 2013) and quite useful for many analyses. However, the requirement of a critical reward makes the analysis somewhat local (Sniedovich 2012). The hypothetical uncertainty set found by the info-gap analysis will most likely only be a subset of the true, but unknown, uncertainty set. The true reward (consequence) of a decision could still be outside the uncertainty set consistent with the optimal info-gap decision. Nevertheless, one might still be interested in the performance of a decision, if their true reward is outside the uncertainty set describing the neighborhood of the assumed/estimated reward. In other words: If the critical reward is not met, we might still want a relatively good performance, even under such circumstances.

To avoid considering too small uncertainty sets, our method considers sets of uncertainties of various sizes for economic return (input) coefficients of each single potential portfolio component, which form a common uncertainty space for all considered uncertainty scenarios. We demand that the maximum deviation to the best possible solution is minimized for

all combinations of return coefficients included in these uncertainty spaces. However, we are not limited by demanding a fixed critical reward. This is different from the before described info-gap perspective, where uncertainty in the neighborhood of the assumed/estimated economic return would be considered.

2.3 Application of the two different portfolio approaches to a forest management example

2.3.1 Data

The calculations of the annuities, which we used for both of the optimization processes, were generated following the Roessiger et al. (2011) model. Fluctuations of the wood prices, harvesting and afforestation costs, and the risk of stand failure were simulated to generate a more or less realistic variation in possible returns. However, deviating from Roessiger et al. (2011), the yield was based on a data set published by Pretzsch et al. (2014), which was prepared for economic considerations by Hofmann (2014) (see Table 2). This data set led to 17 rotation age cohorts. In our study, regeneration costs were assumed for Norway spruce, 2000 € ha⁻¹; and European beech, 3000 € ha⁻¹. The time series for wood prices, adopted from the Bavarian state forests (Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten 2015), were updated for the year 2014. The adjustment of expected gross revenues to fluctuation in timber prices was achieved by multiplying a quotient with the gross revenues representing timber prices of the reference year 2014. The quotient was formed by dividing the annual main assortment prices (mid-diameter Sp 25–29 cm and Be 30–34 cm), i.e., the weighted price considering all quality classes, by the average timber price for these assortments of the whole

Table 2 Expected exploitable wood volume in m³ per hectare (understood as roundwood without bark in cubic meters per hectare) for different age classes for Norway spruce (Sp) and European beech (Be)

Age class	Sp (m ³ ha ⁻¹)	Be (m ³ ha ⁻¹)
30	276	
40	435	15
50	558	125
60	659	215
70	744	290
80	818	356
90	883	414
100	941	466
110		513
120		556

Volume is calculated with a growth model from Pretzsch et al. (2014) and prepared for economic analyses by Hofmann (2014)

time series. The resulting wood price quotients, see Table 3, were then used to calculate the random deviations of the gross revenues from the reference values in year 2014 (see Table 4). With the help of a MCS with 10,000 repetitions and a bootstrapping method for the random choice of the wood price year, the means of the annuities of each rotation age cohort and the associated standard deviation, which is the measure for risk in the study, were calculated. The annuities were calculated for all 17 rotation age cohorts using a discount rate of 1%. This discount rate forms a platform to start from. However, during sensitivity tests, we used alternative discount rates. The annuities and standard deviations of the different rotation age cohorts and tree species can be seen in Table 1 and were used as the input data for the stochastic and the non-stochastic optimizations. In summary, we can say that we used a completely new data set compared to Roessiger et al. (2011).

To carry out the stochastic and non-stochastic optimization of the portfolios, a large-scale solver (What's Best! 2011) from Lindo Systems, Inc. was used as an add-in to Microsoft Excel.

2.3.2 Case study data

For the case study, the stand area covered by spruce (Sp) may be harvested and regenerated totally or in part at the ages 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, and 100 years and beech (Be) at the ages 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, and 120 years. These 17 possible rotation age cohorts all have their own average annuities and standard deviations (Table 1). With potential stand regeneration starting at age 30 years and ending at age 120 years, the approach allows a regeneration process potentially extending over 80–90 years, which may be considered a more than sufficient period to transition from even-aged to uneven-aged management at the stand scale (e.g., Knoke and Plusczyk 2001).

The lower limit for the 17 rotation age cohorts was chosen to reflect the stand age at which the two tree species first produce marketable wood volumes: Sp 30 and Be 40. The upper limit was set to reflect common practices in central Europe (Sp 100) and for beech (Be 120) to acknowledge that, due to mainly firewood production, the economic return does rather decrease after year 100 (Table 1). For the non-stochastic optimization, 131,072 (2^{17}) different uncertainty scenarios were used and implemented as constraints. Depending on the factor m to control the size of the uncertainty space, we conducted 21 robust portfolio optimizations: one for each of the different values of m . For the stochastic optimization, we performed 33 portfolios, beginning with an unrestricted level of risk for the whole portfolio and reducing this level step by step to the lowest achievable risk level while the annuities were always maximized for the given levels of risk. For the stochastic optimization process, the simulated correlation coefficients, depending on the portfolio shares, were used (see Table 5).

Table 3 Real wood price development between 1975 and 2014 based on the data set from the Bavarian state forest

Year	Norway spruce wood price in € per cubic meter	European beech wood price in € per cubic meter	Quotient Sp	Quotient Be
1975	43	43	0.758	0.662
1976	46	43	0.798	0.664
1977	50	50	0.876	0.766
1978	44	56	0.768	0.861
1979	44	60	0.772	0.925
1980	61	67	1.077	1.031
1981	52	73	0.919	1.121
1982	52	73	0.913	1.131
1983	48	73	0.843	1.118
1984	47	72	0.815	1.105
1985	57	72	1.006	1.107
1986	53	72	0.927	1.101
1987	57	72	1.004	1.109
1988	58	72	1.009	1.111
1989	66	74	1.152	1.140
1990	64	75	1.114	1.160
1991	36	54	0.634	0.827
1992	31	69	0.538	1.068
1993	40	71	0.698	1.090
1994	53	68	0.935	1.052
1995	56	76	0.987	1.166
1996	51	72	0.896	1.103
1997	52	69	0.915	1.057
1998	58	69	1.017	1.069
1999	61	72	1.063	1.105
2000	52	74	0.911	1.133
2001	58	72	1.023	1.114
2002	58	66	1.014	1.020
2003	57	63	0.996	0.965
2004	53	60	0.929	0.924
2005	59	53	1.032	0.814
2006	63	52	1.106	0.807
2007	67	58	1.182	0.892
2008	62	65	1.092	1.001
2009	63	60	1.105	0.925
2010	69	54	1.201	0.829
2011	79	60	1.382	0.931
2012	85	66	1.489	1.014
2013	87	64	1.531	0.990
2014	90	64	1.574	0.993

Prices are weighted by different quality assortments from the main assortments for spruce (Sp) (25–29 cm) and for beech (Be) (30–34 cm) for each year. The quotient is calculated by dividing these mixed annual prices of Sp and Be of each year by the means of Sp and Be price over the whole time range

Table 4 Wood prices in € per cubic meter (roundwood without bark) for Norway spruce and European beech have been obtained through prices weighted by assortment shares for the year 2014

Diameter ranges/class (cm)	Norway spruce	European beech
10–14	56	63
15–19	74	63
20–24	83	63
25–29	90	63
30–34	91	56
35–39	92	64
40–49	92	73
50–59	93	83
≥60	93	89
Industrial wood	55	48

To compare the portfolios obtained from stochastic and non-stochastic optimization, we computed the expected economic return and standard deviation for the non-stochastic portfolios assuming a “mean-variance world”. Annuities and standard deviations of these non-stochastic portfolios were then compared with corresponding portfolios from the efficient frontier, which had the same standard deviation as the non-stochastic portfolio.

3 Results

The portfolios obtained from non-stochastic optimization were in general less variable compared to those resulting from stochastic optimization. That means that the non-stochastic portfolios corresponded only to a quite limited range of standard deviations and average economic return. While stochastic optimization suggested efficient portfolios over a range of standard deviations from ±10 (average economic return –60 Euro ha⁻¹ year⁻¹) to ±168 (average economic return 400 Euro ha⁻¹ year⁻¹), non-stochastic optimization suggested portfolios corresponding to ±83 (average economic return 292 Euro ha⁻¹ year⁻¹) to ±115 (economic return 374 Euro ha⁻¹ year⁻¹). For better comparison of the results of the optimization approaches, we focused on the portfolios associated with identical standard deviations. Standard deviations resulted from the uncertainty space sizes one to three times the standard deviation.

3.1 Comparison of the results of the optimization approaches

The results consist of a series of stochastic and non-stochastic forest management portfolios, displaying the shares of the rotation age cohorts across different levels of accepted/considered economic risks (see Figs. 1 and 2). In general,

Table 5 Correlations of the annuities between all rotation age cohorts

Rotation age cohorts	Sp 30	Sp 40	Sp 50	Sp 60	Sp 70	Sp 80	Sp 90	Sp 100	Be 40	Be 50	Be 60	Be 70	Be 80	Be 90	Be 100	Be 110	Be 120	
Sp 30	1																	
Sp 40	0.133	1																
Sp 50	0.140	0.258	1															
Sp 60	0.127	0.253	0.347	1														
Sp 70	0.122	0.235	0.334	0.403	1													
Sp 80	0.122	0.227	0.324	0.394	0.475	1												
Sp 90	0.123	0.231	0.307	0.370	0.444	0.508	1											
Sp 100	0.106	0.133	0.212	0.290	0.348	0.413	0.484	0.554	1									
Be 40	0.007	0.000	0.003	0.004	0.017	0.016	0.014	0.014	0.003	1								
Be 50	0.003	-0.003	-0.011	-0.001	-0.001	-0.013	0.002	0.003	0.173	1								
Be 60	-0.003	0.004	-0.022	-0.008	0.000	-0.008	0.003	0.001	0.166	0.258	1							
Be 70	-0.007	-0.013	-0.011	-0.015	-0.014	-0.013	-0.016	0.000	0.157	0.246	0.323	1						
Be 80	-0.004	-0.004	-0.003	0.000	0.006	-0.003	0.001	0.000	0.164	0.241	0.304	0.380	1					
Be 90	0.009	-0.007	-0.010	-0.012	-0.004	-0.008	-0.005	-0.007	0.164	0.248	0.312	0.384	0.451	1				
Be 100	0.008	-0.010	-0.015	-0.008	0.003	-0.008	-0.003	0.005	0.150	0.241	0.300	0.369	0.422	0.513	1			
Be 110	0.015	-0.008	-0.011	0.006	0.004	-0.004	-0.013	-0.002	0.145	0.230	0.294	0.350	0.418	0.480	0.557	1		
Be 120	0.003	-0.010	-0.016	-0.004	-0.002	-0.010	-0.003	-0.009	0.146	0.213	0.267	0.338	0.394	0.471	0.533	0.587	1	

the mean-variance optimized portfolio becomes less diverse as the level of accepted economic risk increases. The minimum risk among the here compared portfolios was a standard deviation of 83, at which point 10 rotation age cohorts (8 Sp and 2 Be) were included in the portfolio (Fig. 1). At this level of the economic standard deviation, still 91% of the stand's area were covered by Norway spruce. The share of 9% of European beech decreased with a higher tolerated economic risk until it disappeared completely ($S_A = 92$). Land initially allocated to a range of various rotation age cohorts of Norway spruce narrowed as accepted risk increased and finally only rotation age cohorts for Norway spruce with harvesting at 40, 50, 60, 70, and 80 remained. The value of the objective function changed from 299 to 384 € ha⁻¹ year⁻¹ as the level of accepted risk rose from 83 to the maximum of 115 for the rotation age cohort of Norway spruce 40, 50, 60, 70, and 80.

The non-stochastic optimization approach integrated maximally 13 rotation age cohorts, if the uncertainty space was very large, as shown in the left column of Fig. 2. The resulting portfolios were generally more diverse, and rotation age cohorts were distributed more equally compared with those obtained from stochastic optimization, if portfolios with identical standard deviations were compared. For example, for a standard deviation of ± 105 , the non-stochastic portfolio contained seven rotation age cohorts, all comprising between 11 and 17% of the stand area, while the stochastic portfolio included also seven rotation age cohorts for this standard deviation, however, covering between 2 and 25% of the stand area. The land allocations within these non-stochastic portfolios were thus distributed more evenly for changing uncertainty levels compared to those from stochastic optimization. Spruce clearly dominated the portfolios across all levels of uncertainty. Beech only became part of the portfolio for standard deviation lower than ± 92 , thus using $u_{si} = 2.8 * s_i$ or higher. The shares of Sp 100, Sp 90, Sp 80, and Sp 40 remained relatively stable for a range of standard deviations between ± 83 and ± 106 (which is related to $1.8 * s_i \leq u_{si} \leq 3.0 * s_i$)

and showed allocated land percentage fractions between 9 and 15%. Sp 50 in general is very stable over the whole range of changing uncertainty spaces: it rises from 12% for the lowest standard deviation to 24% of stand area allocated to this rotation age cohort for the highest uncertainty. The percentage fraction of rotation age cohort Sp 60 decreased most with increasing size of the uncertainty spaces. For the smallest uncertainty factor considered here (standard deviation of ± 115), still six rotation age cohorts were included in the portfolio (Sp 40–Sp 90). Spruce rotation age cohort harvested with 30 years were only included in the portfolios under a higher uncertainty factor m (Fig. 2). Across the different risk levels, the non-stochastic portfolios provided an average annual return between 292 € and 374 € ha⁻¹ year⁻¹. If the uncertainty factor was further reduced (reflecting a less cautious perspective), the non-stochastic optimization portfolio becomes less diverse, with only slightly higher annuities, but increasing standard deviation. In summary, we may conclude that non-stochastic portfolios become more diverse, if decision makers expect increasing uncertainties, represented by larger sizes of uncertainty spaces considered. This means that considering rather large uncertainties is supportive to uneven-aged forestry strategies. If forest owners would rather expect uncertainties of limited size, they would rather tend to an age class system, although still with a diversified harvesting spread over several periods.

The difference in the composition of forest portfolios calculated by the stochastic and robust optimization approach can be seen in Figs. 1 and 2. As an example, we look at the portfolios for a standard deviation of ± 83 (left-hand column) and ± 115 (right-hand column). The robust portfolios are more diverse than the stochastic ones. For cautious decision makers, expecting high uncertainty and thus using a high uncertainty factor of u_{si} equal to 3 times the standard deviation, this portfolio consists of 13 different rotation age cohorts (8 spruce and 5 beech shares), while the corresponding stochastic portfolio includes 10 rotation age cohorts. The stochastic portfolio only

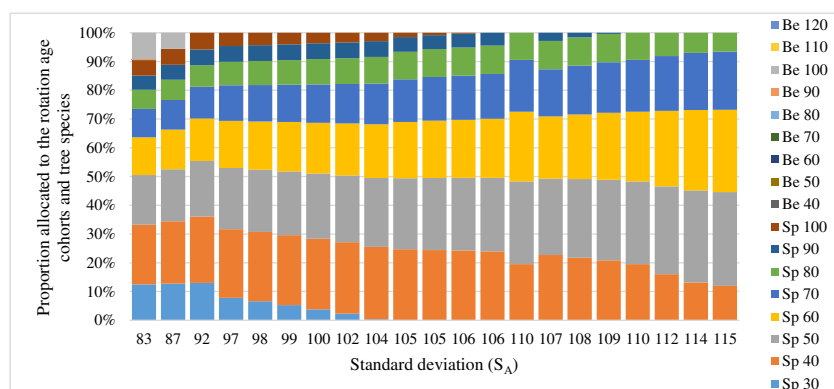


Fig. 1 Forest management portfolios, composed of Norway spruce (*Sp*) and European beech (*Be*), forming the efficient frontier in a mean-variance optimization. Provided are maximal average annual payments for a certain standard deviation (S_A). Standard deviations correspond to

the uncertainty space sizes from the non-stochastic optimization. As some of the uncertainty space sizes result in very similar standard deviation, rounded standard deviations occur as duplicates

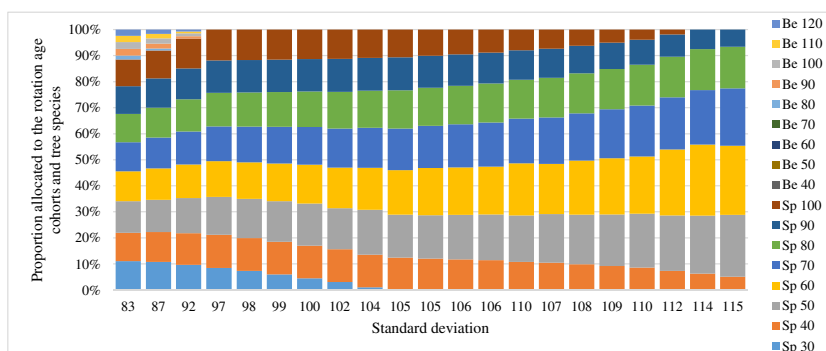


Fig. 2 Forest management portfolios, composed of Norway spruce (*Sp*) and European beech (*Be*), derived for large deviations considered (left $m = 3.0$, corresponds to a standard deviation of 83) and smaller deviations (right $m = 1.0$, corresponds to a standard deviation of 115) with their

corresponding uncertainty sets, expressed as the standard deviation. Represented are portfolios for all uncertainty space sizes between $1.0 \leq m \leq 3.0$ increasing in 0.1 steps; thus, each column shows a different uncertainty space

shows two beech rotation age cohorts (Be 90 and Be 100) for a standard deviation of ± 83 , while the non-stochastic portfolio comprises five beech rotation age cohorts for this standard deviation. Even if the five beech rotation age cohorts together have only about 11% allocated land, the spruce rotation age cohorts are distributed rather regularly in this conservative non-stochastic optimized portfolio.

We also considered only downside deviation for the non-stochastic optimization approach. Figure 3 depicts the following consequences: for an uncertainty space of 1 times the standard deviation, thus a high level of risk acceptance, the standard deviation (122), and annuity (386 € ha⁻¹year⁻¹) are slightly higher than under the double-sided optimization; however, there are two rotation age cohorts less included in the portfolio. For the high risk aversion, accordingly, in an uncertainty space set up with three times the standard deviation, the differences are even more significant. Just one European beech rotation age cohort (Be 100) appears in the portfolio, however, with a percentage fraction area of almost 40% (see Fig. 3). Consequently the standard deviation (64) and the annuity (234 € ha⁻¹year⁻¹) are clearly lower for considering one-sided deviation. The median uncertainty space

(two times the standard deviation) resulted in quite similar percentage fraction areas compared to the two-sided optimization. The standard deviation (108) and the annuity (363 € ha⁻¹ year⁻¹) only show slight differences to the portfolio optimized with the double-sided deviation.

3.2 Performance of robust portfolios in a mean-variance context

Figures 1 and 2 demonstrate the differences in allocated portfolio weights (shares of our rotation age cohorts) between the two optimization approaches. Here we investigated the size of the losses that could potentially occur when using non-stochastic approaches. For each level of standard deviation associated with a non-stochastic portfolio, we calculated the (stochastic) portfolio that maximizes the expected return and hence is a member of the efficient frontier. Figure 4 compares the efficient frontier formed by the mean-variance optimized portfolios with the portfolios from the robust optimization ($1.0 \leq m \leq 3.0$). Thus, the annuities of the non-stochastic optimization were compared to the highest possible annuities (from the stochastic optimization) for the same level of risk.

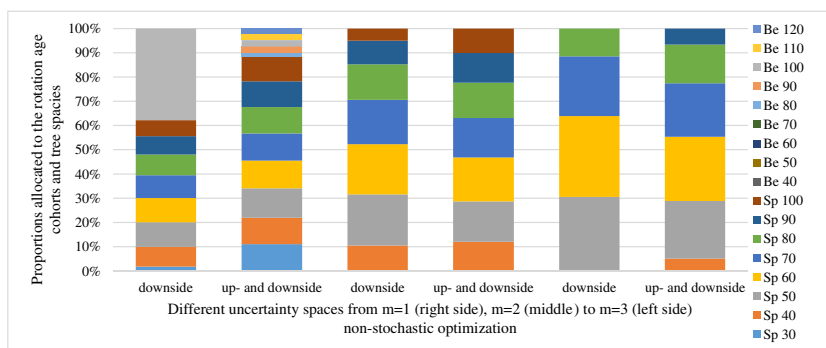
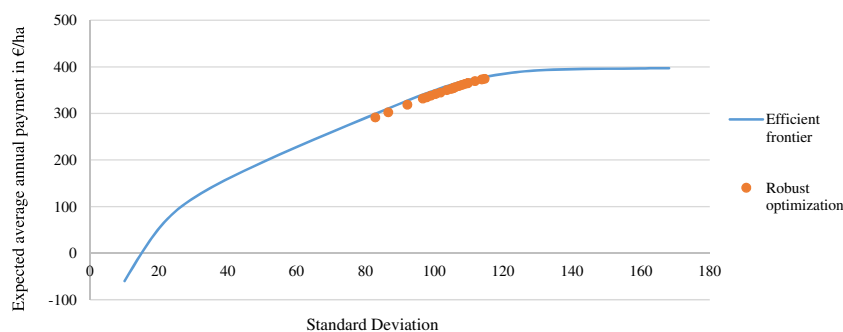


Fig. 3 Comparison of the percentage fractions of rotation age cohorts for non-stochastic optimization approaches with one-side (downside) deviation to double-side (downside and upside) deviation. Compared

are the uncertainty spaces one, two and three times the standard deviation, which result in standard deviations of 83, 97, and 115 from the left to the right

Fig. 4 Economic performance of robust portfolios (obtained from a non-stochastic optimization) compared to the efficient frontier of a mean-variance optimization



The robust optimization portfolios achieved slightly lower average economic returns than those from mean-variance optimization. The smallest difference, however, was just 1%, representing a loss of 3.94 € ha⁻¹ year⁻¹ for an uncertainty space of $m = 1.0$ times the standard deviation. The highest potential economic loss caused by a non-stochastic optimization portfolio still amounted to under 3%. This was the case at a level of uncertainty of u_{si} between $2.7 \cdot s_i$ (standard deviation of ± 97) and $3.0 \cdot s_i$ (standard deviation of ± 83). This corresponded to a loss of around 8–9 € ha⁻¹ year⁻¹ compared to the efficient portfolio derived from the mean-variance approach. The greater the considered uncertainty spaces, not only the higher are the possible economic losses of a non-stochastic approach, but also the more diverse are the resulting portfolios.

3.3 Sensitivity analysis of the discount rate

Sensitivity analysis for a discount rate of 2% resulted, in general, in lower annuities for Norway spruce and European beech. While Norway spruce rotation age cohorts attained average annuities between 108 and 272 € ha⁻¹ year⁻¹ with Sp 30 as the lowest and Sp 50 as the highest, all European beech rotation age cohort annuities were negative. The rotation age cohort Be 90 with an average annuity of -15 € ha⁻¹ year⁻¹ was even the best option and Be 40 (-153 € ha⁻¹ year⁻¹) the worst. Within the rotation age cohorts calculated with a discount rate of 1%, only Be 40–Be 60 had negative average annuities (see Table 1). Besides the lower annuities, also the rotation age cohort with the highest average annuities changed to the lower rotation age cohort in each case for the higher discount rate of 2%. As a consequence for the portfolios, the annuities of the portfolios decreased for both stochastic and non-stochastic optimization. In addition, the European beech rotation age cohorts were completely excluded from the portfolios because of the low and even negative rotation age cohort annuities. The general structure of the non-stochastic portfolios, however, hardly changed.

4 Discussion and conclusion

The results show that non-stochastic portfolio optimization may support forest management decisions successfully, even when various rotation age cohorts are part of the optimization problem. Compared with a classical stochastic optimization, which needs a comprehensive set of input data (particularly covariances between all considered portfolio elements), we could show that the less data demanding non-stochastic optimization achieved quite excellent results, which underline the significance of this new approach when data is scarce. In contrast to the approach used by Knoke et al. (2015) for optimizing agricultural croplands, our approach considered various rotation age cohorts and with this various periods, through which we extended the agricultural study by Knoke et al. (2015).

Portfolios calculated with the non-stochastic approach showed only slightly lower average annual return compared to portfolios from the efficient frontier. The economic losses lie between 1 and 3%, but these portfolios are relatively diverse, including between six and 13 rotation age cohorts. The basic results obtained are comparable to those of Knoke et al. (2015). The non-stochastic portfolios of both studies include various assets and change only moderately under changing levels of assumed risk. Economic losses in the land-use study from Knoke et al. (2015) were, with a difference of 2 to 4% compared to the efficient frontier, slightly higher than those of the present study. Comparing the non-stochastic portfolios with those forming the efficient frontier and thus using the standard deviation as the reference can be seen critically. However, even if this method assumes that the results from the stochastic portfolio optimization are seen as the absolute maximum, it is a straightforward way to compare economic performance given an identical uncertainty, even if the uncertainty measure has some weaknesses.

Our paper used expected growth data from Pretzsch et al. (2014) for Norway spruce and European beech. The portfolios resulting from the stochastic optimization approach with this updated data compared to the portfolios obtained by Roessiger et al. (2011), calculated with the same model but different data, showed basically the same pattern of decreasing diversity with increasing risk acceptance. Due to the high wood

prices in the year 2014, our reference year for calculating the wood price, the general price level is significantly higher and consequently the annuities and the standard deviations of the single rotation age cohorts were also higher. This led to a change in the rotation age cohort with the maximum average return: in the present study, Sp 60 is the rotation age cohort for the highest expected return, while this was Sp 80 given the data used by Roessiger et al. (2011). The fact that our study did not integrate returns from thinning operations did not strongly affect the composition of the portfolios, as a comparison to the results of Roessiger et al. (2011) shows. These earlier net revenues from thinnings could, however, positively affect the shares of European beech in the non-stochastic portfolios because of the advantageous low standard deviation of the beech rotation age cohorts. Thinnings could also lead to increased proportions of European beech if returns from thinnings, such as for fuel wood, would increase the expected return. Results of the optimizations based on updated data suggest that the reference year and length of the time series for wood prices are more important for the stochastic optimization than for the non-stochastic approach. For comparison, we also calculated the non-stochastic portfolios with the previous data set, used by Roessiger et al. (2011). The general findings that stochastic portfolios showed strong changes in their composition and an increasing share of beech under decreasing levels of accepted risk were more evenly distributed within spruce were not altered, even for the here applied 1% discount rate. One consequence, however, was the high annuities for spruce. However, using a discount rate of 2%, beech did not reach positive annuities as we considered investment costs of establishing the plantation, contrary to the study of Roessiger et al. (2011). Beech was thus completely excluded from the non-stochastic portfolios under all risk levels for an increase in the interest rate. However, the structure of spruce rotation age cohorts of the non-stochastic portfolios hardly changed when using an interest rate of 2%.

The appropriate multiplication factor for the standard deviation to construct uncertainty spaces should be investigated in more detail. The size of the uncertainty space should relate to the forest manager's degree of caution, which could be approximated by his/her degree of risk aversion. Holt and Laury (2002) investigated the impact of the degree of risk aversion on decision-making with the example of a simple lottery. An adequate portfolio for each level of risk aversion can therefore serve as a management support tool in forest decision-making. However, the appropriate multiplication factor and consequently the size of the uncertainty space within the non-stochastic approach do not influence the composition of the portfolio as much as the changing risk levels in the stochastic approach. Thus, with a moderate size of the uncertainty space of 2 times the standard deviation, stable portfolios can be achieved for further planning.

A related point is the shape of the uncertainty space. For greater precision, the shape of the uncertainty space could be changed to conic, polyhedral, convex, elliptical, or other forms (Bertsimas and Brown 2009). Within these multidimensional spaces, we assume that each combination of return coefficients is equally likely. Changes in the shape of the uncertainty spaces could reflect more likely combinations of return coefficients. However, these alternative shapes or multidimensional spaces demand more information on correlations between the economic returns and complicate the calculations (Ben-Tal et al. 2009). For a practical linear programming problem, the square shape used in this paper is useful, but modifying this shape could help map the distribution of possible economic returns more exactly, resulting in a more precise model. Approaches to achieve this can, for example, be seen in the studies of Goldfarb and Iyengar (2003) and Ben-Tal and Nemirovski (2002). Regardless, the economic losses of the robust non-stochastic model compared with the efficient frontier are, despite the simple shape of the uncertainty factor sets, only small. The opportunity to use linear programming, which is made possible by ignoring covariances, did not imply any great disadvantages in the performance of the non-stochastic model.

The non-stochastic model is, in its present form, not feasible for extremely high numbers of constraints, because of technical limitations of the software used, Microsoft Excel, and the exponentially rising number of scenarios with increasing number of options considered as portfolio components. Consequently, we were limited to 17 rotation age cohorts to solve the linear problem because all 131,072 constraints have to be solved simultaneously. For example, with 18 options for the optimization process, the working memory of Microsoft Excel 2010 cannot perform the calculations. Therefore, limitations for the optimization process in this study were technical in nature. For this study, 17 options were sufficient; however, it would be preferable in future optimizations to relax this restriction by using options to reduce the number of uncertainty scenarios that have to be considered. This is especially the case if further studies focus on single-tree optimization.

The almost complete exclusion of beech from the portfolio composition by non-stochastic optimization was not as surprising as it may have seemed at the first glance. Because of the very low economic return for European beech only extremely risk-averse decision makers would choose beech rotation age cohorts from a purely economic point of view. In the non-stochastic model, European beech was only part of portfolios with very large uncertainty spaces and thus low standard deviations of ± 83 to ± 92 . However, only when disregarding interactions between tree species (Griess and Knoke 2013; Knoke and Seifert 2008; Liang et al. 2016; Pretzsch et al. 2010), climatic change (Neuner et al. 2015), and other aspects, such as biodiversity (Gamfeldt et al. 2013) or multiple ecosystem services (Knoke et al. 2016), different rotation age cohorts of pure Norway spruce appear appropriate for achieving sustainable forest stands.

As mentioned in Sect. 1, the practical application example of the new approach refers to an even-aged forest stand, which will be transformed into an uneven-aged mixed forest, if uncertainties are important. The results have practical relevance particularly for forest owners with only small properties. Here, risks and uncertainties are very important, because very low economic performance cannot be compensated by other parts of a larger forest property. The results obtained may be used for consultancy of such smaller forest owners. They show that starting quite early with the regeneration of a forest stand and then carrying out many regeneration harvests of similar sizes over several decades may be effective in buffering against uncertainties. In the context of climate change and higher economic risks of even-aged spruce monocultures (Neuner and Knoke 2017) which affects especially small-scale forest owners, who at least in Germany are used to prefer rather pure and even-aged Norway spruce stands (Roessiger et al. 2011), such management options that provide frequent and stable economic returns are quite attractive. However, the model shall in the future research also be transferred to rotation age cohorts referring to diameter ranges and thus be adaptable to already existing uneven-aged forest stands. One possible approach for this transformation could be a matrix model approach inspired by Roessiger et al. (2016). The number of options, however, will clearly play a key role in the feasibility of the combination of these techniques.

Especially for these small-scale forest owners, a further advantage of applying an uneven-aged mixed forest management system is the high flexibility towards timber price fluctuations and assortment harvesting. Thus, harvest intensity can be adjusted to current market states. Prestemon and Wear (2000) found out that owners are sensitive to fluctuating prices particularly if the changes are short-term fluctuations. Knoke and Wurm (2006) stated that especially for European beech, a flexible harvesting is attractive. This could be useful when more stable uneven-aged mixed forests (including beech) resist to calamities, and thus, forest owners can bridge drops in wood prices. Additionally, forest owners of mixed uneven-aged forests can decide on harvesting certain assortments (Brazee and Mendelsohn 1988; Prestemon and Wear 2000). If pulpwood prices are high, rotation age cohorts like Sp30 or Sp40 can be harvested, whereas if the demand for lumber is highest, he/she can decide to cut Sp 80, for example.

To conclude, this study demonstrates the high-performance of a robust optimization approach for forest management planning. Results from the optimization with this model are promising, especially for optimizations with scarce data. However, further research is needed to reduce the number of constraints/uncertainty scenarios, to modify the size and shape of the uncertainty spaces, and to integrate ecological effects among tree species and other biodiversity aspects into management decisions.

Acknowledgements We are grateful to “Deutsche Forschungsgemeinschaft” (DFG) for financial support of the study (KN 586/11-1, KN-586/7-2) and to all supporting colleges from the Institute of Forest Management at TU München. We also thank the Bavarian State Ministry for Nutrition, Agriculture, and Forestry for permanent support of the project W 07 “Long-term experimental plots for forest growth and yield research” (#7831-20400-2012) which provided the data for this study. Furthermore, we thank Elizabeth Gosling and Chelsea Jones for the language editing.

Compliance with ethical standards

Funding The study was funded by “Deutsche Forschungsgemeinschaft” (DFG) (KN 586/11-1).

Open Access This article is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons license, and indicate if changes were made.

References

- Abson DJ, Fraser EDG, Benton TG (2013) Landscape diversity and the resilience of agricultural returns: a portfolio analysis of land-use patterns and economic returns from lowland agriculture. *Agric Food Secur* 2(1):2. doi:10.1186/2048-7010-2-2
- Albadi A, Koosha H (2011) A robust optimization approach to allocation of marketing budgets. *Manag Decis* 49(4):601–621. doi:10.1108/00251741111126512
- Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten (2015) Holzpreisstatistik für die Jahre 1975–2014, München
- Beinhofer B (2009) Zur Anwendung der Portfoliotheorie in der Forstwissenschaft: Finanzielle Optimierungsansätze zur Bewertung von Diversifikationseffekten. Dissertation, Technische Universität München
- Ben-Haim Y (2006) Info-gap decision theory: decisions under severe uncertainty, 2nd edn. Academic, Oxford
- Ben-Tal A, Nemirovski A (2000) Robust solutions of linear programming problems contaminated with uncertain data. *Math Program* 88(3): 411–424. doi:10.1007/PL00011380
- Ben-Tal A, Nemirovski A (2002) Robust optimization—methodology and applications. *Math Program* 92(3):453–480. doi:10.1007/s101070100286
- Ben-Tal A, El Ghaoui L, Nemirovskii AS (2009) Robust optimization. Princeton series in applied mathematics. Princeton University Press, Princeton
- Bertsimas D, Brown DB (2009) Constructing uncertainty sets for robust linear optimization. *Oper Res* 57(6):1483–1495. doi:10.1287/opre.1080.0646
- Brazee R, Mendelsohn R (1988) Timber harvesting with fluctuating prices. *For Sci* 34(2):359–372(14)
- Ciancio O, Iovino F, Menguzzato G, Nicolaci A, Nocentini S (2006) Structure and growth of a small group selection forest of calabrian pine in Southern Italy: a hypothesis for continuous cover forestry based on traditional silviculture. *For Ecol Manag* 224(3):229–234. doi:10.1016/j.foreco.2005.12.057
- Coumou D, Rahmstorf S (2012) A decade of weather extremes. *Nat Clim Chang*. doi:10.1038/nclimate1452

- Davies O, Haufe J, Pommerening A (2008) Silvicultural principles of continuous cover forestry: a guide to best practice. Forestry Commission Wales, England
- Dragicevic A, Lobianco A, Leblois A (2016) Forest planning and productivity-risk trade-off through the Markowitz mean-variance model. *Forest Policy Econ* 64:25–34. doi:10.1016/j.forpol.2015.12.010
- Edwards SF, Link JS, Rountree BP (2004) Portfolio management of wild fish stocks. *Ecol Econ* 49(3):317–329. doi:10.1016/j.ecolecon.2004.04.002
- Figge F (2004) Bio-folio: applying portfolio theory to biodiversity. *Biodivers Conserv* 13(4):827–849. doi:10.1023/B:BIOC.0000011729.93889.34
- Gabrel V, Murat C, Thiele A (2014) Recent advances in robust optimization: an overview. *Eur J Oper Res* 235(3):471–483. doi:10.1016/j.ejor.2013.09.036
- Gamfeldt L, Snäll T, Bagchi R, Jonsson M, Gustafsson L, Kjellander P, Ruiz-Jaen MC, Fröberg M, Stendahl J, Philipson CD, 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 Commun* 4:1340. doi:10.1038/ncomms2328
- Goldfarb D, Iyengar G (2003) Robust portfolio selection problems. *Math Oper Res* 28(1):1–38. doi:10.1287/moor.28.1.1.14260
- Griess VC, Knoke T (2013) Bioeconomic modeling of mixed Norway spruce—European beech stands: economic consequences of considering ecological effects. *Eur J For Res* 132(3):511–522. doi:10.1007/s10342-013-0692-3
- Hahn WA, Härtl F, Irland LC, Kohler C, Moshammer R, Knoke T (2014) Financially optimized management planning under risk aversion results in even-flow sustained timber yield. *Forest Policy Econ* 42:30–41. doi:10.1016/j.forpol.2014.02.002
- Hanewinkel M, Cullmann DA, Schelhaas M-J, Nabuurs G-J, Zimmermann NE (2012) Climate change may cause severe loss in the economic value of European forest land. *Nat Clim Chang* 3(3):203–207. doi:10.1038/nclimate1687
- Härtl FH, Barka I, Hahn WA, Hlásny T, Irauschek F, Knoke T, Lexer MJ, Griess VC (2016) Multifunctionality in European mountain forests—an optimization under changing climatic conditions. *Can J For Res* 46(2):163–171. doi:10.1139/cjfr-2015-0264
- Hayes KR, Barry SC, Hosack GR, Peters GW, Freckleton R (2013) Severe uncertainty and info-gap decision theory. *Methods Ecol Evol* 4(7):601–611. doi:10.1111/2041-210X.12046
- Hildebrandt P, Knoke T (2011) Investment decisions under uncertainty—a methodological review on forest science studies. *Forest Policy Econ* 13(1):1–15. doi:10.1016/j.forpol.2010.09.001
- Hofmann M (2014) Die finanzielle Umtriebszeit von Fichte und Buche in Mitteleuropa: Eine Optimierung unter Berücksichtigung von Waldwachstumstrends. Master Thesis, Technische Universität München
- Holt CA, Laury SK (2002) Risk aversion and incentive effects. *American economic review*
- Huth F, Wagner S (2013) Ökosystemleistungen von Dauerwäldern—eine aktuelle Analyse des Waldbaus. *Schweiz Z Forstwes* 164(2):27–36. doi:10.3188/szf.2013.0027
- IPPC (2014) Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Pachauri, RK; Meyer, LA (eds.). IPCC, Geneva, Switzerland, 151pp.
- Kangas AS, Kangas J (2004) Probability, possibility and evidence: approaches to consider risk and uncertainty in forestry decision analysis. *Forest Policy Econ* 6(2):169–188. doi:10.1016/S1389-9341(02)00083-7
- Kangas A, Kangas J, Kurttila M (2008) Decision support for forest management. *Managing forest ecosystems*, vol 16. Springer Science + Business Media B.V, Dordrecht
- Knoke T (2009) Zur finanziellen Attraktivität von Dauerwaldwirtschaft und Überführung: eine Literaturanalyse | On the financial attractiveness of continuous cover forest management and transformation: a review. *Swiss For J* 160(6):152–161. doi:10.3188/szf.2009.0152
- Knoke T (2011) Book review: Yakov Ben-Haim, info-gap economics: an operational introduction. *Ecol Econ* 70(3):567–568. doi:10.1016/j.ecolecon.2010.09.018
- Knoke T, Plusczyk N (2001) On economic consequences of transformation of a spruce (*Picea abies* (L.) karst.) dominated stand from regular into irregular age structure. *For Ecol Manag* 151(1–3):163–179. doi:10.1016/S0378-1127(00)00706-4
- Knoke T, Seifert T (2008) Integrating selected ecological effects of mixed European beech—Norway spruce stands in bioeconomic modelling. *Ecol Model* 210(4):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 For Res* 125(3):303–315. doi:10.1007/s10342-006-0119-5
- Knoke T, Calvas B, Moreno SO, Onyekwelu JC, Griess VC (2013) Food production and climate protection—what abandoned lands can do to preserve natural forests. *Glob Environ Chang* 23(5):1064–1072. doi:10.1016/j.gloenvcha.2013.07.004
- Knoke T, Paul C, Härtl F, Castro LM, Calvas B, Hildebrandt P (2015) Optimizing agricultural land-use portfolios with scarce data—a non-stochastic model. *Ecol Econ* 120:250–259. doi:10.1016/j.ecolecon.2015.10.021
- Knoke T, Paul C, Hildebrandt P, Calvas B, Castro LM, Hartl F, Dollerer M, Hamer U, Windhorst D, Wiersma YF, Curatola Fernandez GF, Obermeier WA, Adams J, Breuer L, Mosandl R, Beck E, Weber M, Stimm B, Haber W, Furst C, Bendix J (2016) Compositional diversity of rehabilitated tropical lands supports multiple ecosystem services and buffers uncertainties. *Nat Commun* 7:11877. doi:10.1038/ncomms11877
- Liang J, Crowther TW, Picard N, Wiser S, Zhou M, Alberti G, Schulze E-D, McGuire AD, Bozzato F, Pretzsch H, de Miguel S, Paquette A, Hérault B, Scherer-Lorenzen M, Barrett CB, Glick HB, Hengeveld GM, Nabuurs G-J, Pfäusch S, Viana H, Vibrans AC, Ammer C, Schall P, Verbyla D, Tchebakova N, Fischer M, Watson JV, HYH C, Lei X, Schelhaas M-J, Lu H, Gianelle D, Parfenova EI, Salas C, Lee E, Lee B, Kim HS, Bruelheide H, Coomes DA, Piotto D, Sunderland T, Schmid B, Gourlet-Fleury S, Sonke B, Tavani R, Zhu J, Brandl S, Vayreda J, Kitahara F, Searle EB, Neldner VJ, Ngugi MR, Baraloto C, Frizzera L, Balazy R, Oleksyn J, Zawila-Niedzwiecki T, Bouriaud O, Bussotti F, Finer L, Jaroszewicz B, Jucker T, Valladares F, Jagodzinski AM, Peri PL, Gonmadje C, Marthy W, O'Brien T, Martin EH, Marshall AR, Rovero F, Bitariho R, Niklaus PA, Alvarez-Loayza P, Chamuya N, Valencia R, Mortier F, Wortel V, Engone-Obiang NL, Ferreira LV, Odeke DE, Vasquez RM, Lewis SL, Reich PB (2016) Positive biodiversity-productivity relationship predominant in global forests. *Science* 354(6309). doi:10.1126/science.aaf8957
- Lin X, Janak SL, Floudas CA (2004) A new robust optimization approach for scheduling under uncertainty. *Comput Chem Eng* 28(6–7):1069–1085. doi:10.1016/j.compchemeng.2003.09.020
- Lindo Systems, Inc. (2010) What's Best! Version 11.0 User's Manual, Lindo Systems, Inc., Chicago
- Markowitz HM (1952) Portfolio selection. *J Financ* 7(1):77–91. doi:10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x
- Markowitz HM (2010) Portfolio theory: as I still see it. *Annu Rev Financ Econ* 2(1):1–23. doi:10.1146/annurev-financial-011110-134602
- Mendoza GA, Sprouse W (1989) Forest planning and decision making under fuzzy environments: an overview and illustration. *For Sci* 35(2):481–502

- Neuner S, Knoke T (2017) Economic consequences of altered survival of mixed or pure Norway spruce under a dryer and warmer climate. *Clim Chang* 140(3–4):519–531. doi:10.1007/s10584-016-1891-y
- Neuner S, Beinhofer B, Knoke T (2013) The optimal tree species composition for a private forest enterprise—applying the theory of portfolio selection. *Scand J For Res* 28(1):38–48. doi:10.1080/02827581.2012.683038
- Neuner S, Albrecht A, Cullmann D, Engels F, Griess VC, Hahn WA, Hanewinkel M, Hartl F, Kolling C, Staupendahl K, Knoke T (2015) Survival of Norway spruce remains higher in mixed stands under a dryer and warmer climate. *Glob Chang Biol* 21(2):935–946. doi:10.1111/gcb.12751
- Palma CD, Nelson JD (2009) A robust optimization approach protected harvest scheduling decisions against uncertainty. *Can J For Res* 39(2):342–355. doi:10.1139/X08-175
- Pasalodos-Tato M, Mäkinen A, Garcia-Gonzalo J, Borges JG, Lämås T, Eriksson LO (2013) Review. Assessing uncertainty and risk in forest planning and decision support systems: review of classical methods and introduction of new approaches. *For Syst* 22(2):282. doi:10.5424/fs/2013222-03063
- Petoukhov V, Petri S, Rahmstorf S, Coumou D, Kornhuber K, Schellnhuber HJ (2016) Role of quasiresonant planetary wave dynamics in recent boreal spring-to-autumn extreme events. *Proc Natl Acad Sci U S A* 113(25):6862–6867. doi:10.1073/pnas.1606300113
- Pommerening A (2004) A review of the history, definitions and methods of continuous cover forestry with special attention to afforestation and restocking. *Forestry* 77(1):27–44. doi:10.1093/forestry/77.1.27
- Prestemon JP, Wear DN (2000) Linking harvest choices to timber supply. *For Sci* 46(3):377–389
- Pretzsch H, Block J, Dieler J, Dong PH, 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):712. doi:10.1051/forest/2010037
- Pretzsch H, Biber P, Schütze G, Uhl E, Rötzer T (2014) Forest stand growth dynamics in Central Europe have accelerated since 1870. *Nat Commun* 5:4967. doi:10.1038/ncomms5967
- Pretzsch H, Biber P, Uhl E, Dauber E (2015) Long-term stand dynamics of managed spruce–fir–beech mountain forests in Central Europe: structure, productivity and regeneration success. *Forestry* 88(4):407–428. doi:10.1093/forestry/cpv013
- Pukkala T (2016) Plenterwald, Dauerwald, or clearcut? *Forest Policy Econ* 62:125–134. doi:10.1016/j.forpol.2015.09.002
- Raes L, D’Haese M, Aguirre N, Knoke T (2016) A portfolio analysis of incentive programmes for conservation, restoration and timber plantations in Southern Ecuador. *Land Use Policy* 51:244–259. doi:10.1016/j.landusepol.2015.11.019
- Rahmstorf S, Coumou D (2011) Increase of extreme events in a warming world. *Proc Natl Acad Sci U S A* 108(44):17905–17909. doi:10.1073/pnas.1101766108
- Roessiger J, Griess VC, Knoke T (2011) May risk aversion lead to near-natural forestry? A simulation study. *Forestry* 84(5):527–537. doi:10.1093/forestry/cpr017
- Roessiger J, Griess VC, 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. *Ecol Model* 255:58–69. doi:10.1016/j.ecolmodel.2013.01.019
- Roessiger J, Ficko A, Clasen C, Griess VC, Knoke T (2016) Variability in growth of trees in uneven-aged stands displays the need for optimizing diversified harvest diameters. *Eur J For Res*. doi:10.1007/s10342-015-0935-6
- Romero C (2001) Extended lexicographic goal programming: a unifying approach. *Omega* 29(1):63–71. doi:10.1016/S0305-0483(00)00026-8
- Schütz J-P (2001) *Der Plenterwald und weitere Formen strukturierter und gemischter Wälder*. Parey, Berlin
- Snieidovich M (2012) Fooled by local robustness. *Risk Anal* 32(10):1630–1637. doi:10.1111/j.1539-6924.2011.01772.x
- Tamiz M, Jones D, Romero C (1998) Goal programming for decision making: an overview of the current state-of-the-art. *Eur J Oper Res* 111(3):569–581. doi:10.1016/S0377-2217(97)00317-2
- Weng YH, Crowe KA, Parker WH, Lindgren D, Fullarton MS, Tosh KJ (2013) Using portfolio theory to improve yield and reduce risk in black spruce family reforestation. *Silvae Genetica* 62(4–5):232–238
- Wilson JS, Baker PJ (2001) Flexibility in forest management: managing uncertainty in Douglas-fir forests of the Pacific Northwest. *For Ecol Manag* 145:219–227
- Yemshanov D, McCarney GR, Hauer G, Luckert MK, Unterschultz J, McKenney DW (2015) A real options-net present value approach to assessing land use change: a case study of afforestation in Canada. *Forest Policy Econ* 50:327–336. doi:10.1016/j.forpol.2014.09.016
- Yousefpour R, Jacobsen JB, Thorsen BJ, Meilby H, Hanewinkel M, Oehler K (2012) A review of decision-making approaches to handle uncertainty and risk in adaptive forest management under climate change. *Ann For Sci* 69(1):1–15. doi:10.1007/s13595-011-0153-4
- Ziemba WT, Mulvey JM (eds) (1998) *Worldwide asset and liability modeling*. Publications of the Newton Institute, vol vol 10. Cambridge University Press, Cambridge

11.2 Veröffentlichung II

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. *Canadian Journal of Forest Research*. doi: 10.1139/cjfr-2018-0546

Eingereicht am 20. Dezember 2018, veröffentlicht am 09. Januar 2020

Importance of considering the growth response after partial harvesting and economic risk of discounted net revenues when optimizing uneven-aged forest management

Katharina Messerer, Tim Kacprowski, Horst Kolo, Jan Baumbach, and Thomas Knoke

Abstract: Because of the very high complexity of modern optimization models based on single trees, uncertainties are often disregarded. In this study, we present a modelling approach that allows partial harvesting but is still simple enough to consider risk. Our modelling approach investigates whether the inclusion of timber price uncertainty influences the harvesting schedule. The model considers positive growth response to the density reduction that follows harvesting. Testing the impact of uncertainty, we define the discounted net revenues of each harvest operation as random variables. We compare harvest scheduling both with and without the inclusion of uncertainty. We first model growth response based on a partial-harvest schedule, without integrating uncertainty from timber price fluctuations. The results show that harvesting tree cohorts at different times is financially optimal. We run the same model again, including the risk of timber price fluctuations. The inclusion of risk leads to slightly greater differences in recommended harvest timings. Because of the small difference observed, we conclude that it is unlikely that risk arising from fluctuating timber prices would strongly affect the results for more complex forest economic models concerning the optimal harvest schedules.

Key words: uncertainty, forest management planning, forest stand optimization, risk integration, portfolio theory.

Résumé : Étant donné la très grande complexité des modèles d'optimisation modernes basés sur l'arbre individuel, on ignore souvent les incertitudes. Dans cette étude, nous présentons une approche de modélisation qui permet une récolte partielle mais est quand même assez simple pour tenir compte des risques. Notre approche de modélisation vérifie si l'inclusion de l'incertitude au sujet des prix du bois influence la programmation de la récolte. Le modèle tient compte de la croissance positive engendrée par la réduction de la densité qui résulte de la récolte. Pour tester l'impact de l'incertitude, nous définissons les revenus nets actualisés de chaque opération de récolte en tant que variable aléatoire. Nous comparons la programmation de la récolte en incluant ou non l'incertitude. Nous modélisons d'abord la réaction de la croissance sur la base d'une programmation de récolte partielle sans intégrer l'incertitude due aux fluctuations du prix du bois. Les résultats montrent que la récolte de cohortes d'arbres à différents moments est financièrement optimale. Nous avons utilisé le même modèle en incluant les risques associés aux fluctuations du prix du bois. L'inclusion des risques a engendré des différences légèrement plus importantes dans les moments recommandés pour la récolte. Étant donné que la différence observée est faible, nous concluons qu'il est peu probable que les risques associés à la fluctuation des prix du bois aient un impact significatif sur les résultats avec des modèles économiques forestiers plus complexes à propos des programmations de récolte optimales. [Traduit par la Rédaction]

Mots-clés : incertitude, planification de l'aménagement forestier, optimisation des peuplements forestiers, intégration des risques, théorie du portefeuille.

1. Introduction

There is a long tradition in forest economics to determine the stand rotation based on Faustmann's (1849) land expectation value (LEV). LEV is the present value of an infinite series of identical rotations. Pearse (1967), Chang (1998), and many others (see, e.g., Newman 1988) have applied and modified the Faustmann formula; however, their models mainly consider a forest stand as indivisible capital (Oderwald and Duerr 1990) to be harvested either in its entirety or not at all. Thus, although predefined thinning may be considered, partial regeneration harvests are not possible in these models. Because of their simplicity, these mod-

elling approaches have frequently been used as a foundation to integrate and investigate the influence of uncertainty on the optimal forest management (Buongiorno 2001; Dieter 2001; Schou et al. 2015). According to Buongiorno (2001), the Faustmann formula is a special case of a Markov decision process model in which uncertainty can be included. Dieter (2001) incorporated survival probabilities of spruce using the Faustmann formula and concluded that the optimal rotation period becomes shorter when uncertainty is included. Schou et al. (2015) used the Faustmann formula to optimize timing of final cuts and selection of tree species for regeneration in the context of a changing climate.

Received 20 December 2018. Accepted 21 December 2019.

K. Messerer, H. Kolo,* and T. Knoke. Institute of Forest Management, TUM School of Life Sciences Weihenstephan, Technical University of Munich, Hans-Carl-von-Carlowitz-Platz 2, Freising, Germany.

T. Kacprowski. Junior Research Group on Computational Systems Medicine, Chair of Experimental Bioinformatics, TUM School of Life Sciences Weihenstephan, Technical University of Munich, Freising, Germany.

J. Baumbach. Chair of Experimental Bioinformatics, TUM School of Life Sciences Weihenstephan, Technical University of Munich, Freising, Germany.

Corresponding author: Katharina Messerer (email: katharina.messerer@tum.de).

*Deceased.

Copyright remains with the author(s) or their institution(s). Permission for reuse (free in most cases) can be obtained from [RightsLink](https://www.rightslink.com).

In contrast to this tradition, there is another line of research based on intricate optimization approaches using single-tree harvests, known as “single-tree selection cuts”. This optimization approach, however, often disregards risks and uncertainties because of the high complexity of these models. For example, Tahvonen (2016) and others (Roessiger et al. 2016; Tahvonen et al. 2010; Tahvonen and Rämö 2016) recently used complex growth models and optimization algorithms to economically compare clear-cutting and continuous cover forestry. These studies concluded that it may never be optimal to clear-cut a forest but rather that it is preferable to apply variants of continuous cover forestry. Such approaches build on many input variables, which are subject to risks and uncertainties. For example, these models provide comprehensive input information for future tree growth, timber quality, costs and timber prices, revenues, time preference of decision-makers, and tree survival. However, precise information about aspects of these parameters may be lacking in practice, for example, because of fluctuating timber prices and variations in growth rates resulting from extreme weather events or climate change.

Integrating risk and uncertainty into forest models is fundamental for forest management and decision-making but has often been ignored by assuming risk-neutral decision-makers (Zhou and Buongiorno 2019). Risks and uncertainties that have been considered in the optimization of harvest schedules can be grouped into calamities, tree growth dynamics, and market risks. For example, climate change (Jacobsen and Thorsen 2003; Hlásny et al. 2017), extreme weather events (Hanewinkel et al. 2010), and bark beetle populations, as well as a combination of these risks, have been considered in the form of survival probabilities of certain tree species (Paul et al. 2019). Braze and Mendelsohn (1988) simulated timber price volatility to derive reservation prices, which indicate when it is better to harvest a forest stand. Knoke et al. (2001) accounted for timber price risk to analyze the attractiveness of silvicultural management strategies. An important result of previous studies is that the consideration of risks may lead to income smoothing (Pearce et al. 2003) and associated even-flow timber harvesting (Hahn et al. 2014b; Härtl et al. 2013; Härtl and Knoke 2014; Roessiger et al. 2011). To optimize forest stand composition, researchers have also considered various decision variables such as tree species selection and various harvest timings (the point in time when trees of a certain age are harvested) (e.g., Brunette et al. 2017; Dragicevic et al. 2016; García-Robredo 2018; Messerer et al. 2017). A well-established method to consider uncertainty is the application of the portfolio theory in forest stand optimization (Matthies et al. 2019). The portfolio theory, created by the economist Markowitz (1952), defines the variation of a single asset's return (its standard deviation (SD)) as risk and minimizes the overall risk of the portfolio, given a predefined return, by an appropriate diversification of the portfolio's composition.

Considering the risk attitude of decision-makers is important (Buongiorno et al. 2017). The previously mentioned portfolio models generally assume risk-averse decision-makers. This assumption is more appropriate than the common assumption of risk neutrality that is often made in forest management. Decision-makers in forestry tend to be averse to fluctuations in the return criteria (Zhou and Buongiorno 2019). In forest management optimization, Mills and Hoover (1982) were among the first researchers to apply portfolio theory to analyze diversification effects when allocating capital to forestry, agriculture, or financial investment options. Knoke and Wurm (2006) tested the optimal proportion of an admixture species under different risk assumptions. Hyytiäinen and Penttinen (2008) optimized the financial returns in harvest decisions for private forest owners. Brunette et al. (2017) built portfolios for optimal tree species compositions with data from the national forest inventory in France to establish forests resistant to abiotic risks. Buongiorno et al. (2017) used Markov decision-making to consider upper bounds for the vari-

ance when maximizing the expected value of their decision criteria. For our study, it is important that several silvicultural activities, including partial harvests, form components of a portfolio (Messerer et al. 2017; Roessiger et al. 2011, 2013). We therefore apply a portfolio theoretic approach to integrate the impact of risks for a risk-averse decision-maker into our analyses.

However, aligning consideration of risk with more realistic growth assumptions in forest management decision-making has rarely been tested. New model concepts may be based on the generally valid assumption that residuals, the trees that remain after any kind of forest management treatment such as timber harvesting or thinning, show a positive volume growth response (Bose et al. 2018). The trees remaining after partial harvests will hereinafter be referred to as residuals. However, the growth response to reducing tree density is a complex and multilayered issue, which has been widely investigated and intensively discussed over the last two centuries. For example, the duration, intensity, and generality of “thinning shocks” after harvests are still not fully understood (Pukkala et al. 2002; Sharma et al. 2006). Some studies have shown that residuals need time to acclimatize to the new situation before increasing growth (Picchio et al. 2018), whereas other studies have observed immediate increases in growth response (Norgrove and Hauser 2002). Furthermore, the response to thinning depends on the age of the forest stands, as well as the shade tolerance of the species (Jones et al. 2009). Generally speaking, younger trees show a greater growth response than older stands. Consequently, the growth response to thinning varies with tree species, tree age, and thinning intensity (Gyawali and Burkhart 2015). In addition, an effect known as asymmetric competition can lead to the unequal use of the available resources by the residuals, with larger trees benefitting to a greater extent (Bose et al. 2018).

To the best of our knowledge, there is no economic optimization model based on growth responses of residuals after harvesting that integrates economic risk (e.g., fluctuating timber prices) into a financial portfolio optimization process. We develop a simple version of such a model to analyze the following questions:

- (i) Will simulated growth responses of residuals after partial harvest lead to silvicultural alternatives to clear-cutting when maximizing the soil expectation value?
- (ii) How will incorporating both growth response and timber price risk in a theoretic portfolio extension of the basic model change the harvesting patterns when maximizing the value at risk (VaR)?

Our new model approach is described in section 2, starting with the general concept of the modelling, followed by the structure of the model and the baseline optimization scenario (BLS). Next, the individual parameters of the model are explained and introduced before the mathematical model and its objective functions are presented. We then explain how to test the robustness of our model approach with a sensitivity analysis, followed by the results of our study (section 3). Afterward, we return to our original question about modelling optimization for a partial harvest with integrated risk and discuss the results (section 4).

2. Materials and methods

In this section, we first give an overview of the model's core concepts. We then describe how we dealt with nonlinearity imposed by considering growth responses using a combinatorial approach that guarantees finding a global optimum (section 2.1). In section 2.2, we describe the model parameters used, including timber prices, net revenues, assumptions concerning the value growth gain of residuals, and the simulation of variability in discounted net revenues. Subsequently, we explain how we maximized our objective functions: the net present value (NPV; section 2.3) and the risk-sensitive VaR (section 2.4). Finally, we

outline how we carried out our sensitivity analysis (section 2.5). Our model combines various core concepts, starting with keeping the model simple. To investigate the effect of including risk on the output of a forest management optimization model, we developed a stylized model that incorporates volume growth in response to harvesting activities, as well as timber price volatility. Using this conceptual model, we compared the outputs for optimal forest stand management of our baseline growth response scenario (BLS) with those of scenarios without growth response and with those of scenarios that take risk into consideration. The core idea for this approach was based on a model by Knoke et al. (2017); however, their model used artificial data, did not consider risk, and was based on nonlinear optimization, which does not guarantee achievement of the true global optimum. We extended this model to include a full iteration for every possible partial-harvest timing combination and included fluctuating timber prices as our risk assumption to assess whether consideration of economic risk changed the optimal harvest schedule. The combinatorial approach allowed for exact solutions to our optimization problem, which took into consideration growth responses; as such, the model approach was nonlinear.

The original method described by Knoke et al. (2017) combined calculations of (i) discounted net revenues for the harvesting of spatially contiguous tree cohorts from the current stand with (ii) the LEV of new age cohorts established after the harvesting of the current timber, also discounted to the present time. Starting with the second rotation and applied thereafter, the optimal rotations match the optimal forest rotation based on the formula of Faustmann (1849). The harvesting decisions concerning the initial stand were considered separately from those of the subsequent age cohorts. This was necessary because the classic LEV is determined by a constant rotation period. The classical method does not allow for the rotation period of the first (partial) harvest to be different from subsequent rotations. However, to optimize the revenues from timber yield, the first harvest period may be shorter or longer than the subsequent optimal rotation of the newly established age cohorts. This is due to the growth response of the residuals after the initial partial harvest.

In our model, two different objective functions can either maximize the LEV or maximize the VaR by applying the optimal combination of harvest timings, depending on the exclusion or inclusion of timber price risk. LEV discounts all future cash flows to the present time. By introducing a combined objective function that allows the use of a different rotation for the initial harvest than that used for subsequent harvests, we were able to maximize total LEV, consisting of the NPV of the first rotation and the appropriately discounted LEV of all following rotations. In this way, an unlimited time horizon has been included in the optimization.

When accounting for timber price risk, we aimed to maximize the VaR. Classically, “VaR of a portfolio is the lowest amount that a loss will not exceed” (Cid et al. 2011). In our study, VaR is a lower quantile of an assumed normal distribution of possible LEVs. This quantile will be exceeded with a predefined probability, which was 95% in our basic analysis.

2.1. Structure of the combinatorial model

Given the nonlinearity of our model, a combinatorial approach was the only option to obtain exact results. Our simulated forest stand was divided into five uniform and spatially contiguous tree cohorts (I–V) of Norway spruce (*Picea abies* (L.) Karst.) (Fig. 1), each of the same age. Each cohort in the stand could be harvested individually at a different time, collectively at the same time, or as several groups of cohorts. Thus, all possible harvest schedules were represented. We defined harvest timing as the age of the even-aged cohort at the time of harvest. We were especially interested in the harvest schedule of these five cohorts under varying conditions, as well as the change in recommended harvest timings in the optimization process when we included the growth

responses of the remaining cohorts and the possible variation of the discounted net revenues due to fluctuating timber prices.

At the beginning of the simulation, the forest stand was even-aged and uniform. Cohorts could be harvested individually between the ages of 30 and 100 years, with the model using 5-year increments. Any harvesting combination of the cohorts was allowed, leading to a total of $\binom{15}{5} = 11\,626$ possible harvesting combinations. For example, a possible combination could be to harvest one cohort at age 40, one at age 55, and the other three at age 75. After a cohort was first harvested, its artificial reestablishment was simulated, and each cohort was then managed with the optimal rotation. We determined the optimal rotation period using the maximum of the classic LEV for an even-aged stand as specified by the Faustmann formula (Faustmann 1849). The maximum LEV was calculated prior to optimizing the schedule, inserted into the model after the harvesting of a tree cohort, and discounted to the present. To keep our model tractable with the combinatorial approach, we disregarded possible growth responses of the newly established age cohorts. A possible diversification that may result from different harvest timings for the cohorts in the first rotation may finally lead to a structured, uneven-aged forest stand in the long term, consisting of five different age cohorts.

Figure 1 shows the structure and the sequence of our model. Our input data included the total timber volume at each harvest age, harvesting costs per cubic metre, and mean timber prices per cubic metre according to age and expected assortments (see Roessiger et al. 2011). Thus, the net revenue for each possible harvest schedule could be calculated for each cohort. The change of the net revenue over 5 years was used to calculate the value growth factor. Because harvest age was defined between 30 and 100 years, we had 15 possible harvest timings for each cohort. The model was created in R (R Core Team 2013), and the code can be seen on GitHub (<https://github.com/01122015/Forest-Optimization.git>). We used a computer with a Core i7-4790 processor (Intel, Santa Clara, Calif., USA) with a main memory of 32 GB. One run of the model took about 10 s.

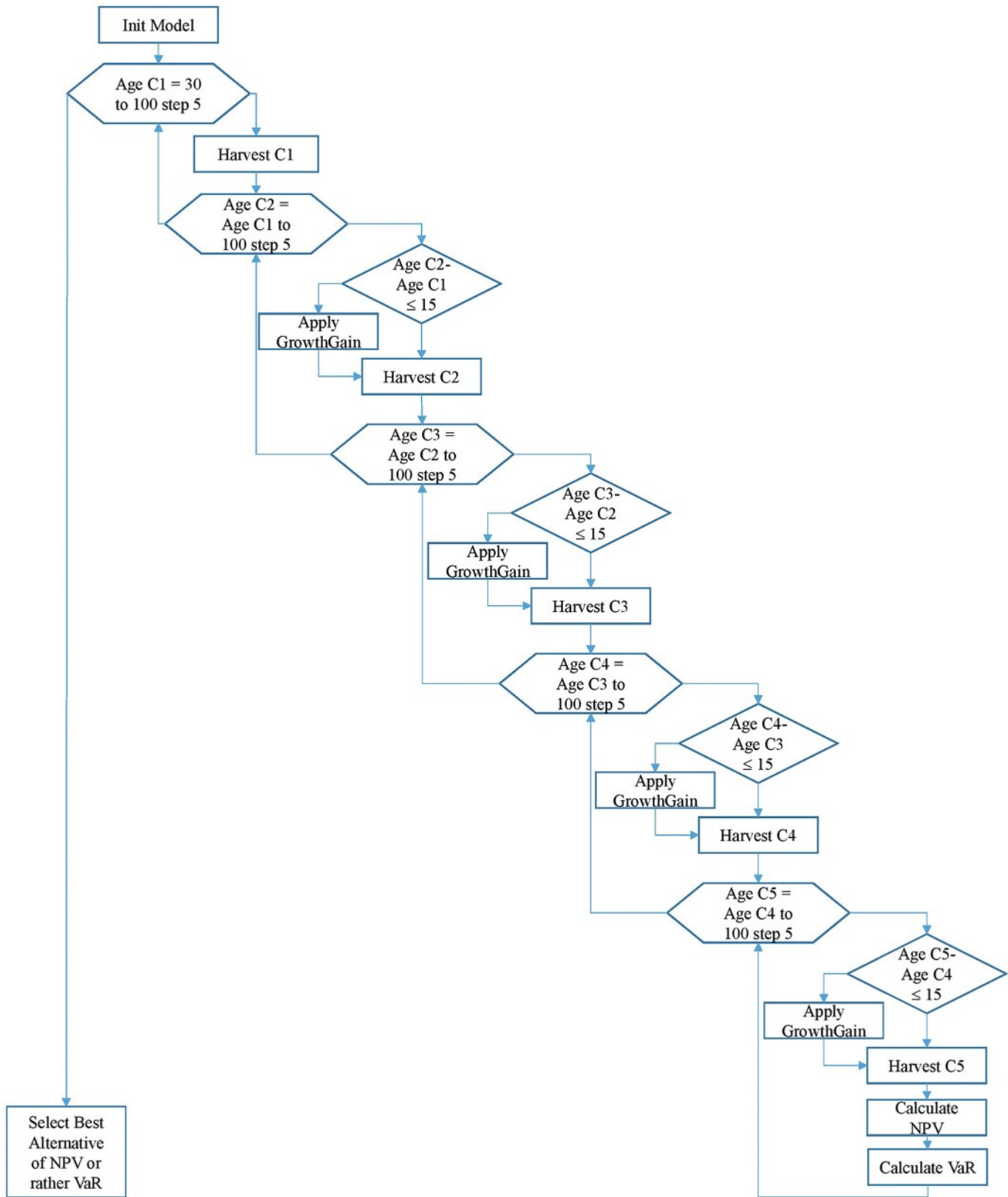
All cohorts started at a possible harvest age of 30, and the harvest age of cohort V was changed in 5-year steps from 30 to 100 years, with each change resulting in a new combination. In the second sequence modelled, cohorts I, II, and III were harvested at age 30; cohort IV was harvested at age 35; and the harvest age of cohort V was changed in 5-year steps from 35 to 100 years. The simulation continued until all cohorts were harvested at an age of 100. Table 1 shows an example with three different cohorts and three possible harvest timings.

2.1.1. Simulated scenarios

In the BLS, we used the additional value growth, consistent with recent forest economic models (e.g., Tahvonen 2016). Growth response scheme 1 shows the value growth gain after harvesting (Table 2). The discount rate for the BLS was 2%. The BLS optimization was focused on maximizing the NPV and thus, in our model, did not consider the fluctuating timber prices, thereby excluding price risk. The optimal rotation time, beginning at the second harvest and continuing thereafter, was 60 years. This aligns with the precalculated rotation times using Faustmann’s formula.

In addition to the BLS, we needed a scenario without any uncertainty or growth response. In scenario 1 (S1), we used the LEV of the cohorts and the optimal rotation to calculate the harvest schedule. In scenario 2 (S2) and scenario 3 (S3), we integrated uncertainty. For S2, we optimized the VaR, excluding growth response. In S3, we again used the assumptions from the growth response scheme 1 (equal to the BLS), a 2% discount rate, a coefficient of variation (CV) of 20% of the discounted net revenues, and a quantile of 5% of the normal distribution for the VaR. The objective function of S3 maximized the VaR. Thus, our BLS was much

Fig. 1. Structure and sequences of our model. The net revenue for each possible harvest schedule was calculated for each of the five cohorts (C1–C5). We used five similar loops in R (R Core Team 2013) to model all 11 626 possible combinations of harvesting schedules. Following these loops, the net present value (NPV) and the value at risk (VaR) of all possible combinations were calculated, taking into account the discounted land expectation values (LEVs) of the newly established age cohorts for these combinations. Finally, the combinations resulting in the optimized NPV and VaR were selected. [Colour online.]



Can. J. For. Res. Downloaded from www.nrcresearchpress.com by Mrs. Katharina Messerer on 03/31/20
For personal use only.

Table 1. Possible combinations of three exemplary cohorts (C1, C2, and C3) and their three different harvest timings.

Combination	C1	C2	C3
1	Φ	Φ	Φ
2	Φ	Φ	O
3	Φ	Φ	Δ
4	Φ	O	O
5	Φ	O	Δ
6	Φ	Δ	Δ
7	O	O	O
8	O	O	Δ
9	O	Δ	Δ
10	Δ	Δ	Δ

Note: Φ, harvesting at the age of 65 years; O, harvesting at the age of 50 years; Δ, harvesting at the age of 80 years.

simpler than, but comparable with, recent sophisticated forest economic model approaches, and we subsequently introduced uncertainty.

A comparison of the BLS with other scenarios is shown in Table 3. We also connected the BLS with a focus on the outcomes of 14 other harvest schedule scenarios in a sensitivity analysis. Sensitivity scenarios are presented in section 2.5.

2.2. Model parameters

2.2.1. Timber prices, net revenues, and value growth factor

In this study, the net revenues were based on the volume of harvestable timber per harvest event in each cohort. The relative annual change in net revenues over one 5-year period resulted in our annual value growth factor. The additional value growth attributed to the growth response of residuals was added as a proportional increase of the annual value growth factor and thus transferred directly into higher net returns. For example, the simulated growth of a stand aged 70 years yields net revenues of €5231 per cohort without any prior silvicultural management. If there is no timber removal on other cohorts, this cohort would yield €5691 after 5 years. After the removal of at least one of the other cohorts, the remaining cohorts would yield €5833 after 5 years, which is almost €150 more per cohort. The data set used for this study was based on harvest volume from long-term field trials, adapted to current growth conditions (Hofmann 2014). Mean harvest costs of €25 m⁻³ were applied. The expected proportion of timber assortments per harvest used to calculate net revenues was taken from Roessiger et al. (2011), and the associated wood prices were taken from the Bavarian Ministry of Food, Agriculture and Forestry (Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten 2015). Table 4 gives an overview of the harvested volume, the resulting net revenues of one cohort for each possible harvest timing if no additional value growth is added, the discounted NPVs, and uncertainty as an assumed variation of 20% of the net revenue. Mean timber prices of the different assortments over a period of 40 years were calculated. The costs for the artificial regeneration of Norway spruce are €2000 ha⁻¹.

2.2.2. Value growth gain of residuals after partial harvesting

After disturbances and silvicultural interventions, the residuals usually show an increased net timber volume gain (Bobinac et al. 2018; Franklin et al. 2009; Knoke and Plusczyk 2001). We incorporated this effect into our model; when one or more cohorts are harvested, the residuals show increased value growth factors. We included the increased volume growth directly into the net revenues. Thorpe et al. (2007) showed the growth response for black spruce (*Picea mariana* (Mill.) Britton, Sterns & Poggenb.) after partial harvesting, depending on tree age. Additional growth in their

study peaked 8–9 years after harvesting, with up to two times the radial growth, before slowly decreasing thereafter. As we assumed constant higher growth values in our partial-harvest BLS, the growth gain was maintained for the following 15 years, equivalent to three potential harvesting periods. We staggered the additional growth depending on the age of the harvested cohort (Table 2). For the BLS, we used data from a previous study (Knoke and Plusczyk 2001) to establish the values for this gain after harvesting operations. The data for growth response from Knoke and Plusczyk (2001) were derived from a field experiment combined with growth simulations. In their study, age cohorts were established in a spruce stand at age 40. The growth of this uneven-aged stand was simulated with the space-dependent growth model SILVA (Pretzsch et al. 2002) and compared with the simulated growth of a fully stocked, even-aged stand. The observed increase in timber volume measured in this study was identical to the simulated growth gains (Knoke and Plusczyk 2001). Value growth and value gain factors are shown in Table 2. Bose et al. (2018) reported similar, even higher, relative growth effects in remaining stands after thinning. The observed relative volume growth after thinning was between 0.01 and 0.09 for North American softwood species. They clearly observed an increase in the relative annual growth rate for all tree species investigated. In our study, after a period of 15 years with increased value growth rates, the trees were again simulated to the original value growth rate expected for their respective age without prior harvesting (as shown in Table 2). We excluded higher growth rates from future rotations, despite the potential to underestimate the real growth rates because of higher crown plasticity and, consequently, higher individual tree crown growth in continuous cover forests (Pretzsch and Rais 2016).

2.2.3. Variability of discounted net revenues: CV

The consideration of timber price risk may lead to diversification of harvest timings as a consequence of the tendency to smooth income fluctuations, which is typical for risk-averse decision-makers (Pearce et al. 2003). For example, various studies have shown that decision-makers would distribute timber harvests more evenly over time if they were risk averse rather than risk neutral (Hahn et al. 2014; Härtl et al. 2013). The impact of timber price risk changed the distribution of timber harvests over time.

To implement the consideration of risk into our model, we used the possible variation of discounted net revenues presented as their SD. We assumed that the discounted net revenues, when considered as a random variable, were normally distributed, so that their distribution could be fully characterized by their expected value and SD. Because we assumed that this variation was mainly caused by the fluctuation of timber prices, we used random timber prices showing temporal independence from one 5-year period to the next 5-year period. To approach possible SDs for discounted net revenues, we used an assumed CV based on SDs published in existing studies. CVs have previously been used to model financial risk in forest management (Hahn et al. 2014b; Härtl et al. 2013; Härtl and Knoke 2014).

We assumed a CV of 20% (explained later in this section) for the discounted net revenues obtained from harvesting a tree cohort. Thus, we calculated an SD for each discounted net revenue by multiplying the expected discounted net revenue by 0.2. Both the discounted net revenues and the SDs are shown in Table 4.

We based our estimation for the size of the variation of the discounted net revenues on timber price volatility. Knoke et al. (2001) showed that Bavarian timber prices were normally distributed between 1953 and 1998, showing a CV of 26%. The assumption of normally distributed timber prices is common in forest science studies (Brazee and Mendelsohn 1988). With a CV of 20%, we assumed the size of the variation to be slightly smaller than supported by empirical evidence to account for consistent prices over time (Knoke et al. 2001). We used a sensitivity analysis to

Table 2. The value growth factors and additional value growth of remaining cohorts after the harvesting of one or more other cohorts.

Age (years)	Value growth gain, BLS	Value growth gain, S2	Value growth factor without response	Total value growth with response, BLS	Total value with growth response, S2
30	+0.0075	+0.015	1.1001	1.1076	1.1151
35	+0.0075	+0.015	1.0744	1.0819	1.0894
40	+0.0075	+0.015	1.0548	1.0623	1.0698
45	+0.0075	+0.015	1.0455	1.0530	1.0605
50	+0.005	+0.01	1.0330	1.0380	1.0430
55	+0.005	+0.01	1.0289	1.0339	1.0389
60	+0.005	+0.01	1.0250	1.0300	1.0350
65	+0.005	+0.01	1.0227	1.0277	1.0327
70	+0.005	+0.01	1.0170	1.0220	1.0270
75	+0.005	+0.01	1.0158	1.0208	1.0258
80	+0.005	+0.01	1.0133	1.0183	1.0233
85	+0.005	+0.01	1.0126	1.0176	1.0226
90	+0.005	+0.01	1.0105	1.0155	1.0205
95	+0.005	+0.01	1.0102	1.0152	1.0202
100	+0.000	+0.005	1.0000	1.0000	1.0050

Note: The value growth factor is a multiplicative factor for calculating the value growth of a certain standing timber volume over the following 5 years. The additional value growth is dependent on the stand age. Total value growth assumes that at least one cohort was harvested within the last 15 years. Growth response scheme 2 was used in the sensitivity analysis later in this paper. BLS, baseline scenario; S2, scenario 2.

Table 3. Overview of the BLS and the sensitivity analysis.

Scenario	CV of the discounted net revenue	Quantile(s) of the normal distribution	Additional growth	Discount rate
BLS			See Table 2	2%
VaR optimization standard risk scenario	20%	5%		
VaR optimization without growth response	10%, 20%, or 50%	1%, 5%, and 10%	No increase	From 1% to 3.5% in 0.5% increments
Sensitivity analysis	10% or 50%	1% and 10%	Increase, see Table 2	From 1% to 3.5% in 0.5% increments

Note: CV, coefficient of variation; VaR, value at risk.

Table 4. Harvested timber volume and net revenues according to age and cohort and calculated net present values (NPVs) per age and cohort with corresponding standard deviation (SD).

Age (years)	Volume without bark per cohort (m ³)	Net revenues per cohort (€)	Discounted net revenues per cohort (€)	SD per cohort (€)
30	35	809	447	89
35	46	1304	652	130
40	56	1868	846	169
45	64	2438	1000	200
50	71	3047	1132	226
55	78	3583	1206	241
60	84	4132	1259	252
65	90	4675	1291	258
70	95	5231	1308	262
75	100	5691	1289	258
80	105	6156	1263	253
85	109	6575	1221	244
90	113	6999	1178	236
95	117	7373	1124	225
100	120	7756	1071	214

explore how higher variations would impact the results. The 20% CV was in the same order of magnitude as the variability of NPVs reported in other studies. For example, [Hildebrandt et al. \(2010\)](#) studied prices for Douglas-fir (*Pseudotsuga menziesii* (Mirb.) Franco) and rauli (*Nothofagus alpina* Poepp. & Endl.) Oerst.) in mixed plantations in southern Chile and reported CVs of 37% and 13%, respectively. [Knoke et al. \(2005\)](#) calculated CVs for Norway spruce for Central Europe; depending on the market model, these values ranged from 15% to 22%. Similar results were observed by [Griess](#)

and [Knoke \(2013\)](#), who reported the NPVs of mixed stands of Norway spruce and European beech (*Fagus sylvatica* L.). Depending on the mixing ratio of selected species, CVs of 28% and 22% were found.

As part of the combinatorial process previously described, we also calculated SD for each single-cohort harvesting within each combination. Based on these SDs, we calculated the variance of the sum of the discounted net revenues and the resulting VaR (eqs. 4 and 5 in section 2.4). The quantile of the VaR was chosen as

Table 5. Distribution of wood assortments by percentage.

Age (years)	10–14	15–19	20–24	25–29	30–34	35–39	40–49	50+	Industrial wood
20	0.20	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.79
25	0.28	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.61
30	0.36	0.20	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43
35	0.27	0.31	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31
40	0.18	0.43	0.18	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.19
45	0.15	0.33	0.27	0.11	0.01	0.00	0.00	0.00	0.13
50	0.12	0.22	0.35	0.20	0.02	0.00	0.00	0.00	0.08
55	0.10	0.17	0.30	0.26	0.10	0.01	0.00	0.00	0.06
60	0.07	0.13	0.25	0.31	0.17	0.02	0.00	0.00	0.05
65	0.05	0.11	0.20	0.29	0.22	0.08	0.01	0.00	0.03
70	0.03	0.10	0.15	0.27	0.27	0.14	0.01	0.00	0.02
75	0.03	0.08	0.14	0.24	0.27	0.18	0.05	0.00	0.02
80	0.02	0.06	0.12	0.21	0.27	0.22	0.08	0.00	0.01
85	0.02	0.05	0.10	0.19	0.25	0.23	0.14	0.00	0.01
90	0.01	0.05	0.08	0.17	0.23	0.24	0.20	0.00	0.01
95	0.01	0.04	0.08	0.15	0.22	0.24	0.25	0.00	0.01
100	0.01	0.03	0.07	0.12	0.20	0.24	0.31	0.01	0.01
105	0.01	0.03	0.07	0.12	0.20	0.24	0.31	0.01	0.01
110	0.01	0.03	0.07	0.12	0.20	0.24	0.31	0.01	0.01
115	0.01	0.03	0.07	0.12	0.20	0.24	0.31	0.01	0.01
120	0.01	0.03	0.07	0.12	0.20	0.24	0.31	0.01	0.01

a measure of risk aversion. Thus, the maximization of the VaR is the second objective function. Both objective functions are linked, and equivalent harvest combinations are considered. In effect, we obtained results of the VaR for the maximum NPV, as well as the NPV for the maximum VaR, addressing our hypothesis.

When aggregating the SDs of single cohorts, we assumed the discounted net revenues of cohorts harvested at different times to be independent, leading to correlations of 0 between discounted net revenues. However, harvesting two or more cohorts at the same time implied a correlation of 1 between their discounted net revenues. This model suggests that a diversification of harvest timings with subsequent establishment of age cohorts leads to a reduced SD of the sum of the discounted cash flows.

2.3. Maximizing the NPV

We used a nonlinear model to describe the increased growth of the residuals resulting from the harvest of the different age cohorts, as well as the resulting improvement in economic returns from a higher harvesting volume. In this, the main objective, which maximizes the economic return Y , is defined as follows:

$$(1) \quad Y = \sum_{i \in L} Y_i = \sum_{i \in L} [y_i(t) + z_i(t)]$$

where Y_i is the economic return or LEV of an age cohort i , consisting of the discounted net revenues over the first harvest period (y) and the appropriately discounted LEV, depending on the first rotation time, over all subsequent rotation periods (z). $L = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ represents the five cohorts of the forest stand.

In this equation, $y_i(t)$ is part of the economic return and indicates the discounted net revenues of cohort i over the first harvest period, consisting of the investment for its establishment and the discounted net revenues from harvesting the crop timber, depending on its respective harvest timing, given by the following:

$$(2) \quad y_i(t) = I + d_i(t) \times (1 + r)^{-t}$$

where I is the cost of artificial regeneration of one cohort, $d_i(t)$ is the net revenue from harvesting the timber at time t , r is the discount rate, and t is the time of harvest.

The variable $d_i(t)$ is the net revenue when harvesting 0.2 ha of timber at age t , which is defined as

$$d_i(t) = V(t) \times [P(t) - C]$$

where $V(t)$ is the harvested timber volume of a cohort at age t with the corresponding assortment, $P(t)$ is the mean timber price at age t for the specific assortment, and C is the harvesting cost. The percentage of the distribution of the assortments per harvest period was taken from Roessiger et al. (2011) and is shown in Table 5.

The variable $z_i(t)$ in eq. 1 is given by the following:

$$(3) \quad z_i(t) = LEV_i \times (1 + r)^{-t} = \left[\frac{-I \times (1 + r)^T + d_i(T)}{(1 + r)^T - 1} \right] \times (1 + r)^{-t}$$

where LEV_i is the LEV of cohort i managed and harvested in its optimal rotation (T), discounted to the starting point (equal to the length of the first rotation of cohort i). $d_i(T)$ is the net revenue of the final timber crop at rotation T . T depends on the discount rate and was calculated with the Faustmann formula. For S1 with a discount rate of 2%, T is 70 years. LEV was calculated with the classical Faustmann formula. $d_i(T)$ is defined as

$$d_i(T) = V(T) \times [P(T) - C]$$

This is similar to $d_i(t)$, except it has a fixed rotation age T , the pre-optimized optimal forest stand rotation for all cohorts starting from the second rotation and continuing.

Thus, Y is the economic return or LEV computed over an unlimited time period consisting of the discounted net revenues ($y_i(t)$) of the first rotation and the LEV ($z_i(t)$) of all following periods, discounted to the present.

2.4. Maximizing the VaR

We decided to use VaR as the risk measurement for this study because it has been successfully applied to the optimization of forest stand portfolios under uncertainty in several previous studies (Eyvindson et al. 2018; Hahn et al. 2014; Härtl et al. 2013). The VaR is a risk measurement originally developed for the financial

Table 6. Differences in NPVs and VaRs with changes in the various parameters.

Scenario	CV	Quantile	Discount	Growth	NPV (€)	VaR (€)
NPV (S1)			0.02	without	5 216	3 054
VaR (S2)	0.2	0.05	0.02	without	5 108	4 166
NPV (BLS)			0.02	normal	5 654	4 388
VaR (S3)	0.2	0.05	0.02	normal	5 644	4 614
VaR (S4)	0.1	0.05	0.02	normal	5 649	5 131
VaR (S5)	0.5	0.05	0.02	normal	5 644	3 069
NPV (S6)			0.02	2 × normal	6 953	5 683
VaR (S7)	0.2	0.05	0.02	2 × normal	6 953	5 683
NPV (S8)			0.01	normal	23 275	20 512
VaR (S9)	0.2	0.05	0.01	normal	23 275	20 512
NPV (S10)			0.015	normal	10 042	8 174
VaR (S11)	0.2	0.05	0.015	normal	10 037	8 521
NPV (S12)			0.025	normal	3 051	1 893
VaR (S13)	0.2	0.05	0.025	normal	3 019	2 283
NPV (S14)			0.03	normal	1 834	991
VaR (S15)	0.2	0.05	0.03	normal	1 817	1 268
NPV (S16)			0.035	normal	1 070	416
VaR (S17)	0.2	0.05	0.035	normal	1 032	611

sector, which combines expected economic return and its variability, quantified by the SD of the economic return. VaR can be perceived as a variance penalized expected value. In our study, the VaR marks a quantile of a normal distribution of the NPV for which, with a certain probability, a lower limit of economic return is met.

To compare the results obtained without any risk assumptions with those that were derived taking economic risk into account, we used the complete set of combinations of harvest timings from our model (see section 2.1) to calculate the VaR for these different harvesting schedules. We searched for the best combination, which showed the highest VaR. The optimal portfolio is equivalent to the optimal harvest timing for the five cohorts in this study, and the single assets of the portfolio are the various tree cohorts to be harvested. The approach is oriented toward a portfolio optimization method described by Roessiger et al. (2011, 2013). VaR is calculated as follows:

$$(4) \quad \text{VaR} = \Phi^{-1}(\alpha, Y, \text{SD}(Y))$$

The formula for VaR includes four items. The first is Φ^{-1} , the inverse of the normal distribution. The quantile of the normal distribution, α , needs to be determined; in our BLS, we used the quantile $\alpha = 5\%$, which required the solution to exceed the 5% quantile with a probability of 95%. The formula uses the expected return Y , calculated using eq. 1, and the SD of the return, $\text{SD}(Y)$, of a certain combination of harvest times, which is calculated as

$$(5) \quad \text{SD}(Y) = \sqrt{\sum_{i \in I} \text{sd}(Y_i)^2 + \sum_{i \in I} \sum_{j \in I(j \neq i)} r_{ij} \times \text{sd}(Y_i) \times \text{sd}(Y_j)}$$

where $\text{sd}(Y_i) = \sqrt{[0.2 \times y_i(t)]^2 + [0.2 \times z_i(t)]^2}$, Y_i is the economic return of tree cohort i , and i and j are two different tree cohorts. If i and j are harvested at the same time, the correlation coefficient $r_{ij} = 1$. If they are harvested at different times, $r_{ij} = 0$. In the latter case, the second term under the square root in eq. 5 vanishes. The assumed CV of the discounted net revenues ($y_i(t)$, $z_i(t)$), is 0.2 and is thus our measure of uncertainty.

2.5. Sensitivity analysis

We compared the BLS with the outcomes of 14 additional harvest schedule scenarios. We used these 14 harvest schedules as our

sensitivity analysis to test which starting conditions changed the results. The resulting scenarios of the sensitivity analysis were the evaluations for two further levels for the CV of the discounted net revenue (meaning the assessment of different risk levels; scenarios 4 and 5 (S4 and S5)). In addition, we changed the level of risk aversion by changing the quantiles of the normal distribution used for the VaR calculation to 1% and 10%.

An increased growth gain (Table 2; scenarios 6 and 7 (S6 and S7); growth response scheme 2) and different discount rates (from 1% to 3.5% changed in 0.5% increments; scenarios 8–17 (S8–S17)) complete the sensitivity analysis. The different growth response schemes reflected higher rates of tree growth under certain circumstances. This could result from temporary positive growth response effects of climate change on tree growth, extraordinarily good stand conditions, or improved site conditions. The sensitivity analysis changes are summarized in Table 6.

The sensitivity analysis can be clearly differentiated from the timber price risk assumptions of the model itself. Timber price risk is based on probabilities, whereas sensitivity studies analyze the consequences of a variation of specific assumptions made.

3. Results

3.1. The optimal harvest timing for five Norway spruce cohorts

With a discount rate of 2%, the classical Faustmann optimization (S1) revealed an optimal rotation of 70 years and concluded with a clearcut of all tree cohorts at the same time, considering the forest stand as indivisible capital. However, when considering a gain in value growth of residuals after another tree cohort is harvested (BLS), it is no longer optimal to harvest all cohorts at an age of 70. By harvesting cohort I at age 40, partial stand regeneration is started and the harvests of cohorts II and III follow at increments of 15 years each. The final harvest is then carried out at age 75 by harvesting cohorts IV and V at the same time. S2 considers risk in terms of fluctuating timber prices but excludes growth response; it also leads to diversification of harvest timings. However, regeneration starts later, at an age of 55, with subsequent regeneration harvests in 5-year periods so that the final harvest takes place at age 75. Combining the effects of growth responses with the consideration of risk (S3) leads to similar harvest patterns as considering only growth responses (BLS). In S3, regeneration starts at age 45; continues at ages 60, 70, and 75; and concludes at age 80. Consequently, the influence of considering timber price risk in addition to growth responses appears to have a minimal

Table 7. Results of the harvesting schedules for the BLS, S1, S2, and S3, maximizing either NPV (BLS and S1) or VaR (S2 and S3). [Colour online.]

OF	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100	NPV	VaR
NPV (S1)									I, II, III, IV, V							5 216	3 054
VaR (S2)						I	II	III	IV	V						5 108	4 166
NPV (BLS)			I			II			III	IV, V						5 654	4 388
VaR (S3)			I			II			III	IV	V					5 644	4 614

Note: The numbers in the top row indicate the age of the trees in years, and the Roman numerals refer to the five tree cohorts (I–V). Harvest ages of the cohorts are marked in red. The values for NPV and VaR are in euros per hectare. S1 shows the classical forest stand optimization without growth response or risk assumptions, S2 shows the integration of risk, our BLS includes growth response, and S3 includes both growth response and risk. OF, objective function.

Table 8. Results of the harvesting schedules with changes in the CV. [Colour online.]

OF	CV	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
Baseline scenario (BLS)				I			II			III	IV, V					
VaR (S4)	10%			I			II			III	IV	V				
VaR (S3)	20%				I			II		III	IV	V				
VaR (S5)	50%				I			II		III	IV	V				

Note: VaR is optimized for different risk assumptions. Results show the changes in the CV as risk indicators (S4, S3, and S5).

effect. The harvest schedules for these four different scenarios are shown in Table 7. Economic results (NPV) and the VaR per hectare of all scenarios are shown in Table 6.

Interestingly, the classical Faustmann optimization, which does not consider the effect of growth response after harvesting, substantially reduces the VaR (–27%). However, when the growth response is included to maximize LEV, the VaR and LEV do not differ greatly when applying either objective function (maximizing expected LEV or maximizing VaR). In summary, when growth responses are excluded from the model, the inclusion or exclusion of risk makes a large difference in harvesting schedules; however, when growth responses are included, the expected LEV hardly decreases when considering risk. This means that the risk premium may be greatly reduced when considering growth response.

3.2. Sensitivity analysis: the effects of changing scenario parameters on harvest timings

3.2.1. Changing the quantiles for computing VaR

The quantiles used to compute the VaR were set to 1%, 5%, and 10% of the normal distribution of the LEVs for scenarios with a discount rate of 2% and an assumed CV of 20%. Only the 10% quantile changed the harvest timings slightly. Because of the negligible changes, we have chosen not to present this data visually. Optimization of VaR consistently resulted in each of the five cohorts being harvested at different times.

Next, we set the CV to 10%, 20%, and 50% of the discounted net revenues. We assumed that the forest owners who expected higher CVs were more risk averse. Table 8 shows these three different variants compared with the BLS. In the BLS, cohort I was harvested at the age of 40, and cohorts IV and V were harvested at the age of 75. With a CV of 50% of the NPV (S5), harvest timing was equal to that of S3. With a CV of 10%, harvest timing was similar to that of the BLS; however, it was also diversified over five harvest timings.

Changing the quantiles of the normal distribution used for the VaR calculation to 1% and 10% resulted in an effect very similar to that of changing the CV of the discounted net revenues; we did not include graphs of these harvest schedules. Because the quantile of the normal distribution and the magnitude of the expected CV were associated with the degree of risk aversion, we used these scenarios to model differences in the risk aversion of the forest owners.

3.2.2. Changing the additional growth rate

We evaluated scenarios with different additional growth gains after harvesting one or more cohorts (Table 2). A comparison of the BLS (discount rate of 2%) and the VaR-maximization scenario (discount rate of 2%, VaR quantile of 5%, and CV of 20%) with the equivalent scenarios of growth response scheme 2 showed clear differences in the optimized harvest schedules (Table 9). The period for harvesting was longer for growth response in scheme 2. The first harvesting started earlier, and the last cohort was harvested later. Every cohort was harvested at a different time, with a consistent period of 15 years between the individual harvests, resulting in an age-diversified Norway spruce forest stand portfolio. With growth response scheme 2, there were no harvest schedule differences between NPV optimization and VaR optimization when the discount rate was 2%.

3.2.3. Changing the discount rate

We also evaluated the changes in harvest timings with different discount rates (Table 10). There was a clear relationship between discount rate and harvest period: the lower the discount rate, the longer the overall harvest period. When maximizing the NPV, high discount rates resulted in an early final harvest and comparatively low harvest schedule diversification. Maximizing the VaR resulted in a diversified harvest schedule, even when all cohorts were harvested relatively early. In general, we observed that including risk aversion and volatile timber prices had a greater impact when discount rates were higher. High discount rates tended to “discount” away the positive effects of growth responses in the more distant future. Under such circumstances, the income-smoothing effect imposed by considering risk aversion can have a greater impact on the distribution of harvest events over time than a situation with lower discount rates. Under lower discount rates, harvest events are already distributed rather evenly over time as a result of growth responses.

4. Discussion and conclusions

One of the main aims of this study was to assess whether cohort-based models, which considered the growth response of residuals, were likely to produce different harvest schedules when considering risk. Only small differences in optimal harvest timings were observed between scenarios in which the LEV was maximized and those in which the VaR was maximized; some resulting harvest schedules showed no difference at all (e.g., Table 8). Thus, the

Table 9. Results of the harvesting schedules with different value growth rates for the remaining stand after one or more cohorts have been harvested. [Colour online.]

OF	Growth	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
NPV (BLS)	normal			I			II			III	IV, V					
VaR (S3)	normal				I			II		III	IV	V				
NPV (S6)	sch. 2		I			II			III			IV			V	
VaR (S7)	sch. 2		I			II			III			IV			V	

Note: The harvesting schedule of the BLS and the mean uncertainty assumptions (S3) are compared with maximized NPV (S6) and maximized VaR (S7), which have higher additional growth assumptions. sch. 2, growth response scheme 2.

Table 10. Results of the harvesting schedules with different discount rates (DRs) for optimal NPV and VaR (S8–S17). [Colour online.]

OF	DR	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
NPV (S8)	1%			I			II			III			IV			V
VaR (S9)	1%			I			II			III			IV			V
NPV (S10)	1.5%				I			II			III			IV, V		
VaR (S11)	1.5%				I			II			III		IV	V		
NPV (BLS)	2%			I			II			III	IV, V					
VaR (S3)	2%				I			II		III	IV	V				
NPV (S12)	2.5%			I			II			III, IV, V						
VaR (S13)	2.5%				I			II	III	IV	V					
NPV (S14)	3%			I			II	III, IV, V								
VaR (S15)	3%			I			II	III	IV	V						
NPV (S16)	3.5%		I			II	III, IV, V									
VaR (S17)	3.5%		I			II	III	IV	V							

Note: For the VaR optimization, a CV of 20% is assumed.

distribution of harvest timings of the five cohorts in our model showed very similar combinations for the highest LEV and the highest VaR when assuming positive growth responses of remaining tree cohorts. This was surprising because the integration of risk in forest optimization processes has been identified as extremely important (von Detten and Hanewinkel 2017; Roessiger et al. 2013; Yousefpour and Hanewinkel 2016). These previous studies provided normally distributed uncertainties, and volatile timber prices, as the assumed risk in our study, fit this condition.

However, we considered only a “mild” form of uncertainty, in which we assumed a standard distribution function providing probabilities for each single outcome (Walker et al. 2013). For example, when risks by fire, storm, snow, or insects are included, the results would probably change, as normal distribution may not be given. However, to the best of our knowledge, there has been no previous study comparing forest stand optimization approaches, with and without risk integration, in which tree growth changed in response to harvesting activities.

4.1. The BLS

The BLS clearly showed that even when disregarding risk, a diversified harvest schedule was optimal. This was consistent with the results of Tahvonen (2016), who reported that individual tree growth may lead to uneven-aged continuous cover forest management, although risks were excluded from Tahvonen’s model. It was, however, surprising that the combination of harvest timings that produced the highest VaR (based on the common CV of 20% and maximizing the 5% quantile of the LEV distribution) produced only a slightly different schedule than that of the BLS, with five different harvest timings instead of four. This result might be explained by the fact that the consideration of growth responses of residuals initiates a diversification of the silvicultural operations that may already effectively buffer uncertainties. An addi-

tional consideration of price risk will thus not lead to large changes in harvest schedules.

4.2. Scenarios concerning risk assumptions

We chose a CV of 20% of the NPV to display mean timber price volatility. In the context of a land-use, or forest-related, portfolio optimization, the use of a CV of the discounted net revenues is not an unusual approach to introduce risk (e.g., Castro et al. 2015). We disregarded risks and uncertainties arising from natural hazards, which change over time and with tree age, as shown by tree survival curves (Paul et al. 2019; Neuner et al. 2015). Mimicking natural hazard events by using higher CVs (such as 65%, which was used as a mean in the study of Messerer et al. (2017)) resulted in the same simulated harvest schedules with the same revenues but with a lower VaR. However, natural hazards cannot be represented simply through higher CVs. Stand failure and stand damage result in lower mean discounted net revenues (Staupendahl and Möhring 2011). An interesting future challenge would be to integrate overall biotic and abiotic risks and uncertainties using the methods in our study. Adaptive forest management (Yousefpour et al. 2017) and close-to-nature silviculture (Brang et al. 2014) may address all of these risks and uncertainties; however, when modelling such approaches, the growth response to forest management interventions is often disregarded (e.g., Davies and Kerr 2015).

Highly risk-averse forest managers would use a smaller VaR quantile and assume a higher CV, as in our standard uncertainty scenario. The schedule with a quantile of 1% and a CV of 50% showed the greatest difference in the harvest timings compared with those of the BLS. In the example with highly risk-averse forest managers, cohorts III, IV, and V were harvested earlier than in the BLS, although still at different ages (65, 70, and 75 years). Thus, scenarios assuming greater risk aversion result in earlier

harvesting, which is consistent with the results of Tahvonen and Kallio (2006) and Alvarez and Koskela (2006).

4.3. Incorporating the growth response to harvesting

The diversification in harvest timings between assuming no growth response and assuming the normal growth response reported by Knoke and Plusczyk (2001) was as expected. The second scenario in the present study, with the value growth rates doubled, showed harvest timings that were strongly driven by the growth rates. This highlights a relationship between the additional growth response and the discount rate. Applied to more conservative numbers, a higher growth rate may still reduce the influence of the discount rate (see section 4.4).

Assuming an increased value growth of residuals after nearby trees have been harvested is generally applicable. Harvesting leads to decreased competition for resources such as water, light, and nutrients of the remaining stand (Bose et al. 2018; Brockley 2005). We attempted to represent the decrease in competition for resources in the present study using the higher additional growth rate; however, the additional growth can vary greatly among different site conditions. In particular, climate change could result in conditions that lead to an additional growth response to temperature and precipitation for some species (Goldblum and Rigg 2005). A further reason for higher additional growth after harvesting could be an increased number of mycorrhiza species settling in dense stands, as demonstrated by Egli et al. (2010). Given these findings, the additional growth of the remaining stand could be even higher in a changing climate. On the other hand, Goldblum and Rigg (2005) showed that some tree species, especially those in the understory, may suffer from climate change and have a declining individual growth. Particularly, if the mean temperature rises more than 2 °C, the growth benefits could reverse (D'Orangeville et al. 2018). The exact growth responses, however, will always depend on tree species and local situation (e.g., water availability).

As mentioned, we did not consider growth reactions when we calculated the optimal forest stand rotation for the newly established age cohorts, and thus the LEV, beginning with the second rotation. One outcome could be longer rotations, as the growth of the new age cohorts will be slower than that of the older cohorts.

4.4. Discount rate

In our model, higher discount rates resulted in a greater difference between harvest timings of NPV-optimized and VaR-optimized harvest schedules. The VaR-optimized harvest schedules were consistently distributed over five harvest events; in other words, each cohort was harvested at a different age. The NPV-optimized harvesting schedules were also diversified; however, only a low discount rate of 1% resulted in all cohorts being harvested at different times. Higher discount rates resulted in less diverse harvest schedules with NPV optimization. In addition, the harvesting took place at a younger cohort age, though not necessarily the initial harvest timing. For a discount rate of 3.5%, the NPV-optimized harvesting schedule included the staggered harvest of all cohorts before the age of 55. This shortening of the rotation period with rising discount rates is plausible and has previously been reported (e.g., Möhring 2010). The VaR-optimized harvesting schedule was also affected by these phenomena; nevertheless, there were five harvest timings, with one cohort harvested every 5 years.

One aim of this study was to assess whether it is necessary to include risk in the form of fluctuating timber prices in this kind of harvesting schedule optimization. The results showed that the higher the discount rate, the greater the impact of including risk. There was a clear trend in which higher discount rates resulted in greater differences, or rather a wider distribution of harvest timings, among the different scenarios. Thus, under higher discount rates, the consequences of disregarding risk could be more significant. We therefore recommend the integration of risk into fur-

ther studies that use growth simulations based on single trees and cohorts.

4.5. Limitations

The biggest limitation of this study was also its greatest advantage: the simplicity of the model. To keep the model as straightforward as possible, we decided to use only one tree species (Norway spruce). Although we took into account a positive growth response of the residuals in our model, our study disregarded other aspects such as thinning shocks or a higher vulnerability of thinned stands to windthrow (Morimoto et al. 2019). Furthermore, we did not include data about natural regeneration nor about thinning regimes. Potential harvest timings were limited to a range between 30 and 100 years, and we used a fixed CV instead of survival curves and price fluctuations. Norway spruce is a highly commercial tree species that is now controversially discussed as a suitable tree species for monocultures in the flatlands of Central Europe (Hanewinkel et al. 2013; Jönsson et al. 2009; Kölling et al. 2009; Lexer et al. 2002; Neuner et al. 2015). Climate change and its possible consequences in Central Europe (e.g., drier and hotter summers, an increased number of forest fires, higher bark beetle populations, and more frequent heavy storms) increase the risks for Norway spruce. Several studies have specifically recommended mixing Norway spruce stands with other tree species such as European beech or managing Norway spruce forest stands as uneven-aged stands (Griess and Knoke 2011; Messerer et al. 2017). Natural regeneration delivers considerable savings in operating costs for a forest enterprise and is a requirement for sustainable forest management (Pukkala et al. 2009), as well as a key to continuous cover forestry (Bianchi et al. 2018). However, rather than natural regeneration, our model included regeneration costs because of the need to ensure consistent regeneration in our continuous model.

Similar considerations apply to the selected harvest timings and the maximum harvest age of 100 years in our model. As the intention of this model was to test how harvest timings changed when NPV or VaR was the objective function considering growth responses, the boundaries of the harvesting period were sufficient because the model generally indicated that the trees should be harvested before the age of 100. In addition, 100 years is already a long rotation period for Norway spruce when considering economic uncertainties (Dieter 2001). There is no precedent to suggest that extending the allowable harvest ages would change the harvest schedule.

Furthermore, we did not consider possible timber price trends over time. As our mean prices are assortment-weighted means over a period of 40 years, we expected that combining these prices with a 20% CV would be suitable to test this model. Our results showed a slight difference between inclusion and exclusion of economic risk, especially when using high discount rates. Based on our results, further studies should consider a change of timber prices. In addition, the fixed CV of 20% of the NPV could be specified to include more age- and assortment-related variations in further studies.

4.6. Conclusion and outlook

The study results showed that the differences in optimized harvest schedules between maximizing the NPV and maximizing the VaR as objective functions were rather small, or even nonexistent, when considering density effects represented by higher growth rates after interventions. Similar effects were observed by Knoke et al. (2016) for the diversification of land use in the tropics. Optimization for several ecosystem services simultaneously resulted in diversified land cover, and an additional integration of uncertainties did not lead to significant changes in decision-making. In our study, taking into account only the additional value growth rates after forest interventions, our results indicated diversified harvesting schedules. This finding does not imply that risks and

uncertainties can be ignored in forest optimizations. However, effects from the natural growth response or managing for multiple objectives may already lead to diversification that buffers risk. Under certain circumstances, economic risk can then be neglected in the modelling process. However, before transferring the findings of this study to other settings, or even assuming them as a generality, more research is needed. In our study, time diversification effects were not strong enough to change the results significantly when compared with the diversification of harvest timings that resulted from considering growth responses. Nevertheless, if natural risks and uncertainties such as hazards or stand failure are important in a certain area, it is crucial to include the possible consequences and differences in results of excluding or ignoring uncertainties in optimization.

Acknowledgements

We are grateful to “Deutsche Forschungsgemeinschaft” (DFG) for financial support of the study (KN 586/11-1) and to all supporting colleagues from the Institute of Forest Management at the Technical University of Munich. Tim Kacprowski and Jan Baumbach are grateful for financial support from H2020 grant RepoTrial No. 777 111. JB’s work was also funded by Villum Young Investigator grant No. 13 154. We appreciate the helpful and detailed input of two anonymous reviewers. Furthermore, we thank Karen Grosskreutz and Allyson Cappello for the language editing.

References

- Alvarez, L.H.R., and Koskela, E. 2006. Does risk aversion accelerate optimal forest rotation under uncertainty? *J. For. Econ.* **12**(3): 171–184. doi:10.1016/j.jfe.2006.06.001.
- Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten. 2015. Holzpreisstatistik für die Jahre 1975–2014. Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten, Munich, Germany.
- Bianchi, S., Hale, S., Cahalan, C., Arcangeli, C., and Gibbons, J. 2018. Light-growth responses of Sitka spruce, Douglas fir and western hemlock regeneration under continuous cover forestry. *For. Ecol. Manage.* **422**: 241–252. doi:10.1016/j.foreco.2018.04.027.
- Bobinac, M., Andrašev, S., Bauer-Živković, A., and Šušić, N. 2018. Utjecaj jakih prorjeda na prirast i stabilnost stabala i sastojine smreke u starosti od 32. do 50. godine. *Šumar. list*, **142**(1–2): 46. doi:10.31298/sl.142.1-2.3.
- Bose, A.K., Weiskittel, A., Kuehn, C., Wagner, R.G., Turnblom, E., and Burkhart, H.E. 2018. Does commercial thinning improve stand-level growth of the three most commercially important softwood forest types in North America? *For. Ecol. Manage.* **409**: 683–693. doi:10.1016/j.foreco.2017.12.008.
- Brang, P., Spathelf, P., Larsen, J.B., Bauhus, J., Bonccina, A., Chauvin, C., et al. 2014. Suitability of close-to-nature silviculture for adapting temperate European forests to climate change. *Forestry*, **87**(4): 492–503. doi:10.1093/forestry/cpu018.
- Brazee, R., and Mendelsohn, R. 1988. Timber harvesting with fluctuating prices. *For. Sci.* **34**: 359–372. doi:10.1093/forestscience/34.2.359.
- Brockley, R.P. 2005. Effects of post-thinning density and repeated fertilization on the growth and development of young lodgepole pine. *Can. J. For. Res.* **35**(8): 1952–1964. doi:10.1139/x05-124.
- Brunette, M., Dragicevic, A., Lenglet, J., Niedzwiedz, A., Badeau, V., and Dupouey, J.-L. 2017. Biotechnical portfolio management of mixed-species forests. *J. Bioecon.* **19**(2): 223–245. doi:10.1007/s10818-017-9247-x.
- Buongiorno, J. 2001. Generalization of Faustmann’s formula for stochastic forest growth and prices with Markov decision process models. *For. Sci.* **47**: 466–474. doi:10.1093/forestscience/47.4.466.
- Buongiorno, J., Zhou, M., and Johnston, C. 2017. Risk aversion and risk seeking in multicriteria forest management: a Markov decision process approach. *Can. J. For. Res.* **47**(6): 800–807. doi:10.1139/cjfr-2016-0502.
- Castro, L.M., Calvas, B., and Knoke, T. 2015. Ecuadorian banana farms should consider organic banana with low price risks in their land-use portfolios. *PLoS One*, **10**(3): e0120384. doi:10.1371/journal.pone.0120384.
- Chang, S.J. 1998. A generalized Faustmann model for the determination of optimal harvest age. *Can. J. For. Res.* **28**(5): 652–659. doi:10.1139/x98-017.
- Cid, E.A., Soler, J.S.B., and Blanco, M.O.F. 2011. Minimising value-at-risk in a portfolio optimisation problem using a multi-objective genetic algorithm. *IJRAM*, **15**(5–6): 453. doi:10.1504/IJRAM.2011.043701.
- Davies, O., and Kerr, G. 2015. Comparing the costs and revenues of transformation to continuous cover forestry for Sitka spruce in Great Britain. *Forests*, **6**: 2424–2449. doi:10.3390/f6072424.
- Dieter, M. 2001. Land expectation values for spruce and beech calculated with Monte Carlo modelling techniques. *For. Policy Econ.* **2**(2): 157–166. doi:10.1016/S1389-9341(01)00045-4.
- D’Orangeville, L., Houle, D., Duchesne, L., Phillips, R.P., Bergeron, Y., and Kneeshaw, D. 2018. Beneficial effects of climate warming on boreal tree growth may be transitory. *Nat. Commun.* **9**: 3213. doi:10.1038/s41467-018-05705-4.
- Dragicevic, A., Lobianco, A., and Leblois, A. 2016. Forest planning and productivity-risk trade-off through the Markowitz mean-variance model. *For. Policy Econ.* **64**: 25–34. doi:10.1016/j.forpol.2015.12.010.
- Egli, S., Ayer, F., Peter, M., Eilmann, B., and Rigling, A. 2010. Is forest mushroom productivity driven by tree growth? Results from a thinning experiment. *Ann. For. Sci.* **67**(5): 509. doi:10.1051/forest/2010011.
- Eyvindson, K., Hartikainen, M., Miettinen, K., and Kangas, A. 2018. Integrating risk management tools for regional forest planning. An interactive multi-objective value-at-risk approach. *Can. J. For. Res.* **48**(7): 766–773. doi:10.1139/cjfr-2017-0365.
- Faustmann, M. 1849. Berechnung des Werthes, welchen Waldboden, sowie noch nicht haubare Holzbestände für die Waldwirthschaft besitzen. *Allg. Forst- und Jagdztg.* **25**: 441–455.
- Franklin, O., Aolki, K., and Seidl, R. 2009. A generic model of thinning and stand density effects on forest growth, mortality and net increment. *Ann. For. Sci.* **66**(8): 815. doi:10.1051/forest/2009073.
- 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): 559. doi:10.3390/f9090559.
- Goldblum, D., and Rigg, L.S. 2005. Tree growth response to climate change at the deciduous-boreal forest ecotone, Ontario, Canada. *Can. J. For. Res.* **35**(11): 2709–2718. doi:10.1139/x05-185.
- Griess, V.C., and 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): 1141–1159. doi:10.1139/x11-042.
- Griess, V.C., and Knoke, T. 2013. Bioeconomic modeling of mixed Norway spruce — European beech stands: economic consequences of considering ecological effects. *Eur. J. For. Res.* **132**(3): 511–522. doi:10.1007/s10342-013-0692-3.
- Gyawali, N., and Burkhart, H.E. 2015. General response functions to silvicultural treatments in loblolly pine plantations. *Can. J. For. Res.* **45**(3): 252–265. doi:10.1139/cjfr-2014-0172.
- Hahn, A., Clasen, C., Griess, V.C., Härtl, F., Hauk, S., Paul, C., et al. (Editors). 2014a. FChange 2014: An International Conference of IUFRO unit 4.02.00 on Forest Cover Change, 2–4 April 2014, Freising, Germany [online]. Available from <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1206380/1206380.pdf>.
- Hahn, W.A., Härtl, F., Irland, L.C., Kohler, C., Moshhammer, R., and Knoke, T. 2014b. Financially optimized management planning under risk aversion results in even-flow sustained timber yield. *For. Policy Econ.* **42**: 30–41. doi:10.1016/j.forpol.2014.02.002.
- Hanewinkel, M., Hummel, S., and Cullmann, D.A. 2010. Modelling and economic evaluation of forest biome shifts under climate change in southwest Germany. *For. Ecol. Manage.* **259**(4): 710–719. doi:10.1016/j.foreco.2009.08.021.
- Hanewinkel, M., Cullmann, D.A., Schelhaas, M.-J., Nabuurs, G.-J., and Zimmermann, N.E. 2013. Climate change may cause severe loss in the economic value of European forest land. *Nat. Clim. Change*, **3**(3): 203–207. doi:10.1038/nclimate1687.
- Härtl, F., and Knoke, T. 2014. The influence of the oil price on timber supply. *For. Policy Econ.* **39**: 32–42. doi:10.1016/j.forpol.2013.11.001.
- Härtl, F., Hahn, A., and Knoke, T. 2013. Risk-sensitive planning support for forest enterprises: the YAFO model. *Comput. Electron. Agric.* **94**: 58–70. doi:10.1016/j.compag.2013.03.004.
- Hildebrandt, P., Kirchlechner, P., Hahn, A., Knoke, T., and Mujica, H.R. 2010. Mixed species plantations in Southern Chile and the risk of timber price fluctuation. *Eur. J. For. Res.* **129**(5): 935–946. doi:10.1007/s10342-009-0284-4.
- Hlásny, T., Trombik, J., Bošela, M., Merganič, J., Marušák, R., Šebek, V., et al. 2017. Climatic drivers of forest productivity in Central Europe. *Agric. For. Meteorol.* **234–235**: 258–273. doi:10.1016/j.agrformet.2016.12.024.
- Hofmann, M. 2014. Die finanzielle Umtriebszeit von Fichte und Buche in Mitteleuropa Eine Optimierung unter Berücksichtigung von Waldwachstumstrends. Masterarbeit, Freising.
- Hyytiäinen, K., and Penttinen, M. 2008. Applying portfolio optimisation to the harvesting decisions of non-industrial private forest owners. *For. Policy Econ.* **10**(3): 151–160. doi:10.1016/j.forpol.2007.07.002.
- Jacobsen, J.B., and Thorsen, B.J. 2003. A Danish example of optimal thinning strategies in mixed-species forest under changing growth conditions caused by climate change. *For. Ecol. Manage.* **180**(1–3): 375–388. doi:10.1016/S0378-1127(02)00652-7.
- Jones, T.A., Domke, G.M., and Thomas, S.C. 2009. Canopy tree growth responses following selection harvest in seven species varying in shade tolerance. *Can. J. For. Res.* **39**(2): 430–440. doi:10.1139/X08-186.
- Jönsson, A.M., Appelberg, G., Harding, S., and Barring, L. 2009. Spatio-temporal impact of climate change on the activity and voltinism of the spruce bark beetle, *Ips typographus*. *Global Change Biol.* **15**(2): 486–499. doi:10.1111/j.1365-2486.2008.01742.x.
- Knoke, T., and Plusczyk, N. 2001. On economic consequences of transformation of a spruce (*Picea abies* (L.) Karst.) dominated stand from regular into irregular age structure. *For. Ecol. Manage.* **151**(1–3): 163–179. doi:10.1016/S0378-1127(00)00706-4.
- Knoke, T., and Wurm, J. 2006. Mixed forests and a flexible harvest policy: a

- problem for conventional risk analysis? *Eur. J. For. Res.* **125**(3): 303–315. doi:10.1007/s10342-006-0119-5.
- Knoke, T., Moog, M., and Plusczyk, N. 2001. On the effect of volatile stumpage prices on the economic attractiveness of a silvicultural transformation strategy. *For. Policy Econ.* **2**: 229–240. doi:10.1016/S1389-9341(01)00030-2.
- Knoke, T., Stimm, B., Ammer, C., and Moog, M. 2005. Mixed forests reconsidered: a forest economics contribution on an ecological concept. *For. Ecol. Manage.* **213**(1–3): 102–116. doi:10.1016/j.foreco.2005.03.043.
- Knoke, T., Paul, C., Hildebrandt, P., Calvas, B., Castro, L.M., Härtl, F., et al. 2016. Compositional diversity of rehabilitated tropical lands supports multiple ecosystem services and buffers uncertainties. *Nat. Commun.* **7**: 11877. doi:10.1038/ncomms11877.
- Knoke, T., Paul, C., and Härtl, F. 2017. A critical view on benefit–cost analyses of silvicultural management options with declining discount rates. *For. Policy Econ.* **83**: 58–69. doi:10.1016/j.forpol.2017.06.005.
- Kölling, C., Knoke, T., Schall, P., and Ammer, C. 2009. Überlegungen zum Risiko des Fichtenanbaus in Deutschland vor dem Hintergrund des Klimawandels. *Forstarchiv*, **80**: 42–54.
- Lexer, M.J., Hönninger, K., Scheifinger, H., Matulla, C., Groll, N., Kromp-Kolb, H., et al. 2002. The sensitivity of Austrian forests to scenarios of climatic change: a large-scale risk assessment based on a modified gap model and forest inventory data. *For. Ecol. Manage.* **162**(1): 53–72. doi:10.1016/S0378-1127(02)00050-6.
- Markowitz, H.M. 1952. Portfolio selection. *J. Finance*, **7**(1): 77–91. doi:10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x.
- Matthies, B.D., Jacobsen, J.B., Knoke, T., Paul, C., and Valsta, L. 2019. Utilising portfolio theory in environmental research — new perspectives and considerations. *J. Environ. Manage.* **231**: 926–939. doi:10.1016/j.jenvman.2018.10.049.
- Messerer, K., Pretzsch, H., and 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. *Ann. For. Sci.* **74**(2): 45. doi:10.1007/s13595-017-0643-0.
- Mills, W.L., and Hoover, W.L. 1982. Investment in forest land: aspects of risk and diversification. *Land Econ.* **58**(1): 33. doi:10.2307/3146075.
- Möhring, B. 2010. Optimierung forstlicher Produktion unter Beachtung von finanziellen Restriktionen. [Optimisation of forest production under financial restrictions.] *Schweiz. Z. Forstwes.* **161**(9): 346–354. doi:10.3188/szf.2010.0346.
- Morimoto, J., Umabayashi, T., Suzuki, S.N., Owari, T., Nishimura, N., Ishibashi, S., et al. 2019. Long-term effects of salvage logging after a catastrophic wind disturbance on forest structure in northern Japan. *Landsc. Ecol. Eng.* **15**(2): 133–141. doi:10.1007/s11355-019-00375-w.
- Neuner, S., Albrecht, A., Cullmann, D., Engels, F., Griess, V.C., Hahn, W.A., et al. 2015. Survival of Norway spruce remains higher in mixed stands under a dryer and warmer climate. *Global Change Biol.* **21**(2): 935–946. doi:10.1111/gcb.12751.
- Newman, D.H. 1988. The optimal forest rotation: a discussion and annotated bibliography. USDA For. Serv. Gen. Tech. Rep. SE-48. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Southeastern Forest Experiment Station, Asheville, N.C. doi:10.2737/SE-GTR-48.
- Norgrove, L., and Hauser, S. 2002. Measured growth and tree biomass estimates of *Terminalia ivorensis* in the 3 years after thinning to different stand densities in an agrisilvicultural system in southern Cameroon. *For. Ecol. Manage.* **166**(1–3): 261–270. doi:10.1016/S0378-1127(01)00614-4.
- Oderwald, R.G., and Durr, W.A. 1990. König-Faustmannism: a critique. *For. Sci.* **36**: 169–174. doi:10.1093/forests/36.1.169.
- Paul, C., Brandl, S., Friedrich, S., Falk, W., Härtl, F., and 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): 14. doi:10.1007/s13595-018-0793-8.
- Pearce, D., Groom, B., Hepburn, C., and Koundouri, P. 2003. Valuing the future: recent advances in social discounting. *World Econ.* **4**: 121–141.
- Pearse, P.H. 1967. The optimum forest rotation. *For. Chron.* **43**(2): 178–195. doi:10.5558/tfc43178-2.
- Picchio, R., Venanzi, R., Latterini, F., Marchi, E., Laschi, A., and Lo Monaco, A. 2018. Corsican pine (*Pinus laricio* Poiret) stand management: medium and long lasting effects of thinning on biomass growth. *Forests*, **9**(5): 257. doi:10.3390/f9050257.
- Pretzsch, H., and Rais, A. 2016. Wood quality in complex forests versus even-aged monocultures: review and perspectives. *Wood Sci. Technol.* **50**(4): 845–880. doi:10.1007/s00226-016-0827-z.
- Pretzsch, H., Biber, P., and Dürsky, J. 2002. The single tree-based stand simulator SILVA: construction, application and evaluation. *For. Ecol. Manage.* **162**: 3–21. doi:10.1016/S0378-1127(02)00047-6.
- Pukkala, T., Miina, J., and Palahí, M. 2002. Thinning response and thinning bias in a young Scots pine stand. *Silva Fenn.* **36**(4): 827–840. doi:10.14214/sf.524.
- Pukkala, T., Lähde, E., and Laiho, O. 2009. Growth and yield models for uneven-sized forest stands in Finland. *For. Ecol. Manage.* **258**(3): 207–216. doi:10.1016/j.foreco.2009.03.052.
- R Core Team. 2013. R: a language and environment for statistical computing [online]. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Available from <http://www.R-project.org/>.
- Roessiger, J., Griess, V.C., and Knoke, T. 2011. May risk aversion lead to near-natural forestry? A simulation study. *Forestry*, **84**(5): 527–537. doi:10.1093/forestry/cpr017.
- Roessiger, J., Griess, V.C., Härtl, F., Clasen, C., and Knoke, T. 2013. How economic performance of a stand increases due to decreased failure risk associated with the admixing of species. *Ecol. Modell.* **255**: 58–69. doi:10.1016/j.ecolmodel.2013.01.019.
- Roessiger, J., Ficko, A., Clasen, C., Griess, V.C., and Knoke, T. 2016. Variability in growth of trees in uneven-aged stands displays the need for optimizing diversified harvest diameters. *Eur. J. For. Res.* **135**(2): 283–295. doi:10.1007/s10342-015-0935-6.
- Schou, E., Thorsen, B.J., and Jacobsen, J.B. 2015. Regeneration decisions in forestry under climate change related uncertainties and risks: effects of three different aspects of uncertainty. *For. Policy Econ.* **50**: 11–19. doi:10.1016/j.forpol.2014.09.006.
- Sharma, M., Smith, M., Burkhart, H.E., and Amateis, R.L. 2006. Modeling the impact of thinning on height development of dominant and codominant loblolly pine trees. *Ann. For. Sci.* **63**(4): 349–354. doi:10.1051/forest:2006015.
- Staupendahl, K., and Möhring, B. 2011. Integrating natural risks into silvicultural decision models: a survival function approach. *For. Policy Econ.* **13**(6): 496–502. doi:10.1016/j.forpol.2011.05.007.
- Tahvonen, O. 2016. Economics of rotation and thinning revisited: the optimality of clearcuts versus continuous cover forestry. *For. Policy Econ.* **62**: 88–94. doi:10.1016/j.forpol.2015.08.013.
- Tahvonen, O., and Kallio, M. 2006. Optimal harvesting of forest age classes under price uncertainty and risk aversion. *Nat. Resour. Model.* **19**(4): 557–585. doi:10.1111/j.1939-7445.2006.tb00194.x.
- Tahvonen, O., and Rämö, J. 2016. Optimality of continuous cover vs. clear-cut regimes in managing forest resources. *Can. J. For. Res.* **46**(7): 891–901. doi:10.1139/cjfr-2015-0474.
- Tahvonen, O., Pukkala, T., Laiho, O., Lähde, E., and Niinimäki, S. 2010. Optimal management of uneven-aged Norway spruce stands. *For. Ecol. Manage.* **260**: 106–115. doi:10.1016/j.foreco.2010.04.006.
- Thorpe, H.C., Thomas, S.C., and Caspersen, J.P. 2007. Residual-tree growth responses to partial stand harvest in the black spruce (*Picea mariana*) boreal forest. *Can. J. For. Res.* **37**(9): 1563–1571. doi:10.1139/X07-148.
- von Detten, R., and Hanewinkel, M. 2017. Strategies of handling risk and uncertainty in forest management in Central Europe. *Curr. For. Rep.* **3**(1): 60–73. doi:10.1007/s40725-017-0050-7.
- Walker, W.E., Lempert, R.J., and Kwakkel, J.H. 2013. Deep uncertainty. 3rd ed. Springer, New York. doi:10.1007/978-1-4419-1153-7_1140.
- Yousefpour, R., and Hanewinkel, M. 2016. Climate change and decision-making under uncertainty. *Curr. For. Rep.* **2**(2): 143–149. doi:10.1007/s40725-016-0035-y.
- Yousefpour, R., Temperli, C., Jacobsen, J.B., Thorsen, B.J., Meilby, H., Lexer, M.J., et al. 2017. A framework for modeling adaptive forest management and decision making under climate change. *Ecol. Soc.* **22**(4): 40. doi:10.5751/ES-09614-220440.
- Zhou, M., and Buongiorno, J. 2019. Optimal forest management under financial risk aversion with discounted Markov decision process models. *Can. J. For. Res.* **49**(7): 802–809. doi:10.1139/cjfr-2018-0532.

11.3 Verwendete Eingangsdaten

Tabelle 8: Die Holzpreise in € je Kubikmeter (Rundholz ohne Rinde) für Fichte und Rotbuche wurden anhand von nach Sortimentsanteilen gewichteten Preisen für das Jahr 2014 ermittelt. Quelle: Bayerisches Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten 2015

Sortierung	Durchmesserklasse (cm)	Fichte (€/m ³)	Buche (€/m ³)
1a	10 – 14	56	62
1b	15 – 19	74	62
2a	20 – 24	83	62
2b	25 – 29	90	62
3a	30 – 34	91	56
3b	35 – 39	92	64
4	40 – 49	92	73
5	50 – 59	93	83
6	≥ 60	93	89
Industrieholz	10 – 14	55	48

Bei gleicher Gewichtung für die Leitholzsortimente 2b (25-29 cm Durchmesser) für Fichte und 3a (30-34 cm Durchmesser) für Buche konnten durchschnittliche Holzpreise für den Zeitraum von 1975 bis 2014 ermittelt werden. Es wurde ein Quotient berechnet, der die Holzpreise eines jeden Jahres mit dem tatsächlichen durchschnittlichen Holzpreis 2014 in Beziehung setzt. Der Quotient wurde im Bootstrapping in der Monte-Carlo-Simulation verwendet, um die wirtschaftlichen Unsicherheiten der verschiedenen Altersklassen-Kohorten in Waldbeständen zu berechnen.

Tabelle 9: Die Preise werden durch verschiedene Qualitätssortimente aus den Leitholzsortimenten für Fichte (Fi) (25-29 cm) und für Buche (Bu) (30-34 cm) für jedes Jahr gewichtet. Der Quotient ergibt sich aus der Division dieser gemischten Jahrespreise von Fichte und Buche

<i>Jahr</i>	<i>Fichte</i>	<i>Buche</i>	<i>Quotient Fichte</i>	<i>Quotient Buche</i>
1975	43	43	0,76	0,66
1976	46	43	0,80	0,66
1977	50	50	0,88	0,77
1978	44	56	0,77	0,86
1979	44	60	0,77	0,92
1980	61	67	1,08	1,03
1981	52	73	0,92	1,12
1982	52	73	0,91	1,13
1983	48	73	0,84	1,12
1984	47	72	0,82	1,11
1985	57	72	1,01	1,11
1986	53	71	0,93	1,10
1987	57	72	1,00	1,11
1988	58	72	1,01	1,11
1989	66	74	1,15	1,14
1990	64	75	1,11	1,16
1991	36	54	0,63	0,83
1992	31	69	0,54	1,07
1993	40	71	0,70	1,09
1994	53	68	0,93	1,05
1995	56	76	0,99	1,17
1996	51	72	0,90	1,10
1997	52	69	0,91	1,06
1998	58	69	1,02	1,07
1999	61	72	1,06	1,11
2000	52	74	0,91	1,13
2001	58	72	1,02	1,11
2002	58	66	1,01	1,02
2003	57	63	1,00	0,96
2004	53	60	0,93	0,92
2005	59	53	1,03	0,81
2006	63	52	1,11	0,81
2007	67	58	1,18	0,89
2008	62	65	1,09	1,00
2009	63	60	1,11	0,92
2010	68	54	1,20	0,83
2011	79	60	1,38	0,93
2012	85	66	1,49	1,01
2013	87	64	1,53	0,99
2014	90	64	1,57	0,99

In der zweiten Studie (Messerer et al. 2020) wurde für die Fichtenholzpreise ein gewichteter Mittelwert über den Zeitraum 1974 bis 2014 berechnet. Tabelle 10 zeigt die Fichtenholzpreise je Erntefestmeter in Euro. Diese Berechnung wurde gewählt, da die in der ersten Studie genutzten Holzpreise aus 2014 sehr hoch waren (vgl. Tabelle 8). Durch die Berechnung der Standardabweichung über Variationskoeffizienten erschien ein langjähriger Mittelwert als besser geeignet.

Tabelle 10: Tabelle der 2. Studie (Messerer et al. 2020), die die gewichteten Mittelwerte als Holzpreise annimmt.

Sortimente	Durchmesserklasse (cm)	Fichte (€/m ³)
1a	10 – 14	44
1b	15 – 19	56
2a	20 – 24	64
2b	25 – 29	70
3a	30 – 34	75
3b	35 – 39	80
4	40 – 49	84
5	50 – 59	88
6	≥ 60	92
Industrieholz	10 – 14	36

11.3.1 Holzvolumen

Das zu erwartende nutzbare Holzvolumen für Fichte und Rotbuche wurde von Hofmann (2014) übernommen. Er untersuchte die Auswirkungen veränderter Umweltbedingungen auf das Wachstum der beiden genannten Arten und bereitete dazu den Datensatz von Pretzsch et al. (2014) für ökonomische Analysen auf.

Tabelle 11: Erwartetes Nutzholzvolumen in m³ pro Hektar (verstanden als Rundholz ohne Rinde in Kubikmetern pro Hektar) für verschiedene Altersklassen für Fichte (*Picea abies*) und Rotbuche (*Fagus sylvatica*).

Alter	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70
Fichte (m ³ /ha)	52	175	276	361	435	500	558	611	659	703	744
Buche (m ³ /ha)					15	73	125	172	215	254	290
Alter	75	80	85	90	95	100	105	110	115	120	
Fichte (m ³ /ha)	782	818	851	883	912	941					
Buche (m ³ /ha)	324	356	386	414	441	466	490	513	535	556	

Diese Holz mengen bildeten die Grundlage für alle weiteren Berechnungen von Erträgen pro Fläche, Barwerten und Annuitäten.

11.3.2 Holzsortierung

Die Holzsortierung wurde von Roessiger et al. (2011) übernommen und für die Fichte in 5-Jahres-Schritte angepasst. In den Tabellen Tabelle 12 und Tabelle 13 ist die anteilige Differenzierung des Holzvolumens je Alter und Stärkeklasse für Fichte beziehungsweise Buche zu sehen.

Tabelle 12: Prozentuale Verteilung der Holzsortimente je Erntealter und Durchmesserklasse für Fichte

<i>Alter</i>	<i>1a</i>	<i>1b</i>	<i>2a</i>	<i>2b</i>	<i>3a</i>	<i>3b</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>Industrieholz</i>
20	0,20	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0,79
25	0,28	0,10	0,01	0	0	0	0	0	0	0,61
30	0,36	0,20	0,01	0	0	0	0	0	0	0,43
35	0,27	0,31	0,10	0,01	0	0	0	0	0	0,31
40	0,18	0,43	0,18	0,02	0	0	0	0	0	0,19
45	0,15	0,33	0,27	0,11	0,01	0	0	0	0	0,13
50	0,12	0,22	0,35	0,20	0,02	0	0	0	0	0,08
55	0,10	0,17	0,30	0,26	0,10	0,01	0	0	0	0,06
60	0,07	0,13	0,25	0,31	0,17	0,02	0	0	0	0,05
65	0,05	0,11	0,20	0,29	0,22	0,08	0,01	0	0	0,03
70	0,03	0,10	0,15	0,27	0,27	0,14	0,01	0	0	0,02
75	0,03	0,08	0,14	0,24	0,27	0,18	0,05	0	0	0,02
80	0,02	0,06	0,12	0,21	0,27	0,22	0,08	0	0	0,01
85	0,02	0,05	0,10	0,19	0,25	0,23	0,14	0	0	0,01
90	0,01	0,05	0,08	0,17	0,23	0,24	0,20	0	0	0,01
95	0,01	0,04	0,08	0,15	0,22	0,24	0,25	0	0	0,01
100	0,01	0,03	0,07	0,12	0,20	0,24	0,31	0,01	0	0,01

Tabelle 13: Prozentuale Verteilung der Holzsortimente je Erntealter und Durchmesserklasse für Buche

<i>Alter</i>	<i>1a</i>	<i>1b</i>	<i>2a</i>	<i>2b</i>	<i>3a</i>	<i>3b</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>Industrieholz</i>
30	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0	0,98
40	0,17	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0,81
50	0,27	0,17	0,02	0	0	0	0	0	0	0,53
60	0,27	0,26	0,09	0,01	0	0	0	0	0	0,37
70	0,27	0,25	0,21	0,06	0,01	0	0	0	0	0,20
80	0,17	0,23	0,25	0,16	0,04	0,01	0	0	0	0,13
90	0,10	0,21	0,19	0,24	0,13	0,03	0,01	0	0	0,09
100	0,06	0,20	0,13	0,21	0,22	0,09	0,02	0	0	0,06
110	0,04	0,17	0,10	0,16	0,23	0,17	0,08	0	0	0,05
120	0,02	0,13	0,09	0,11	0,19	0,22	0,18	0,01	0	0,06

11.3.3 Holzerntekosten

Die Erntekosten für Fichte und Buche in dieser Studie wurden aus Clasen (2015) übernommen und sind in Tabelle 14 ersichtlich. Abgebildet sind durchschnittliche Erntekosten je Erntefestmeter in Euro, welche auch die Rückung beinhalten.

Tabelle 14: durchschnittliche Erntekosten je Erntefestmeter in € nach Clasen (2015)

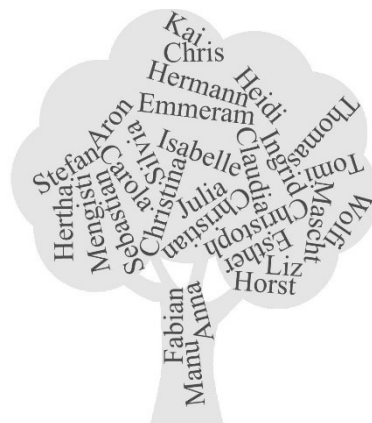
<i>Sortiment</i>	<i>Fichte</i>	<i>Buche</i>
<i>1a</i>	25	22
<i>1b</i>	24	22
<i>2a</i>	20	22
<i>2b</i>	20	19
<i>3a</i>	20	19
<i>3b</i>	15	14
<i>4</i>	15	14
<i>5</i>	15	14
<i>6</i>	15	14
<i>Industrieholz</i>	25	22

Danksagung

Diese Doktorarbeit ist im Zuge des DFG-Projektes „Analyse waldbaulicher Alternativen zur Kahlschlagswirtschaft basierend auf angepassten bio-ökonomischen Modellen und neuen Ansätzen zur Berücksichtigung von Unsicherheiten“ (KN 586/11-1) entstanden. Ziel des Projektes war es, die ökonomischen Auswirkungen der Einbeziehung von Risiken, Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen auf waldbauliche Maßnahmen in der Bestandesbewirtschaftung darzustellen. Die Idee und der Fördermitelantrag stammen von meinem Doktorvater Prof. Dr. Thomas Knoke, wodurch die Möglichkeit einer Promotion am Fachgebiet für Waldinventur und nachhaltige Nutzung erst entstand. Daher gilt mein besonderer Dank meinem Doktorvater Thomas Knoke für die fachliche Begleitung, den immer neuen Input, die nie endende Begeisterung für die Wissenschaft, das ausgewogene Fördern und Fordern und das stets offene Ohr für seine Mitarbeitenden. Besonders die Betreuung auch nach meiner Zeit am Fachgebiet möchte ich hier erwähnen, da dies nicht selbstverständlich ist. Ebenso möchte ich mich sehr herzlich bei meiner Zweitkorrektorin Prof. Dr. Carola Paul bedanken, die mich erst an das wissenschaftliche Arbeiten herangeführt und mich mit ihrer Begeisterung für die bioökonomische Optimierung angesteckt hat.

Darüber hinaus gilt natürlich auch dem gesamten Team des Lehrstuhls, meinen Kolleginnen und Kollegen, ein großer Dank. Auf dem Weg zur Mensa, in Diss- und Doktorandenrunden oder in der Vorbereitung auf Vorträge waren die Rückmeldungen und der Austausch immer sehr wertvoll. Unabhängig, ob sie mich ganz oder nur zeitweise begleitet haben, war immer Zeit für kollegialen Austausch, fachliche Diskussionen oder auch einfach nur eine Tasse Kaffee. Darunter Horst Kolo, mein Mitstreiter der ersten Stunde, der seine Dissertation aber leider nie zu Ende bringen wird.

Zuletzt möchte ich mich bei meiner Familie und allen die für mich zu diesem Kreis dazugehören bedanken. Ohne euch wäre das Projekt Doktorarbeit nicht zu Ende gebracht worden. Ihr habt mich bestärkt, motiviert, Korrektur gelesen, mir zugehört, mich ertragen und mich auch einfach mal abgelenkt. Danke!



Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die bei der promotionsführenden Einrichtung
TUM School of Life Sciences

der TUM zur Promotionsprüfung vorgelegte Arbeit mit dem Titel:

Auswirkungen der Berücksichtigung von Unsicherheiten und Wachstumsreaktionen auf die ökonomisch optimale Bewirtschaftung von Fichten-Buchen- und Fichten-Reinbeständen

in TUM School of Life Sciences, Forst- und Holzwissenschaften, Professur für Waldinventur und nachhaltige Nutzung unter der Anleitung und Betreuung durch: Prof. Dr. Thomas Knoke ohne sonstige Hilfe erstellt und bei der Abfassung nur die gemäß § 6 Ab. 6 und 7 Satz 2 angebotenen Hilfsmittel benutzt habe.

Ich habe keine Organisation eingeschaltet, die gegen Entgelt Betreuerinnen und Betreuer für die Anfertigung von Dissertationen sucht, oder die mir obliegenden Pflichten hinsichtlich der Prüfungsleistungen für mich ganz oder teilweise erledigt.

Ich habe die Dissertation in dieser oder ähnlicher Form in keinem anderen Prüfungsverfahren als Prüfungsleistung vorgelegt.

Die vollständige Dissertation wurde in _____ veröffentlicht. Die promotionsführende Einrichtung
TUM School of Life Sciences, Technischen Universität München

hat der Veröffentlichung zugestimmt.

Ich habe den angestrebten Doktorgrad noch nicht erworben und bin nicht in einem früheren Promotionsverfahren für den angestrebten Doktorgrad endgültig gescheitert.

Ich habe bereits am _____ bei der Fakultät für _____
_____ der Hochschule _____ unter Vorlage einer Dissertation mit dem Thema _____
_____ die Zulassung zur Promotion beantragt mit dem Ergebnis: _____

Die öffentlich zugängliche Promotionsordnung der TUM ist mir bekannt, insbesondere habe ich die Bedeutung von § 28 (Nichtigkeit der Promotion) und § 29 (Entzug des Doktorgrades) zur Kenntnis genommen. Ich bin mir der Konsequenzen einer falschen Eidesstattlichen Erklärung bewusst.

Mit der Aufnahme meiner personenbezogenen Daten in die Alumni-Datei bei der TUM bin ich

einverstanden, nicht einverstanden.

Köln, 13.05.2021

Ort, Datum, Unterschrift