

# Modellierung des Einflusses von Schalenwildverbiss auf das Waldwachstum

Master Thesis

im

Studiengang Statistik

am

Institut für Statistik

der

Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von:

Philipp Bleninger

München, den 18.6.2009

Betreuer:

Prof. Dr. Torsten Hothorn

Nikolay Robinzonov, M.Sc.



## **Zusammenfassung**

Die vorliegende Arbeit modelliert den Einfluss von Schalenwildverbiss auf das Waldwachstum und die Verjüngung von Windwürfen. Die Zielgröße der Analyse ist eine Kombination aus dem Überleben an sich und dem Wachstum der überlebenden Bäume. Die zentralen Determinanten sind der Tod, die Zeit, die Ausgangshöhe und der Leit- und Nebetriebverbiss. Dafür werden Finite Mixture Models geschätzt. Zusätzlich betrachten wir noch Unterschiede in der Verbisswirkung und in den Überlebenschancen selbst. Zu diesem Zweck müssen Generalized Linear Mixed Models geschätzt werden. Deren Zielgröße ist die Zugehörigkeit zu den Komponenten der Mischverteilung. Die Einflußgrößen sind die Art, die Lage, sowie Totholz- und Wurzeltellervorkommen. Aufgrund der größeren Bedeutung der Finite Mixture Models einerseits und der geringeren Erklärungskraft der Generalized Linear Mixed Models andererseits verschiebt sich der Schwerpunkt der Arbeit auf die finite Mischung von Wachstum und Überleben und auf das Mischmodell zu deren Erklärung.

Aus dem Nationalpark Bayerischer Wald liegen wiederholte Beobachtungen der Verjüngung von Windwurfflächen vor, die sich in der Hang- oder in der Hochlage befinden und die belassen sind oder geräumt wurden. Diese Unterschiede in der Lage und im menschlichen Eingriff werden als qualitative Einflüsse auf die Frage nach der Bedeutung des Verbisses betrachtet. Deshalb werden die Analysen nach diesen Aspekten für unterschiedliche Waldorte getrennt durchgeführt.

Die Ergebnisse decken sich mit bekannten Erkenntnissen aus den Verbissgutachten und der forstwissenschaftlichen Literatur: Grundsätzlich haben sowohl Leit-, als auch Nebetriebverbiss eine schadhafte Wirkung. Bäume mittlerer Größe sind besonders gefährdet. Die Hochlagen-Verjüngung ist besonders betroffen, denn ihre sind Bäume im Schnitt kleiner und es sterben mehr Jungpflanzen als in der Hanglage. Tannen sind die anfälligste Art. Geräumte Windwürfe sind heterogener mit vielen Arten, die aber weniger zur Wiederherstellung des ursprünglichen Bestandes beitragen. Zusammen mit dem Sterben der Tannen behindert dies die Ausbildung des ursprünglichen Bergmischwaldes. Auf belassenen Windwürfen gibt es große Anzahlen aufgerichteter Wurzelteller und große Mengen Totholz, die auch eine positive Rolle spielen.

Aber es gibt auch unerwartete Erkenntnisse: Der Bergmischwald in Hanglage ist bezüglich der Verbisswirkung viel heterogener als der Hochlagenwald. Der Verbiss hat auch grundsätzlich keine einheitliche Wirkung, denn manchmal wirkt er sogar wachstumsstimulierend. Der Nebetriebverbiss hat eine deutlich größere Bedeutung für das

Wachstum und sogar das Überleben der Jungpflanzen auf den Windwürfen als erwartet. Das liegende Totholz hat nicht in allen Fällen eine nachgewiesene Bedeutung für das Überleben und das Wachstum. Die Wurzelteller können dort, wo sie noch vorhanden sind aber zum Überleben beitragen.

Für den belassenen Windwurf im Bergmischwald gilt: Seine Population lässt sich gut in schwächere und stärkere Gruppen von Individuen unterscheiden und ist dahingehend nicht sehr zersplittert. Das Überleben ist deutlich vom Verbiss abhängig. In diesen Zusammenhang interveniert die Lage auf dem Windwurf und das Vorkommen von Wurzeltellern, denn diese Faktoren schwächen die Verbisswirkung ab. Auch die Art spielt eine Rolle, weil Birken weniger anfällig sind als Tannen und eher überleben und besser wachsen. Vogelbeeren sind zwar verbissanfällig, wachsen aber.

Für den geräumten Windwurf im Bergmischwald gilt: Seine Verjüngung besteht vor allem aus Individualisten, die sich vergleichsweise schwer in eindeutige Komponenten zusammenfassen lassen. Allen ist aber die Schadwirkung des Verbisses, vor allem des Nebetriebverbisses gemeinsam. Wie bei geräumten Windwürfen zu erwarten sind die Pionierbaumarten stark vertreten und bilden den Großteil der Verjüngung, auch wenn sie vergleichsweise verbissanfällig sind und häufig sterben. Trotz ihrer geringen Anzahl kann man einen positiven Effekt von Wurzeltellern auf die Verjüngung feststellen.

Für den belassenen Windwurf in der Hochlage gilt: Es gibt deutlich getrennte Gruppen von Bäumen mit einer großen Komponente sterbender und toter Bäume. Die Verjüngung hat hohe Ausfälle und bleibt vergleichsweise klein. Das vorhandene Totholz schützt die Verjüngung zum Teil und kann auch als Nährstofflieferant dienen. Im Gegensatz zum Bergmischwald spielen aber die vorhandenen Wurzelteller und der von ihnen freigelegte Boden keine Rolle.

Für den geräumten Windwurf in der Hochlage gilt: Die Komponenten lassen sich in Hinblick auf ihre Überlebenschancen einfach voneinander zu trennen, insbesondere die Bäume mit geringen Überlebenschancen sind gut zu identifizieren. Lediglich ihre Charakterisierung über den Verbiss hinaus ist schwierig. Es gibt keinen Unterschied zwischen größeren und kleineren Bäumen hinsichtlich Wachstum und Überleben, sowie der Verbisswirkung auf die Vitalität der Individuen. Alle diese Bäume befinden sich auf einer mittelmäßigen Höhe, die vom Wild bevorzugt wird, da sie am einfachsten erreichbar ist. Totholz und Wurzelteller sind aufgrund der Räumung des Windwurfs in nur so geringem Umfang vorhanden, dass ihnen keine Bedeutung zukommen kann.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Datenerhebung und -aufbereitung</b>	<b>10</b>
2.1	Die Datenerhebung im Bayerischen Wald . . . . .	10
2.1.1	Ziel der Datenerhebung . . . . .	10
2.1.2	Das Verfahren der Datenerhebung . . . . .	11
2.2	Die Aufbereitung der Daten des Bayerischen Waldes . . . . .	15
2.2.1	Bearbeitung der Variablen . . . . .	15
2.2.2	Bearbeitung der Fälle . . . . .	20
<b>3</b>	<b>Die Überlebensprognose</b>	<b>23</b>
3.1	Grundlage der Überlebensprognose . . . . .	23
3.1.1	Das Modell . . . . .	23
3.1.2	Diskussion . . . . .	25
3.2	Eine Überlebensprognose für den Bayerischen Wald . . . . .	27
3.2.1	Schönort . . . . .	28
3.2.2	Feistenhäng . . . . .	29
3.2.3	Gfeichtethöh . . . . .	30
3.2.4	Ebengfeichtet . . . . .	30
<b>4</b>	<b>Modellierung</b>	<b>32</b>
4.1	Deskriptive und induktive Statistiken . . . . .	32
4.2	Finite Mixture Distribution und Finite Mixture Model . . . . .	34
4.2.1	Die Theorie der Finite Mixture Distribution . . . . .	34
4.2.2	Ein Finite Mixture Model für den Bayerischen Wald . . . . .	37
4.2.3	Der Schätzalgorithmus und die Schätzer . . . . .	40
4.2.4	Die Selektion des Modells für den Bayerischen Wald . . . . .	43
4.3	Die Charakterisierung der Komponenten . . . . .	45

4.3.1	Das theoretische Modell . . . . .	46
4.3.2	Ein Modell für die Komponenten des Bayerischen Waldes . . . . .	48
<b>5</b>	<b>Bergmischwald</b>	<b>54</b>
5.1	Die Waldabteilung Schönort . . . . .	54
5.1.1	Die Daten von Schönort . . . . .	54
5.1.2	Das Finite Mixture Model für Schönort . . . . .	61
5.1.3	Die Komponenten der Finite Mixture von Schönort . . . . .	68
5.2	Die Waldabteilung Feistenhäng . . . . .	78
5.2.1	Die Daten in Feistenhäng . . . . .	78
5.2.2	Das Finite Mixture Model für Feistenhäng . . . . .	85
5.2.3	Die Komponenten der Finite Mixture von Feistenhäng . . . . .	91
<b>6</b>	<b>Hochlagenwald</b>	<b>100</b>
6.1	Die Waldabteilung Gfeichtethöh . . . . .	100
6.1.1	Die Daten der Gfeichtethöh . . . . .	100
6.1.2	Das Finite Mixture Model für Gfeichtethöh . . . . .	106
6.1.3	Die Komponenten der Finite Mixture von Gfeichtethöh . . . . .	111
6.2	Der Waldort Ebengfeichtet . . . . .	115
6.2.1	Die Daten von Ebengfeichtet . . . . .	115
6.2.2	Das Finite Mixture Model für Ebengfeichtet . . . . .	119
6.2.3	Die Komponenten der Finite Mixture für Ebengfeichtet . . . . .	125
<b>7</b>	<b>Schluss</b>	<b>130</b>
<b>A</b>	<b>Übersichtskarte</b>	<b>139</b>
<b>B</b>	<b>Modelldiagnose: Finite Mixture Models</b>	<b>140</b>
<b>C</b>	<b>Modelldiagnose: Generalized Linear Mixed Models</b>	<b>143</b>

# Kapitel 1

## Einleitung

Sowohl das Grundgesetz (Art.20a), als auch die Bayerische Verfassung (Art.141 Abs.1) benennen den Naturschutz im Allgemeinen und den Schutz des Waldes im Speziellen als Aufgabe des Staates und der Gesellschaft. Dazu gibt es zahlreiche gesetzliche Bestimmungen, die sich mit dem Schutz der Natur und des natürlichen Waldes beschäftigen, insbesondere auf Länderebene (BayNatSchG, BayWaldG, BayJagdG). Eine besondere Form des Naturschutzes ist der Nationalpark, eine nach nationalen und internationalen Regeln fest umschriebene Institution, die weitgehende Begrenzungen der Eingriffe in die Natur vorschreibt (im Gegensatz z.B. zum Biosphärenreservat, wo menschliche Aktivität bewusst zu Schutz und Entwicklung des Waldes genutzt werden soll (Luthardt and Beyer (1998), S. 890). Der Nationalpark Bayerischer Wald wurde 1969 vom Bayerischen Landtag beschlossen und 1970 auf einer Fläche von 120  $km^2$  um Rachel und Lusen eröffnet (vgl. Abbildung 1.1 und Anhang A). Der Wald wurde stückweise aus der Bewirtschaftung genommen und das Gebiet ständig erweitert. Der Nationalpark umfasst heute fast den gesamten Bayerischen Wald. (vgl. Held and Pöhlmann (2005), S. 16ff)

Der Nationalpark Bayerischer Wald erfüllt aber nicht nur die Aufgabe des reinen Naturschutzes und der Renaturierung des Waldes, sondern hat auch einen klaren Forschungsauftrag (vgl. Verordnung (1997) §3 und §4). Dazu gehört insbesondere die wissenschaftliche Dokumentation und die Erforschung der natürlichen Verjüngung des Waldes. Schließlich soll der Bayerische Wald wieder Urwald werden. Der größte Feind dieser Entwicklung ist im Nationalpark nicht mehr der Mensch, sondern das Schalenwild. „Die weitaus häufigste Schadursache an Verjüngungspflanzen sind Verbisschäden.“ (Ammer et al. (2004), S. 97) Eben deshalb wird hier der Wildverbiss über das allgemeine Verbissgutachten (Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten (2006)) gemäß Art.28 Abs.2 Ziffer 10 BayWaldG sowie Art.32 Abs.1 BayJagdG hinaus untersucht. Er muss

dafür über viele Jahre hinweg beobachtet und analysiert werden. Für den Bayerischen Wald werden zahlreiche Erhebungen zum Verbiss gemacht, so dass einzigartige Daten von Dauerbeobachtungen vorliegen, die anspruchsvolle Methoden mit komplexen Modellen erlauben.

Die vorliegende Arbeit behandelt eine solche Modellierung des Einflusses von Schalenwildverbiss auf das Waldwachstum. Darunter fällt der Einfluss auf das Überleben der Jungpflanzen, d.h. Totverbiss, und auf die Entwicklung der überlebenden Jungpflanzen, d.h. Verbisschaden. Darüberhinaus beinhaltet diese Modellierung nicht nur den Verbisseinfluss auf das Waldwachstum, sondern auch seine eigenen Determinanten. Denn seine Schadwirkung bis hin zur Tödlichkeit kann ja selbst wieder mit unterschiedlichen Faktoren variieren. Von dieser Variation hängt nicht nur die natürliche Regeneration des Waldes ab, sondern auch die wichtige Biodiversität, die durch menschliche Eingriffe noch gestört ist.

Für die Untersuchung der Verbisswirkung verwenden wir hier die Verjüngung von Windwurfflächen. Diese sind so interessant, da sie nach der Zerstörung des Altbestandes ein großes Potenzial zur Wiederherstellung eines ursprünglichen Waldes von größerer Diversität bergen. Denn noch herrscht im Bayerischen Wald eine unnatürliche Dominanz der Fichten (vgl. Knoke et al. (2007), S. 8). Aus ökonomischer Sicht werden Stürme und die entstehenden Schäden in Nutzwäldern als Katastrophe begriffen, bei der immense Werte zerstört werden und zeit- und kostenintensive Aufräum- und Instandsetzungsarbeiten in den Windwürfen notwendig werden. Aus ökologischer Sicht sind Windwürfe zwar immer noch als Störungen im Wald aber nicht mehr als Katastrophen zu begreifen. Statt dessen gehören sie in den normalen Kreislauf der Natur und sind für das Ökosystem des Waldes systeminhärent. Deshalb werden auf Windwürfen im Nationalparkgebiet keine lenkenden Maßnahmen mehr ergriffen. Stattdessen wird auf diesen Flächen die natürliche Waldentwicklung wissenschaftlich beobachtet und dokumentiert. (vgl. Lässig (2000), S. 56, Held and Pöhlmann (2005), S. 13ff, Jehl (1995), S.113ff und Jehl (2001), S. 50ff)

Um einen Vergleich zum konventionellen Vorgehen zu ermöglichen, gibt es aber auch noch geräumte Windwürfe, die als Kontrollflächen dienen. Wir verwenden je einen belassenen und einen geräumten Windwurf, um den menschlichen Eingriff als eine Ursache für unterschiedliche Auswirkungen des Verbisses zu beurteilen. Ein weiterer Standortfaktor ist die ökologische Höhenstufe (vgl. Abbildung 1.1). Im Nationalpark gibt es drei Höhenstufen, von denen uns vor allem die Hochlage interessiert. Um wieder einen Vergleich anstellen zu können, betrachten wir zusätzlich zu den Bergfichtenwäldern in den Hochlagen auch noch die Bergmischwälder in den Hanglagen. „In vielen Fällen beein-



flussen Standortunterschiede die Ergebnisse von Aufnahmen in Jungwüchsen. Dies ist insbesondere dann nicht erwünscht, wenn die Standortunterschiede nicht quantitativ fassbar gemacht werden können.“ (Ammer et al. (2004), S.86) Deshalb werden diese hier expliziert und in getrennten Analysen kontrolliert. Auf eine weitergehende räumliche Modellierung soll in dieser Arbeit verzichtet werden. Der Fokus liegt statt dessen auf der zeitlichen Dimension und dem Wachstum.

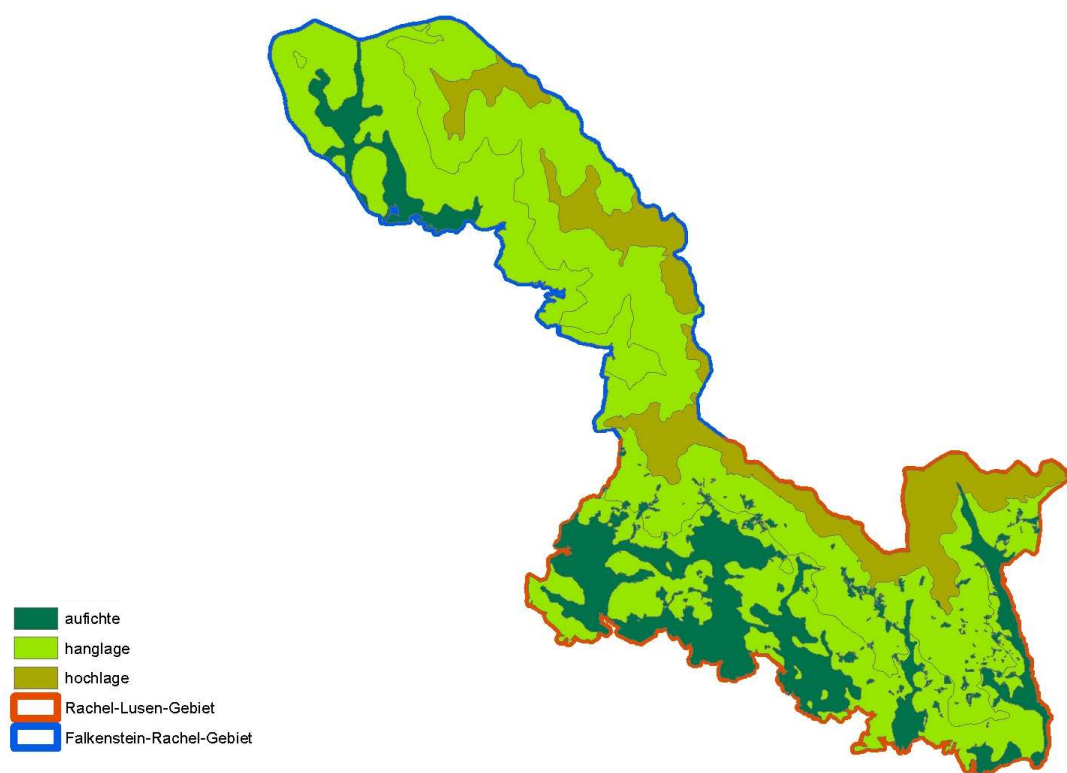


Abbildung 1.1: Nationalpark Bayerischer Wald

Im ersten Kapitel wird zunächst die Zielführung der Daten gegeben. Der Nationalpark Bayerischer Wald verfolgt bereits erläuterten Auftrag der Erforschung von Naturwäldern und ihrer Dynamik. Danach wird die Datenerhebung im verwendeten Transektenverfahren beschrieben und stichprobentheoretisch diskutiert. Die Charakterisierung des Verfahrens als repräsentative Klumpenstichprobe erlaubt eine statistische Auswertung ohne Defizite in der Inferenz (vgl. Knoke et al. (2007), S. 11ff). Anschließend wird die

Datenaufbereitung erläutert und das Vorgehen begründet. Die Variablen der Auswertung müssen korrigiert oder erst noch konstruiert werden und zahlreiche Fälle müssen aus technischen oder inhaltlichen Gründen entfernt werden.

Das zweite Kapitel behandelt das Modell der Überlebensprognose und wendet sie auf die Daten des Bayerischen Waldes an. Es geht hier vor allem darum, den Unterschied zwischen diesem häufig eingesetzten Ansatz der Überlebensmodellierung in forstlichen Verbissbefunden und meinem Modell einer Survivalanalyse hervorzuheben. Es ist nämlich notwendig das Überleben differenzierter zu betrachten und darüberhinaus die Zusammenhänge zwischen Verjüngung, Verbiss und weiteren Einflüssen zu modellieren.

Diese Modellierung beschreibt das dritte Kapitel an. In diesem Kapitel werden die theoretischen Ansätze und ihre empirische Umsetzung für den Bayerischen Wald erläutert, das Vorgehen begründet und eventuelle Probleme angesprochen. Es soll eine Multi-State Survivalanalyse mit einer gemischt verteilten Zielgröße modelliert werden. Die gemischte Verteilung resultiert sowohl aus der Konstruktion der Zielgröße, als auch aus unbeobachteter Heterogenität in der zugrundeliegenden Variable. Ich gehe sowohl auf die Mischverteilung und ihre Modellierung als Finite Mixture Distribution, als auch auf das eigentlich zu schätzende Finite Mixture Model ein. Zusätzlich soll die Mischung explorativ untersucht werden hinsichtlich ihrer spezifischen Zusammensetzung. Dabei geht es auch darum die erwähnte Heterogenität erklären zu können. Dazu wird für jede Komponente der Mischung ein Generalized Linear Mixed Model verwendet.

Die Schätzergebnisse werden in den folgenden beiden Kapitel wiedergegeben und interpretiert: Kapitel 4 behandelt den Bergmischwald und Kapitel 5 den Hochlagenwald. Alle Modelle werden mit den aufbereiteten Daten für die Beobachtungsflächen getrennt geschätzt, um ihre jeweiligen Eigenheiten zu kontrollieren, auch wenn sie nicht quantifizierbar sind. In der Hanglage befindet sich ein belassener Windwurf in Schönort und ein geräumter in Feistenhäng (vgl. Anhang A). In der Hochlage befindet sich ein belassener Windwurf auf der Gfeichtethöh und ein geräumter in Ebengfeichtet (vgl. Anhang A). Als erstes werden die Gegebenheiten auf den Aufnahmegebieten und ihre Entwicklung über den Beobachtungszeitraum beschrieben. Darauf folgt die eigentliche Auswertung der Daten, deren Ziel die Analyse des Überlebens an sich, des Wachstums und der Auswirkung von Leit- und Nebetriebverbiss ist. Alle deskriptiven und induktiven Auswertungen werden mit dem statistischen Programmpaket R 2.9.0 (R Development Core Team (2009), vgl. Ligges (2007)) unter besonderer Zuhilfenahme der Packages `flexmix` (vgl. Leisch (2004) und Leisch and Grün (2008)), `lme4` (Bates et al. (2008)), `lattice` (Deepayan (2009), vgl. Deepayan (2008)) und `vcd` (Meyer et al. (2009), vgl. Zeileis et al. (2007)) durchgeführt.

Im sechsten Kapitel werden die Ergebnisse zusammengefasst und hinsichtlich ihrer Bedeutung für die Verjüngung des Naturwaldes beurteilt. Gemäß dem Zweck waldbaulicher Aufnahme von Jungwüchsen interessiert insbesondere die Bedeutung syn- und autökologischer Faktoren auf die Diversität in der Verjüngung und ihre Variation über örtliche Gegebenheiten und über menschliche Eingriffe. Im Speziellen geht es um einen zweifachen Vergleich: Erstens der Vergleich zwischen Hang- und Hochlage und zweitens der Vergleich zwischen geräumten und belassenen Windwürfen.

Diese Arbeit wäre ohne Unterstützung selbstverständlich nicht möglich gewesen. Ein großer Dank geht an Herrn Prof. Torsten Hothorn und Herrn Prof. Friedrich Leisch vom Institut für Statistik der Ludwig-Maximilians-Universität München für ihre Betreuung. In diesem Zusammenhang gilt mein besonderer Dank Herrn Nikolay Robinzonov vom Institut für Statistik für die Hilfestellung bei sämtlichen Problemen. Des Weiteren gebührt mein Dank Herrn Dr. Marco Heurich und Herrn Hans Jehl vom Sachgebiet Forschung und Dokumentation der Nationalparkverwaltung Bayerischer Wald für die freundliche Unterstützung und Beantwortung jeglicher Fragen.

## Kapitel 2

# Datenerhebung und -aufbereitung

### 2.1 Die Datenerhebung im Bayerischen Wald

#### 2.1.1 Ziel der Datenerhebung

Der Zweck einer waldbaulichen Aufnahme von Jungwüchsen liegt in der Kenntnis der Dynamik beeinflusster und unbeeinflusster Waldbestände in unterschiedlichen Lagen. Man verfolgt im Allgemeinen drei Ziele:

„[1.] die Beobachtung und Dokumentation der Zustände und natürlich ablaufenden Bestandsentwicklungen in unberührten Wäldern (z.B. Urwälder, Naturwaldreservate, Nationalparke), [2.] das Aufzeigen der Wirkung waldbaulicher Maßnahmen auf die Bestandsverjüngung und die Erarbeitung von Hinweisen, ob das angestrebte Verjüngungsziel erreicht werden kann, [3.] die Gewinnung einer Datengrundlage für den Test von Hypothesen, die Entwicklung von Modellen und die Ableitung von Prognosen.“ (Ammer et al. (2004), S. 84)

In den Datenerhebungen des Nationalparks Bayerischer Wald werden entsprechend dieses zentralen Erkenntnisinteresses drei Gesichtspunkte dokumentiert (vgl. Jehl (1995), S.119ff und Verordnung (1997), §4):

1. Artenzusammensetzung und ihre Veränderung im Windwurf, in seinem Totholzsaum und im angrenzenden intakten Waldbestand
2. Strukturen von Lebend- und Totholz und ihre Veränderung
3. Abhängigkeit der Vegetationsentwicklung von natürlichen Einflüssen und menschlichen Eingriffen

Dafür werden zusätzlich zur Inventur Dauerbeobachtungsflächen auf Windwürfen eingerichtet, die ein tiefergehendes Verständnis natürlicher Abläufe erlauben und helfen Ursache und Wirkung aufzudecken. Um dem letzten Aspekt gerecht zu werden, beobachten wir immer je einen geräumten und einen naturbelassenen Windwurf gleicher Lage. Man erhält dadurch eine Art experimentelles Design für ein Treatment mit einer Placebo- und einer Verumgruppe. Die inferenzielle Analyse und Interpretation des Effektes menschlichen Eingriffs scheitert aber an der Willkür der Auswahl der Waldorte und am Treatment-Response-Problem. Deshalb werden wir die Waldorte einzeln analysieren und die Ergebnisse miteinander vergleichen. Dasselbe gilt für den Unterschied zwischen Hang- und Hochlagen. Alle hier vorgestellten Ergebnisse sind gemäß der Stichprobentheorie nur auf den jeweiligen Waldort und höchstens auf die Höhenlage, aber auf keinen Fall auf den Bayerischen Wald verallgemeinerbar (vgl. Ammer et al. (2004), S. 86f und Knoke et al. (2007), S. 11ff). Für diese Arbeit werden die Waldorte aus Tabelle 2.1 verwendet unter Berücksichtigung des menschlichen Eingriffs, der natürlichen Bewaldung und der Höhenlage. Die ID in Tabelle 2.1 bezieht sich auf die Lokalisierung in der Übersichtskarte für den Nationalpark Bayerischer Wald im Anhang A, auf der die Lage gut nachvollziehbar ist.

Waldort	Maßnahme	Höhe ü. NN	natürlicher Wald	Transekt in m	Aufnahmen	ID
Schönort	belassen	Hanglage (900m)	Bergmischwald (Fi, Ta, Bu)	400×10	1990, 1995, 2001, 2008	IIb
Feistenhäng	geräumt	Hanglage (880m)	Bergmischwald (Fi, Ta, Bu)	280×10	1990, 1995, 2000, 2008	IIa
Gfeichtethöh	belassen	Hochlage (1200m)	Bergfichtenwald	390×10	1992, 1997, 2004	IIIb
Ebengfeichtet	geräumt	Hochlage (1200m)	Bergfichtenwald	280×10	1992, 1998, 2004	IIIa

Tabelle 2.1: Dauerbeobachtungsflächen (Jehl (1995), S. 118)

### 2.1.2 Das Verfahren der Datenerhebung

Für die vegetationskundliche Beurteilung der Verjüngung von Waldvegetation gibt es vier Ansätze: Simulation, Stichprobenverfahren, Kontrollzaunverfahren, sowie die Kombination aus Stichprobe und Kontrollzaun. Empririsch fundierte Ergebnisse auf Basis statistischer Analysen liefern nur Stichproben- und Kontrollzaunverfahren. Allerdings

unterliegen einige Autoren quantitativer forstwissenschaftlicher Studien hier dem Trugschluss „[...] daß Stichprobenverfahren nur eine Situationsbeschreibung des momentanen Wildeinflusses nach verschiedenen Parametern (z.B. Terminaltriebverbißprozent, hochgerechnete Pflanzenzahlen/ha) erlauben, [...]“ (Luthhardt and Beyer (1998), S. 891) und Dauerbeobachtung nur im Kontrollzaunverfahren möglich sei. Sie gehen davon aus, dass *ceteris paribus* die Vegetationsentwicklung ohne Verbiss erforscht werden soll. Die Stichproben aus dem Bayerischen Wald stammen aber von Dauerbeobachtungen und berücksichtigen gerade den Verbiss.

Beim Weiserflächenverfahren mit Kontrollzaun werden Flächen systematisch nach bestimmten Kriterien ausgewählt, so dass sie als repräsentativ für das gesamte Gebiet gelten. Dieses Vorgehen ergibt eine Quotenstichprobe und hat auch alle ihre Nachteile, insbesondere die Nicht-Zufälligkeit bzw. Willkür der Auswahl und damit einhergehende Probleme der Quantifizierung der Genauigkeit statistischer Schätz- und Testverfahren (vgl. Küchenhoff (2006), S. 8). Zuletzt werden Baumpaare von Kriterienzwillingen angelegt, von denen einer eingezäunt wird und der andere nicht. Das sogenannte Matching ist allerdings ebenfalls kein unumstrittenes Experimentaldesign, weil es zu weniger effizienten Schätzer, d.h. Schätzern mit größerer Varianz, führt und oft schon die Matchingscores problematisch sind (vgl. Rosenbaum and Rubin (1985), S. 33ff). Außerdem unterscheiden sich die Paare hinsichtlich der Matching-Kriterien nicht mehr, so dass diese als erklärende Variablen ausfallen.

Da man natürlich auch im Nationalpark Bayerischen Wald keine Vollerhebung der Windwürfe und der angrenzenden Flächen durchführen kann, entnimmt man zur Aufnahme der Vegetationsentwicklung eine Stichprobe. Auch bei den Stichproben auf räumlichen Flächen gibt es unterschiedlich zu bewertende Verfahren: reine Zufallsauswahl, systematische Zufallsauswahl, Blockdesign, stratifizierte Stichprobe und Klumpenstichprobe. Die Auswahl in der Stichprobe darf keine subjektiven oder willkürlichen Elemente beinhalten. Die Permanente Stichprobeninventur des Nationalparks Bayerischer Wald setzt auf eine Art systematisch zufälliger Auswahl mit Hilfe des Linien-Intersekt-Verfahrens. (vgl. Roth et al. (2003), S. 320ff, Ammer et al. (2004), S. 85ff, Fahrmeir and Pritscher (1996), S. 3f und Küchenhoff (2006), S. 34ff) Für die Dauerbeobachtung der Windwürfe kommt eine Stichprobenerhebung nach der Transektenmethode zum Einsatz, wie sie in Abbildung 2.1 dargestellt wird. Die Transekte sind 10m breite und bis zu 400m lange Streifen, die quer durch den Windwurf und angrenzende Wuchsgebiete verlaufen. Die Transekte sind wiederum in  $10m \times 10m$  große Probequadrante unterteilt. Die Erfassung von Probequadraten bis in die intakten Altholzbestände hinein ist wich-

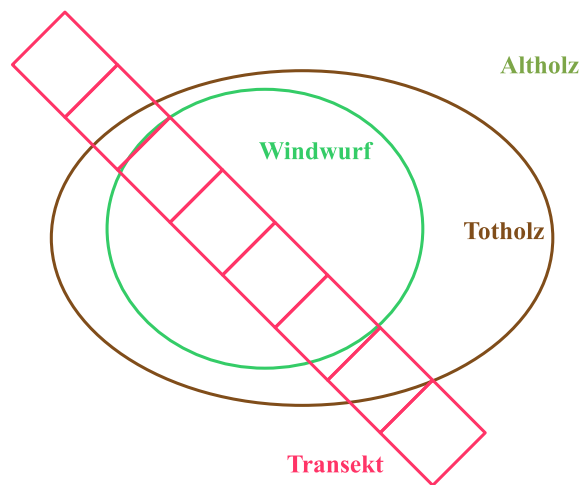


Abbildung 2.1: Transektenmethode (eigene Darstellung)

tig als Kontrollflächen dafür, welche Vegetation auf der Fläche wohl vor dem Windwurf herrschte. Auch die Erfassung stehenden Totholzes macht Sinn als Kontrollquadrate. Die Vorteile der Transektenmethode sind (vgl. Jehl (2001), S. 59ff):

- + Erfassung einer großen Fläche
- + objektive Anordnung der Probequadrate hinsichtlich ihrer Lage auf dem Transekt (vgl. Abbildung 2.1)
- + einfache Durchführung der Einmessung und bei Verlust von Geländemarkierungen einfache Wiederherstellung
- + systematische Erfassung der Vegetation
- + Anschaulichkeit als Bestandsquerschnitt
- + geringere Gewichtung der Ränder als bei einzelnen Probekreisen

Die Nachteile sind:

- „Fehlermöglichkeiten durch große Randlängen der Stichprobenflächen und eine eventuell nicht ganz objektive räumliche Festlegung der Probeflächen im Gelände, wie sie bei Transektverfahren möglich und z.T. üblich sind, [...]“ (Knoke et al. (2007), S. 12), d.h. Verzerrung der Schätzungen und ihrer Varianzen durch willkürliche und nicht zufällige Festlegung von Lage und Verlauf des Transektes

- negativer Klumpungseffekt bei den Probequadraten (Klumpungsverlust durch eine höhere Varianz zwischen den Klumpen als erwartet  $E(\sigma_{between}^2) < \sigma_{between}^2$ )

Das Transektenverfahren ist also eine Klumpenstichprobe. (vgl. Knoke et al. (2007), S. 3ff und Ammer et al. (2004), S. 85ff) Bei Klumpenstichproben nimmt man zu Gunsten des einfachen und günstigen Aufnahmeverfahrens größere Ungenauigkeit im Vergleich zur reinen Zufallsauswahl in Kauf. Bei Zufallsklumpung wäre der mittlere Klumpungseffekt sogar wieder gleich Null, allerdings liegt bei der Transektenmethode eben keine zufällige Klumpung vor, da sie durch den Transekt determiniert ist. Voraussetzung für Schätzer ohne Effizienzverlust auf Basis einer solchen Klumpenstichprobe ist, dass die Klumpen so gewählt werden, dass einerseits die Beobachtungen innerhalb jedes Klumpen möglichst heterogen, die Klumpen untereinander aber möglichst homogen sind. (vgl. Rüger (1996), S. 128ff und S. 222ff und Küchenhoff (2006), S. 97ff) Innerhalb jedes Wuchsgebietes auf den Aufnahmeflächen des Bayerischen Waldes ist dies sogar zu erwarten, so dass es aber auf jeden Fall notwendig ist in der späteren Modellierung das Wuchsgebiet zu kontrollieren. Außerdem kann es nur dann wirkliche Probleme geben, wenn bestimmte Ereignisse (z.B. Wildverbiss) wiederum geklumpt nur in einzelnen Quadraten auftreten. Wenn dem so ist, geht man im Allgemeinen aber davon aus, dass man nur durch Zufall einen solchen Klumpen erfasst hat. Diesem Problem kann man auch durch zufällige Elemente in der Modellierung begegnen. Hier wird dies getan, indem ich in allen Modellen variierende und zufällige Effekte berücksichtige. (vgl. Knoke et al. (2007), S. 11ff)

Dennoch ist darauf zu achten, dass die Grundgesamtheit der Stichprobe eigentlich nicht mehr Individuen, sondern mögliche Cluster von Individuen sind. Dementsprechend sind die Ergebnisse auch nicht mehr auf Windwürfe im Allgemeinen, sondern nur noch für den speziellen Windwurf zu verallgemeinern. (vgl. Roth et al. (2003), S. 320ff, Ammer et al. (2004), S. 85ff und Rüger (1996), S. 128ff)

Die Probequadrante des Transektes sind fest im Gelände vermarktet, um sie jederzeit für eine weitere Aufnahme wiederzufinden. Abbildung 2.2 zeigt die Vermarkungen, die im Nationalpark Bayerischer Wald eingesetzt werden.

Bei den Stichprobendaten aus dem Bayerischen Wald handelt es sich um Dauerbeobachtungen der Waldentwicklung auf Windwürfen und angrenzenden Flächen, bei denen alle Variablen in möglichst regelmäßigen Abständen von 6-7 Jahren an immer denselben Individuen erhoben werden, so dass annähernd äquidistante Longitudinaldaten vorliegen. (vgl. Jehl (1995), S.116ff, Bäumler and Quednau (1996), S. 1f) Da es Individuen gibt, die erst zu einem späteren Zeitpunkt in die Aufnahme gelangen, sind ihre Daten links zensiert. Rechte Zensierung durch Panelmortalität gibt es nicht, da erstens





Abbildung 2.2: Geländemarken in Feistenhäng (eigene Photos)

die Individuen nicht einfach aus der Aufnahme verschwinden können und zweitens der Tod ein zentrales Ereignis für die Studie ist und deshalb alle Toten weitergeführt werden.

## 2.2 Die Aufbereitung der Daten des Bayerischen Waldes

Die Verjüngungen werden in den Hochlagen schon ab einer Höhe von 20cm gemessen, während man sie in den Hang- und Tallagen erst ab 1m mißt. Für die von mir verwendeten Daten heißt das, dass in Gfeichtethöh und Ebengfeichtet eine Mindesthöhe von nur 20cm besteht, während in Schönort und Feistenhäng die Mindesthöhe 1m beträgt. (vgl. Jehl (2001), S. 59ff)

### 2.2.1 Bearbeitung der Variablen

Die Datensätze für alle Dauerbeobachtungsflächen liegen in einer MS Access-Datenbank des Nationalparks Bayerischer Wald. Für jede Dauerbeobachtungsfläche werden separat die für die Fragestellung zentralen Variablen aus dieser Datenbank gezogen:

- Probequadrat und ggf. Abschnitt
- Aufnahmejahr

- ID
- Baumart
- Höhe in m
- Leit- und Nebetriebverbiss: verbissen vs. unverbissen
- Tod: tot vs. lebend
- Länge, Anfangs- und Enddurchmesser liegenden Totholzes

Diese Rohdaten werden in MS Excel exportiert. Darin wird zunächst eine neue ID geschaffen, welche die ursprüngliche ID mit dem Planquadrat verbindet:  $ID2 = Quadrat\_ID$ . Mithilfe dieser ID lassen sich die Individuen genau voneinander unterscheiden. Der Datensatz kann dann als .csv-Datei in R eingelesen und bearbeitet werden.

Als erstes wende ich mich den Wurzeltellern zu. Wie bereits erwähnt sind sie selbst als Wuchsgrundlage sehr beliebt. Bedeutender für die Ansamung einer Verjüngung ist der von ihnen freigelegte Boden. (vgl. Jehl (1995), S. 124ff) Um diese beiden Aspekte zu berücksichtigen werden für jedes Jahr die Anzahl der Wurzelteller pro Quadrat und die Gesamtfläche der Wurzelteller pro Quadrat bestimmt.

Die Gesamtfläche der Teller an sich spiegelt die Fläche freigelegten Erdbodens wider. Sie ist die Summe der Einzelflächen. Unter der Annahme annähernd runder Teller errechnet sich die Fläche des  $j$ -ten Wurzeltellers auf dem  $q$ -ten Quadrat aus seiner Breite  $b_{jq}$  und der Kreiszahl  $\pi$  (vgl. Barth et al. (1994), S. 30):

$$\begin{aligned}
 A_{jq} &= \pi \left( \frac{b_{jq}}{2} \right)^2 \\
 A_q &= \sum_{j=1}^{n_q} A_{jq}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Als nächstes bestimme ich die Totholzmenge pro Planquadrat. Dazu verwende ich lediglich liegendes Totholz. Der Grund liegt in der besonderen Bedeutung des liegenden Totholzes, da es schließlich den Unterschied zwischen dem geräumten und dem belassenen Windwurf ausmacht. Hierin besteht unter anderem das Interesse dieser Arbeit, denn nicht zuletzt „[...] zählt das Thema Totholz sogar zu den naturschutzpolitisch wichtigsten Anliegen im Bereich der Forstwirtschaft.“ (Roth et al. (2003), S. 31) Die Menge soll mit zwei Variablen gemessen werden, nämlich mit der Anzahl der liegenden toten Stämme pro Quadrat und dem Gesamtvolumen an liegendem Totholz in  $m^3$  pro

Quadrat. Dieses Gesamtvolumen ist die Summe der Volumina der auf einem Quadrat liegenden Stämme. Das Einzelvolumen des  $j$ -ten liegenden toten Stammes auf dem  $q$ -ten Quadrat berechnet sich als Volumen eines geraden Kreiskegelstumpfes aus seiner Länge  $l_{jq}$ , seinem Anfangsradius  $r_{1jq}$ , seinem Endradius  $r_{2jq}$  und der Kreiszahl  $\pi$  (vgl. Barth et al. (1994), S. 35):

$$\begin{aligned} V_{jq} &= \frac{l_{jq}\pi}{3} (r_{1jq}^2 + r_{1jq}r_{2jq} + r_{2jq}^2) \\ V_q &= \sum_{j=1}^{n_q} V_{jq} \end{aligned} \quad (2.2)$$

mit

$r_{1jq}, r_{2jq}$  Radien liegenden Totholzes an den beiden Enden, soweit der Stamm noch im Planquadrat liegt. Größere Stämme, die auch außerhalb der Planquadrate liegen, werden durch die Quadratgrenzen begrenzt.

$l_{jq}$  Länge liegender Bäume, soweit sie sich innerhalb eines Planquadrates befinden. Über das Planquadrat hinaus liegende Bäume sind durch das Quadrat in ihrer Länge begrenzt. Dies gilt vor allem für über den Transekt hinaus ragende Stämme. Über mehrere Quadrate liegende sehr lange Stämme werden vollständig gemessen.

Die Aufnahmen der Nationalparkverwaltung des Bayerischen Waldes unterscheiden die Baumarten sehr genau. Aufgründdessen gibt es einige sehr schwach vertretene Baumarten, die für eine Inferenz bezüglich der Arten ungeeignet sind. (vgl. Knoke et al. (2007), S. 3ff) Deshalb werden zunächst die Bäume einer gröberen Artenunterscheidung zugeordnet, z.B. werden alle Grau-, Ohr- und Sal-Weiden einfach als Weiden und alle verschiedenen Birkenarten auch nur als Birken gekennzeichnet. Dennoch gibt es natürlich einfach seltenere Arten. Alle deutlich zu schwach besetzten Arten werden aus den Datensätzen entfernt oder in eine Residualkategorie zusammengefasst.

Anstatt alle Quadrate einzeln zu betrachten, liegt es nahe sie zusammenzufassen. Erstens müsste man bei einer Verwendung der Unterscheidung der einzelnen Quadrate in einem Modell zu viele Parameter schätzen. Zweitens interessiert uns eigentlich viel mehr das Wuchsgebiet, auf dem das jeweilige Quadrat liegt, insbesondere natürlich der Windwurf. Drittens verlangt die Klumpenstichprobe eine Kontrolle der Homogenität der Quadrate. Da die Dauerbeobachtungsflächen zum Teil sehr unterscheidliche Differenzierungen von Wuchsgebieten aufweisen, werde ich diese an entsprechender Stelle erläutern.

Im Folgenden soll eine Survivalanalyse modelliert werden, deren Zielgröße einerseits das

bloße Überleben, aber andererseits auch das Wachstum der überlebenden sein soll. Letzteres wird über die Höhe ermittelt. Zusätzlich wird allen toten Bäume standardmäßig eine Höhe von Null zugeordnet. Höhe und damit Wachstum ist nur eine Charakteristik lebender Bäume. Außerdem brechen die toten Bäume früher oder später sowieso ab, was sich dann als negatives Wachstum niederschlagen würde.

Grundsätzlich sind die Höhenangaben im Datensatz in  $m$ . Im Jahr 2008 werden einige Bäume wohl in  $mm$  gemessen. Alle derartigen Höhenangaben werden durch den Faktor  $\frac{1}{1000}$  in  $m$  umgewandelt.

Die Höhe bei der ersten Aufnahme eines Baumes soll als seine Baseline-Höhe in den Datensatz eingehen. Als solche kann sie im Modell für die Höhenentwicklung der Bäume als erklärende Variable eingesetzt und damit kontrolliert werden. Wie aus der Überlebensprognose (vgl. das folgende Kapitel) hervorgeht, ist die Baseline nämlich eine wichtige Größe, die man kontrollieren muss.

Pflanzenfresser können Vegetationsentwicklung und Naturverjüngung stark beeinflussen. Der Einfluss von Reh und Rothirsch lässt sich dokumentieren mittels Verbiss (einzelner Leit- und Nebetriebverbiss, sowie gleichzeitiger Leit- und Nebetriebverbiss) und Beschädigungen der Pflanzen durch Schälern oder Fegen. Die nicht nur weitaus häufigste, sondern auch für den Baum gefährlichste und langfristigste Schädigung ist der Verbiss. Der Verbiss in einem bestimmten Jahr wirkt sich nicht nur direkt in diesem Jahr aus, sondern auch in den folgenden. (vgl. Ammer et al. (2004), S. 97f)

Um die zeitliche Verzögerung der Auswirkungen und ihre Langfristigkeit besser zu modellieren, wird die ursprüngliche Verbiss-Variable fortgeschrieben. Ein einmal verbissener Baum gilt damit auch in den Folgejahren als verbissen.

$$V_{it} = \begin{cases} 1, & \text{falls der } i - \text{te Baum zum Zeitpunkt } t \text{ oder} \\ & \text{bereits einem früheren Zeitpunkt verbissen wurde.} \\ 0, & \text{falls der Baum weder zum Zeitpunkt } t, \\ & \text{noch einem früheren Zeitpunkt verbissen wurde.} \end{cases}$$

Anstatt des Verbisses an sich kann man auch die Verbisshäufigkeit messen, so wie es die Überlebensprognose tut. Jedoch hat man in den Daten des Bayerischen Waldes zwei Probleme: Erstens, es handelt sich nicht um jährliche Aufnahmen, so dass man die Ergebnisse ohnehin nur schwer mit der Prognose vergleichen könnte (vgl. dazu auch die Tabellen 3.2 bis 3.5). Zweitens werden bis auf die Vogelbeeren nur wenige Bäume mehrfach verbissen. Die Tabellen 2.2 bis 2.5) zeigen die Anzahlen an Bäumen mit ih-

rem kumulierten Leittriebverbiss für das letzte Aufnahmejahr. Es ist dabei zu beachten, dass in den vorangegangenen Aufnahmen, die für meine longitudinalen Modelle eine gleich große Rolle spielen, noch deutlich weniger Bäume mehrfachen Verbiss aufweisen (können). Mit zunehmender Verbissanzahl sinkt die Besetzung der Anzahlen mit und damit sinkt auch die Möglichkeit inferenziell einen Effekt nachzuweisen, vor allem da sehr viele Individuen gänzlich unverbissen bleiben. Nur die Vogelbeeren werden in größerer Zahl mehrfach verbissen, was sich jedoch bei der Suche nach Artunterschieden in der Verbisswirkung verzerrend auswirken kann.

LTV	Fichte	Tanne	Birke	andere Arten	Buche	Vogel- beere
0×	1522	50	171	15	31	242
1×	37	11	4	0	10	79
2×	1	3	1	3	1	37
3×	0	0	0	1	1	12
4×	0	0	0	0	0	3

Tabelle 2.2: kumulierter Leittriebverbiss (LTV) bis 2008 in Schönort

LTV	Fichte	Tanne	Birke	Weide	Ahorn	Esche	Aspe	Buche	Vogel- beere	Holunder
0×	229	9	35	36	41	6	26	122	98	37
1×	2	5	1	18	36	6	12	14	65	33
2×	0	0	0	2	7	2	1	3	18	3
3×	0	0	0	0	1	1	0	1	12	0
4×	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0

Tabelle 2.3: kumulierter Leittriebverbiss (LTV) bis 2008 in Feistenhäng

LTV	andere Arten	Fichte	Vogel- beere
0×	4	2056	177
1×	3	49	121
2×	0	4	28
3×	0	0	10

Tabelle 2.4: kumulierter Leittriebverbiss (LTV) bis 2004 in Gfeichtethöh

LTV	Aspe	Birke	Fichte	Weide	Vogel- beere
0×	8	4	1421	7	17
1×	11	1	9	7	12
2×	1	0	0	4	14
3×	0	0	0	0	1

Tabelle 2.5: kumulierter Leittriebverbiss (LTV) bis 2004 in Ebengfeichtet

### 2.2.2 Bearbeitung der Fälle

Da wir das liegende Totholz als Makrovariable berücksichtigen und die individuellen liegenden Bäume nicht mehr benötigt werden, werden sie aus dem Datensatz entfernt. Aber nicht nur die liegenden toten Stämme entfallen. Da es keinen Sinn macht Bäume, die von Anfang an tot sind und nur als Tote im Datensatz geführt werden, hinsichtlich der Wirkung des Verbisses auf das Höhenwachstum und das Ausfallrisiko zu untersuchen, werden alle stehenden Bäume, die schon bei Ihrer Erstaufnahme tot sind, entfernt. Auch alle Baumstümpfe (Fichten- und Buchen-Stöcke), die von Anfang an nur als tote Bäume aufgenommen wurden, werden aus dem Datensatz entfernt, da ihr Tod in keinen Zusammenhang mit dem Verbiss gebracht werden kann. Stubben, die erst nach dem Absterben als solche gekennzeichnet wurden, werden unter ihrer jeweiligen Baumart weitergeführt.

Bezüglich toter Bäume gibt es im Datensatz noch eine Besonderheit. Es gibt „unto-te“ Bäume, die nachdem sie für tot erklärt wurden im darauffolgenden Jahr wieder als lebend zählen. Diese Bäume werden ab ihrem erstmaligen Tod als durchgehend tot codiert. Auch die Wurzelteller wurden an sich nur benötigt, um ihre Anzahl und Fläche zu bestimmen. Für die weitere Auswertung werden sie aus dem Datensatz entfernt.

Da die Erstbeobachtung der Höhe jedes Baumes bereits als seine Baseline-Höhe vorhanden ist und auch als solche in das spätere Modell eingehen soll, wird die eigentliche Erstbeobachtung der Höhe nicht mehr benötigt. Man verliert dabei eine ganze Beobachtung, wo man nur drei oder vier hat. Die Entfernung macht aber nicht nur inhaltlich Sinn, sondern ist auch aus statistischen Gründen notwendig. Würde man sie im Vektor der Zielgrößen behalten, so würde man nicht nur einen irrelevanten Zusammenhang modellieren, sondern auch Scheinkorrelationen zwischen der Baseline als erklärende und der Höhe als zu erklärender Variable erzeugen. Außerdem besteht zwischen Zielgröße und Störterm ein linearer Zusammenhang  $y = X\beta + \epsilon$  (vgl. Gleichungen 4.5), so dass es

bei Verwendung von denselben Elementen in  $y$  und  $X$  zu starker Kollinearität zwischen  $X$  und  $\epsilon$  kommt (dazu mehr im Kapitel über die Modellierung). Um Komplikationen mit dem Störterm und mit Kollinearitäten im Modell zu vermeiden wird die Erstaufnahme also ganz aus dem Datensatz entfernt.

Die Information über den Verbiss in dem jeweiligen Jahr geht aber nicht verloren, da der Verbiss fortgeschrieben wird. Im zweiten Jahr ihrer Aufnahme schon abgestorbene Bäume gelten auch nicht mehr als von Anfang an tot.

„Das Verhältnis zwischen Pflanze und Pflanzenfresser ist durch ein fortlaufendes 'Wettrüsten' gekennzeichnet: Mit Hilfe von Dornen und Stacheln, holziger Borke, bitteren und giftigen Säften können sich die - nur scheinbar wehrlosen - Pflanzen erfolgreich vor Verbiß und Fraß schützen. Bäume entziehen des großen Waldtieren darüber hinaus ihr schmackhaftes Laub durch himmelhohes Wachstum.“ (Held and Pöhlmann (2005), S.24)

Da das Wild nur bis zu einer maximalen Grösse des Baumes den Leittrieb überhaupt erreichen kann, kann man alle Bäume mit einer Baseline-Höhe von über 5m (inkl. einer hohen Schneeschicht in den höheren Lagen oder anderen Erhöhungen (vgl. Held and Pöhlmann (2005), S. 24ff)) ignorieren. Sie werden aus dem Datensatz entfernt. Dabei entfallen natürlich vor allem Bestände im Altholz.

Da die Modelle, mit denen die Analysen durchgeführt werden, alle sehr empfindlich gegenüber fehlenden Werten sind, müssen alle unvollständigen Beobachtungen ausgeschlossen werden, d.h. ich führe eine Complete Cases-Analyse durch. Dieser Ausschluss betrifft zum Großteil Individuen, bei denen schon die Höhe fehlt und die deshalb eigentlich vollkommen unbrauchbar sind. Für dieses Vorgehen spricht, dass man weder ein zweifelhaftes Ersetzungsverfahren (z.B. Imputation), noch Abstriche in der Modellierung machen muss. Allerdings muss man dabei unterstellen, dass die fehlenden Werte zumindest aufgrund Missing at Random ausfallen. Man kann einen derartigen zufälligen Mechanismus für den Ausfall annehmen, da nicht davon auszugehen ist, dass die gegenwärtige oder sogar die vergangene Höhe die Beobachtung oder Nicht-Beobachtung eines Baumes beeinflusst (vgl. Boulesteix (2008)).

Wie wir sehen werden, werfen die Fichten für die gegebene Fragestellung ein Problem auf. Denn einerseits dominieren sie die Daten aufgrund ihrer großen Anzahl und ande-

rerseits werden sie fast gar nicht verbissen. Betrachten wir die Verbissbelastung einzelner Arten aus dem Verbissgutachten des Bayerischen Staatsministerium für Landwirtschaft und Forsten 2006, so wird dies schon deutlich. Tabelle 2.6 beinhaltet zwar die Zahlen für den gesamten Bayerischen Wald (Hegefläche 187 in der Verbisserhebung), ich werde in den Auswertungskapiteln aber auch die Verbissprozentage für jede meiner Aufnahmeflächen wiedergeben. Es verschwindet jeder Verbisseffekt auf das Wachsen und Absterben

Fichte	Tanne	Kiefer	Buche	Edel- laubholz	sonst. Laubholz	Nadel- holz	Laub- holz	ges.
1%	8%	0%	10%	0%	18%	2%	12%	4%

Tabelle 2.6: % Leittriebverbiss Nationalpark Bayerischer Wald 2006 (Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten (2006), S. 37)

unter der Dominanz der unverbissenen Fichten. Da wir uns aber hier gerade für den Verbiss interessieren, macht es wenig Sinn eine fast unberührte Art überhaupt zu berücksichtigen. Aus der eigentlichen Analyse werden die Fichten deshalb ausgeschlossen.



## Kapitel 3

# Die Überlebensprognose

### 3.1 Grundlage der Überlebensprognose

Die Überlebensprognose ist ein mittlerweile verbreitetes Vorgehen in forstwissenschaftlichen Arbeiten zum Umgang mit Verbissenerhebungen, vor allem im Zusammenhang mit experimentellen Designs. Sie ist ein datengestütztes Verfahren auf Basis eines einfachen stochastischen Modells. Im Fokus liegt nicht der individuelle Baum, sein Überleben und die Faktoren seines Überlebens, sondern die Stammzahl in der Population und deren Prognose. Dabei stützt man sich auch nicht, wie in der Ereignis- und Lebensdaueranalyse üblich, auf Dauerbeobachtungen und Meßwiederholungen, sondern auf einzelne Querschnittserhebungen, deren Statistiken extrapoliert werden. Man ist auch weniger am zeitlichen Verlauf von Ereignissen, als vielmehr an ihrem wiederholten Auftreten interessiert. Im Speziellen fokussiert man Verbisshäufigkeiten unter der Annahme, dass besonders wiederholter Verbiss die Verjüngung mindert. (vgl. Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten (2006), S. 19ff)

Da das Auftreten von Verbiss, die darauf bedingte Verweildauer in der Gefährdung und letztendlich der daraus resultierende Ausfall von Bäumen stochastischen Gesetzmäßigkeiten folgen, kann man mehr oder weniger simulieren, wieviele erwachsene Bäume von einer Verjüngung bei gegebenem Verbiss übrig bleiben. Der Ausgangspunkt der Größe der Population und des Verbisses ist noch empirisch, die Ergebnisse aus der Simulation aber sind rein hypothetisch. (vgl. Waldherr and Hösl (1994), S. 180f)

#### 3.1.1 Das Modell

Betrachtet man eine Verjüngung, z.B. die Verjüngung eines Windwurfs, so stellt sich die Frage, ob man aus dieser wieder einen ausgewachsenen Wald erhält, wie schnell

dies vonstatten geht und mit welchem Ergebnis bezüglich Höhen- und Artendiversität endet. Den Einfluß des Verbisses unter der Bedingung seines wiederholten Auftretens unterhalb einer bestimmten Größe kann man folgendermaßen modellieren.

Die Endstammzahl  $m$ , die der Äserhöhe entwachsen kann, ist abhängig von

- der Größe  $M$  der Population bei Beginn
- der Verweildauer  $d$  in der Gefährdungszone und
- dem Verbissprozent oder -anteil  $v \in [0, 1]$ . Das Verbissprozent ist übrigens grundsätzlich der beste Indikator für den Verbiss, denn es erlaubt eine gute Beurteilung der Situation der Waldverjüngung. Außerdem kann man es als Schätzung der Verbisswahrscheinlichkeit interpretieren, weshalb es sich zur Prognose von Entwicklungen eignet. (vgl. Knoke et al. (2007), S. 177ff und Knoke et al. (2008), S. 50ff)

Wir nehmen an, dass (vgl. Kennel (1999), S. 6f)

- das Verbissprozent über die Jahre konstant ist,
- die Verbisswahrscheinlichkeit für alle Pflanzen gleich ist,
- der Verbiss zu einer Wachstumsverzögerung von einem Jahr führt und
- fünfmaliger Verbiss direkt oder indirekt zum Tod der Pflanzen führt.

Der Verbiss (verbissen vs. unverbissen) ist eine Bernoulli-Variable, die i.i.d. 2-Punktverteilt ist. Jeder Baum hat eine Wahrscheinlichkeit  $v$  einmal im Jahr verbissen zu werden (und  $v - 1$  nicht verbissen zu werden). Für eine Verweildauer von  $d$  Jahren innerhalb der Verbissgefährdung folgen die Zahlen der Verbisshäufigkeit damit i.i.d. einer Binomial-Verteilung: *Verbisshäufigkeit*  $\sim B(d, v)$ . Damit kann man die Wahrscheinlichkeiten  $P(s|d, v)$  für einen  $s$ -maligen Verbiss aus dieser Verteilungsannahme bestimmen. Man erhält dann die theoretische Binomialtabelle 3.1 (vgl. Kennel (1999), S. 9ff) Die Autoren Waldherr and Hösl (1994) und Kennel (1999) der Überlebensprognose gehen nicht genauer auf die mathematischen Einzelheiten ein, was an dieser Stelle jedoch für das Verständnis des Modells wichtig ist. (vgl. Waldherr and Hösl (1994), S. 181)

Weil alle Bäume  $M$  stets durch den Verbiss mit gleicher Wahrscheinlichkeit bedroht sind, summiert man die Wahrscheinlichkeiten, die in den einzelnen Feldern beschrieben werden, einfach  $M$ -mal auf. Die Wahrscheinlichkeiten in den Feldern selbst sind einfach die Wahrscheinlichkeiten der Binomialverteilung  $B(d, v)$  mit jeweils  $s$  „Treffern“. Da man in jeder Zeile alle für die jeweilige Verweildauer  $d$  möglichen Anzahlen an Verbiss

$d$	un-	verbissen				
	verbissen	$1\times$	$2\times$	$3\times$	$4\times$	$\geq 5\times$
0	$M$					
1	$M(1-v)$	$Mv$				
2	$M(1-v)^2$	$2Mv(1-v)$	$Mv^2$			
3	$M(1-v)^3$	$3Mv(1-v)^2$	$3Mv^2(1-v)$	$Mv^3$		
4	$M(1-v)^4$	$4Mv(1-v)^3$	$6Mv^2(1-v)^2$	$4Mv^3(1-v)$	$Mv^4$	
5	$M(1-v)^5$	$5Mv(1-v)^4$	$10Mv^2(1-v)^3$	$10Mv^3(1-v)^2$	$5Mv^4(1-v)$	$Mv^5$
etc.						

Tabelle 3.1: Stammzahl und Verbissshäufigkeit (Waldherr and Hösl (1994), S. 180ff)

durchgeht, kann man die Konstanten vor den Wahrscheinlichkeiten auf das Pascal'sche Dreieck zurückführen (vgl. Bartsch (2003), S. 25). Dieses beschreibt in vereinfachter Form die Binomialkoeffizienten, die bei einem Binom  $d$ -ter Ordnung entstehen. Somit läßt sich jede Zeile beschreiben als Auflistung der Summanden, die zum Binom

$$M [(1-v) + v]^d \quad (3.1)$$

führen. Natürlich ergibt dies so aufgeschrieben stets  $M$ , was ja die Anzahl der beobachteten Bäume ist. Summiert man jede Zeile auf, hat man folglich die ganze Population  $M$  beobachtet. In den einzelnen Feldern jeder Zeile stehen die Anteile der  $s$ -mal verbissenen Bäume. Es ergibt sich eine Tabelle der Binomialverteilung  $B(d, v)$ , wobei die Wahrscheinlichkeit  $v$  offengelassen wird. (vgl. Vogel (2000), S. 275)

Da der Verbiss und in diesem Ansatz vor allem seine Häufigkeit eine entscheidende Rolle spielt, ist für das Überleben die Verweildauer in der Gefährdungszone zentral. Sie hängt wiederum von der Höhe selbst, von der Ausgangshöhe (Baseline-Höhe) und letztendlich vom wachstumshemmenden Verbiss ab. Bei geringer Baseline-Höhe ist mit vergleichsweise langer Verweildauer und infolgedessen niedriger Überlebenschance zu rechnen. (vgl. Waldherr and Hösl (1994), S. 180ff) Der großen Bedeutung der Ausgangshöhe, die sich aus der Überlebensprognose zeigt, muß ich auch in meiner Modellierung Rechnung tragen.

### 3.1.2 Diskussion

Das Bernoulli-Modell der Überlebensprognose ist rein theoretisch. Es unterstellt in jedem Jahr konstante Verbissprozente für alle Kollektive und nimmt eine zufällige Verteilung des Verbisses als i.i.d. Variable für alle Pflanzen an. Eine realistische Modellierung

würde Teilpopulationen (vor allem unterschiedliche Arten, Standorte etc.) unterscheiden und für diese getrennte Verbissprozent und -intensitäten bestimmen. Für alle Kollektive wird auch eine gleiche Anfälligkeit und infolgedessen eine gleiche Reaktion auf den Verbiss unterstellt, nämlich der Verlust von einem Jahr Entwicklung. (vgl. Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten (2006), S. 19ff) In Realität reagieren unterschiedliche Individuen oder Gruppen in Abhängigkeit von verschiedenen internen und externen Faktoren aber auch unterschiedlich auf die Verbisschädigung. Außerdem unterstellt das Modell gleiche Verbissprozent für alle Höhen, wobei unterschiedliche Höhen zu unterscheiden sind, denn in Realität werden etwas höhere Pflanzen stärker verbissen als die niedrigeren. Verständlicherweise bevorzugt das Wild Triebe nach denen es sich weder strecken, noch bücken muß. Man erkennt auf Abbildung 3.1 eine Tanne, deren Nebentriebe im mittleren Bereich total verbissen sind, während die Nebentriebe weiter unten und weiter oben unangetastet blieben. Man kann auch an der Annahme



Abbildung 3.1: verbissene Tanne in Feistenhäng (eigenes Photo)

des Maximalverbisses zweifeln. Fünfmaliger Verbiss ist schon sehr häufig. Auch variiert die Tötlichkeit des Verbisses je nach Alter der Pflanzen: Jüngere Pflänzchen sind schneller tot als ältere Pflanzen. Selbstverständlich sagt auch nur der aktuelle Verbisszustand

zu wenig über die endgültige Schädigung aus, die sich erst später manifestiert. Daran ändert auch die Extrapolation nichts. Deshalb verwende ich in meiner Modellierung eine fortgeschriebene Verbissvariable, welche berücksichtigt, dass ein Baum in der Vergangenheit bereits verbissen wurde.

In der Literatur zur Überlebensprognose wird darauf hingewiesen, dass man aus einem Vergleich des Modells mit mehreren kontrollierten Experimenten ableiten muss, dass es eher die Situation innerhalb von Wäldern unter Überschildung der Verjüngung beschreibt, als die Situation auf Freiflächen wie Windwürfen. (vgl. Waldherr and Hösl (1994), S. 183) Mit dem Modell kann man dennoch gute Antworten auf die folgenden Fragen finden, die allerdings in Verbindung stehen mit dem Ergreifen geeigneter Maßnahmen. (vgl. Waldherr and Hösl (1994), S. 183 und Kennel (1999), S. 25ff)

- Simulation idealtypischer Verjüngungsflächen bei unterschiedlicher Verbissbelastung
- Prognose der Wuchsentwicklung konkreter Verjüngungsfläche und Änderung der Baumartenzusammensetzung unter verschiedener Verbissbelastung und unterschiedlichem Verbleib in der Gefahrenzone in Abhängigkeit von Maßnahmen
- Prognose der Wachstumsverzögerungen in Abhängigkeit von verlängerter Verweildauern in der Äserhöhe und Verringerung der Verzögerung in Abhängigkeit von weiteren Maßnahmen
- Prognose der Wirksamkeit von Wildreduktion und anderer Maßnahmen

Die hier erwähnten Maßnahmen sind jedoch unvereinbar mit dem Charakter des Nationalparks Bayerischer Wald und stellen deshalb hier kein Forschungsinteresse dar. Außerdem gilt:

“Die Zusammenhänge vieler komplexer Vorgänge, die im Pflanzenwachstum und im Wildverbiss wirksam sind, lassen sich sicher nicht vollständig in einem einfachen Modell beschreiben.“ (Waldherr and Hösl (1994), S. 183)

Simulationen sind nur Näherungen. Es ist infolgedessen dringend notwendig die Zusammenhänge zwischen Verbiss und Verjüngung empirisch zu modellieren.

### 3.2 Eine Überlebensprognose für den Bayerischen Wald

Die Überlebensprognose soll hier nun auch für den Bayerischen Wald durchgeführt werden. Dazu ziehe ich die Daten aus Schönort, Feistenhäng, Gfeichtethöh und Ebengfeichtet heran. Ein Problem ist die linke Zensierung der Daten durch im Laufe der Zeit

hinzukommende Individuen, wodurch sich die Gesamtheit  $M$  immer wieder ändert. Ich greife hier nur auf die Erstaufnahme zurück und verwende ihre Anzahlen und Verbisse. Es geht lediglich um eine Demonstration möglicher Ergebnisse und um eine Hinführung zur Problematik der Modellierung des Überlebens und zur Notwendigkeit einer tiefergehenden Modellierung des Gegenstandes. Da man hier insgesamt nur vier bzw. drei Beobachtungen hat, kann man die Annahme eines Todes nach fünf Verbissen nicht mit empirischen Ergebnissen überprüfen.

Ein hervorragender Verbissweiser ist die Vogelbeere. Sie ist in ausreichender Anzahl vorhanden und wird (im Gegensatz zur dominierenden Fichte) auch tatsächlich verbissen. Sie soll deshalb unsere Leitbaumart sein. Das Verbissprozent  $v$  und die Ausgangsstammzahl  $M$  lebender Bäume ziehe ich aus der jeweiligen Erstaufnahme.

### 3.2.1 Schönort

In Schönort gibt es bei Erstaufnahme insgesamt  $M = 252$  Vogelbeeren. Im ersten Jahr 1990 waren davon 69 verbissen, wodurch man ein Verbissprozent von  $v = 0,2738$  erhält. Tabelle 3.2 enthält das Simulationsergebnisse für den belassenen Windwurf im Bergmischwald von Schönort. In Klammern ist die empirische Verbissbelastung der Vogelbeeren von Schönort angegeben. Dafür werden ausschließlich Vogelbeeren berücksichtigt, die von Anfang an beobachtet wurden. Alle rechtszensierten, d.h. später hinzukommenden, Vogelbeeren bleiben außen vor. Da die Messungen in größeren Abständen in den Jahren 1990, 1995, 2001 und 2008 stattfinden, die Überlebensprognose aber einzelne Beobachtungsjahre 0, 1, 2, ... unterstellt, kann man lediglich die Prognosen für das 5. Jahr mit den empirischen Ergebnissen von 1995 vergleichen. Eine Prognose noch für 2001 ist schwierig, da es einfach zu wenige Bäume sind und man schon für 1995 eine Anzahl von 0,39 Bäume mit fünfmaligem Verbiss errechnet. Für einen Überblick über den kumulierten Verbiss in den Gesamtdaten des Bayerischen Waldes siehe Tabelle 2.2. Da gemäß Kennel der fünfmalige Verbiss tödlich ist, prognostiziere ich über die Daten hinaus auch für eine theoretische fünfte Aufnahme. Die Anzahl der nach vier Jahren keinmal verbissenen Bäume wird unterschätzt und die Anzahlen der einmal und zweimal verbissenen Bäume wird überschätzt. Für Schönort ist die Verbissbelastung also deutlich schwächer als prognostiziert. Aber das Absterben von Bäumen würde wiederum unterschätzt. Wenn man nämlich fünfmaligen Verbiss als tödlich zugrundelegt, müsste gemäß dieser Überlebensprognose nach 5 Jahren dennoch kein einziger Baum sterben. Betrachtet man aber in Abbildung 3.2 den Anteil an toten unter den nur einmal fortgeschrieben verbissenen Vogelbeeren nach fünf Jahren (1995), so erkennt man, dass dieser

$d$	un-	verbissen				
	verbissen	1×	2×	3×	4×	≥5×
0	252					
1	183	69				
2	132,89	100,21	18,89			
3	96,51	109,16	41,16	5,17		
4	70,08	105,70	59,78	15,03	1,42	
5	50,89 (169)	95,94 (57)	72,35 (25)	27,28	5,14	0,39

Tabelle 3.2: Stammzahl und Verbisshäufigkeit für Schönort

Leittreibverbiss schon ausreicht, dass Bäume absterben. Die Spätfolgen des einmaligen fortgeschriebenen Verbisses lassen den Anteil toter Individuen unter den verbissenen Bäumen sogar rapide wachsen im Vergleich zu den unverbissenen.

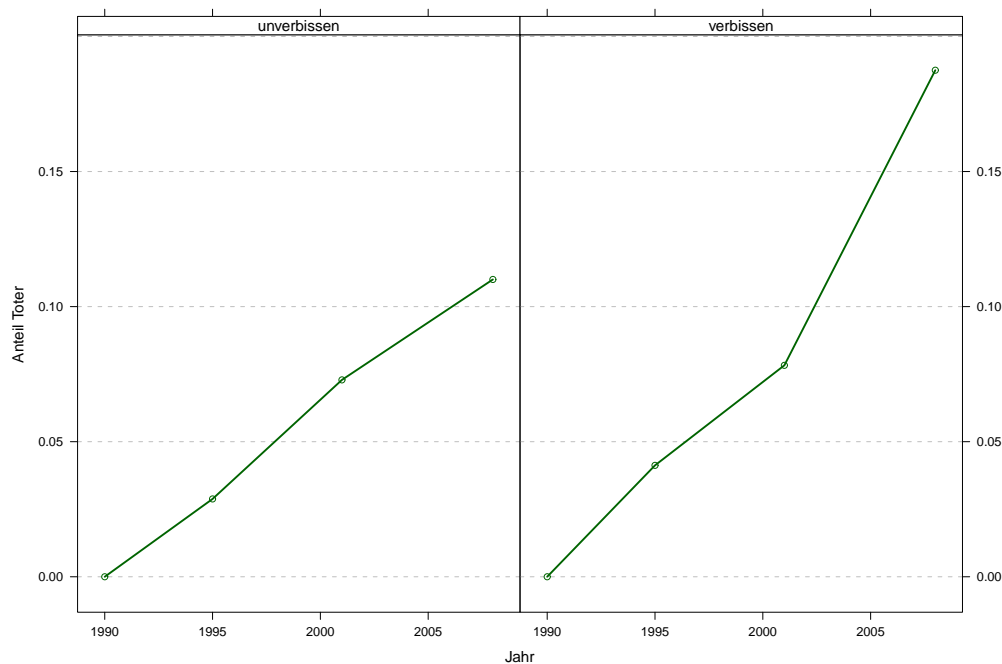


Abbildung 3.2: Anteile gestorbener Vogelbeeren in Schönort

### 3.2.2 Feistenhäng

Das Simulationsergebnis in Tabelle 3.3 für Feistenhäng basiert auf insgesamt  $M = 147$  Vogelbeeren bei Erstaufnahme. Im ersten Jahr waren davon 61 verbissen, wodurch man ein Verbissprozent von  $v = 0,4150$  erhält. In Klammern sind die empirischen Ergebnisse

$d$	un-	verbissen				
	verbissen	$1\times$	$2\times$	$3\times$	$4\times$	$\geq 5\times$
0	147					
1	86	61				
2	50,31	71,37	25,31			
3	29,43	62,63	44,43	10,50		
4	17,22	48,86	51,98	24,58	4,35	
5	10,07 (80)	35,7 (51)	50,69 (16)	35,95	12,75	1,82

Tabelle 3.3: Stammzahl und Verbisshäufigkeit für Feistenhäng

für 1995 widergegeben. Auch hier unterstellt die Überlebensprognose einen viel zu starken Verbiss, da achtmal so viele Bäume bis 1995 unverbissen bleiben, als die Prognose es für das fünfte Jahr angibt. Die prognostizierte Anzahl an einmal verbissenen Bäumen ist dagegen zu klein, denn tatsächlich befinden sich 1995 in Feistenhäng 51 verbissene Vogelbeeren. In Bezug auf die prognostizierten Toten nach fünf Jahren aufgrund fünfmaligen Verbisses gilt für Feistenhäng dasselbe wie für Schönort. Zwar ist die hier geschätzte Anzahl richtig (nämlich zwei tote verbissene Vogelbeeren 1995), allerdings reicht dazu wieder der einmalige oder höchstens zweimalige Verbiss schon aus.

### 3.2.3 Gfeichtethöh

Auf der Gfeichtethöh gibt es bei Erstaufnahme 1992 insgesamt  $M = 269$  Vogelbeeren. Man hat hier ein hohes Verbissprozent von  $v = 0,5353$ . Daraus simuliert man für diesen belassenen Windwurf Anzahlen an verbissenen Bäumen. Auch in Tabelle 3.4 ist die empirische Verbissbelastung, diesmal für das Jahr 1997, in Klammern hinter dem Prognosewert angegeben. Auf der Gfeichtethöh stimmen die simulierten Zahlen aus Tabelle 3.4 und die empirischen Zahlen aus der Dauerbeobachtung auch nicht überein. Von den nach fünf Jahren prognostizierten vier Toten sind tatsächlich nur zwei gestorben und das am einmaligen Verbiss. Sowohl die Anzahl der unverbissenen, als auch der einmalig verbissenen wird stark unterschätzt. Die zweimal verbissenen Bäume werden aber weit überschätzt.

### 3.2.4 Ebengfeichtet

In Ebengfeichtet gibt es bei 1992 gerade einmal  $M = 11$  Vogelbeeren, von denen immerhin 5 verbissen sind. Dennoch sind hier die Zahlen zu klein, um von einer sinnvollen Simulation ausgehen zu können. Um die prognostizierten Werte mit den empirischen



$d$	un-	verbissen				
	verbissen	$1\times$	$2\times$	$3\times$	$4\times$	$\geq 5\times$
0	269					
1	155	114				
2	89,31	131,38	48,31			
3	51,46	113,55	83,51	20,47		
4	29,65	87,24	96,24	47,19	8,68	
5	17,09 (131)	62,83 (109)	92,43 (29)	67,98	24,99	3,68

Tabelle 3.4: Stammzahl und Verbisshäufigkeit für Gfeichtethöh

$d$	un-	verbissen				
	verbissen	$1\times$	$2\times$	$3\times$	$4\times$	$\geq 5\times$
0	11					
1	6	5				
2	3,27	5,45	2,27			
3	1,79	4,46	3,72	1,03		
4	0,97	3,25	4,06	2,25	0,47	
5	0,53	2,21	3,69	3,07	1,28	0,21
6	0,29 (2)	1,45 (4)	3,02 (5)	3,35	2,09	0,70

Tabelle 3.5: Stammzahl und Verbisshäufigkeit für Ebengfeichtet

vergleichen zu können, muss man diesmal das Verbissprozent 6 Jahre extrapolieren, da die zweite Aufnahme dieses Waldortes erst aus dem Jahr 1998 stammt. In Tabelle 3.5 für die Verbissbelastung der Vogelbeeren, die seit 1992 in Ebengfeichtet beobachtet werden erkennt man wieder, wie pessimistisch die Überlebensprognose eigentlich ist. Sie unterschätzt die Anzahl der gänzlich unverbissenen und der nur einmal verbissenen stark.

## Kapitel 4

# Modellierung

### 4.1 Deskriptive und induktive Statistiken

Bereits im vorangegangenen Kapitel zur Überlebensprognose gehe ich ausführlich auf das Verbissprozent und seine Bedeutung ein. Das Verbissprozent ist über diese sehr spezifische Anwendung auch für diese Arbeit interessant, allerdings nur als deskriptive Größe über die Jahre.

Sei  $V_{it} \in \{0, 1\}$  ein Indikator für den Verbiss des Baumes  $i = 1, \dots, n_t$  zum Zeitpunkt  $t = 1, \dots, T$ , dann ist das Verbissprozent

$$\tilde{V}_t = \left( \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} V_{it} \right) 100\% \quad (4.1)$$

Es ist für deskriptive Zwecke sehr anschaulich und kann auch als Verbisswahrscheinlichkeit interpretiert werden. Trotz seiner eigentlich großen Bedeutung über die Deskription hinaus wird sie in dieser Untersuchung nur zur Beschreibung der Gegebenheiten verwendet. Seine Prognosekraft spielt hier keine Rolle. Denn für die Modellierung hat es den Nachteil eine Makrovariable zu sein, die man an Mikrodaten hängen würde. Man könnte keine Aussage über den tatsächlichen individuellen Verbiss treffen und man würde die Varianz deutlich unterschätzen. Deshalb werden wir in der Modellierung auf den (fortgeschriebenen) Verbiss in Form einer Dummy-Variable als Faktor zurückgreifen.

Zur Deskription der Daten und ihrer Heterogenität verwende ich vor allem Graphiken und graphische Methoden. Neben einfachen Balkendiagrammen, Histogrammen, Boxplots und Scatterplots, die alle keiner weiteren Erläuterung bedürfen, kommen auch Mosaikplots mit Residuentests und nonparametrische Glättungen von Zeitreihen zur Anwendung.

Das besondere an den Zeitreihenplots ist nicht die Darstellung der individuellen Verläufe über die Zeit, sondern die zusätzliche Verwendung eines lokalen Glättungsverfahrens,

um einen allgemeinen Trend in der Entwicklung über alle Individuen hinweg darzustellen. Diese Aufbereitung der Daten ist ähnlich dem Running Mean oder dem Running Line Smoother. Sie kann aber inhaltlich nicht so interpretiert werden, sondern sollte lediglich als graphische Veranschaulichung verstanden werden. Schließlich handelt es sich um ein nonparametrisches Modell, für das ich auch keine Schätzer angebe. Ich verwende eine Locally Weighted Regression (LOESS) (vgl. Cleveland (1979), S. 829ff), die das Nearest Neighbour Verfahren mit der Local Polynomial Regression kombiniert. Die dabei verwendete trikubische Gewichtung erscheint eine bessere Wahl als die Verwendung eines beliebigen Kerns (z.B. Epanechnikov-Kern). Um Vergleichbarkeit sicherzustellen werde ich im Folgenden stets die gleichen Einstellungen für den LOESS verwenden: Als lokale Funktion dient mir ein Polynom 1.Ordnung, d.h. eine einfache Regression. Da ich dennoch eine möglichst glatte Kurve möchte, wähle ich einen hohen Glättungsparameter von  $\lambda = 1,1$ . Mit einem Wert über 1 bestimme ich, dass ich zwar alle Punkte im Streuplot zur lokalen Schätzung verwende, aber die weiter entfernten doch noch geringer gewichten möchte. Denn  $\lambda$  beeinflusst sowohl den Anteil der Nachbarn, die in  $N(z)$  eingehen, als auch über die maximale Distanz (4.3) die Gewichtung (4.4) beeinflusst (vgl. Cleveland (1979), S. 831)

Ausgehend von einem beliebigen Datenpunkt  $z$  bestimme ich (vgl. Cleveland (1979), S. 830f, Fahrmeir et al. (2007), S. 333 ff und Fahrmeir and Tutz (2001), S. 183ff)

1. die Anzahl nächster Nachbarn  $N(z)$ , in diesem Fall alle anderen Datenpunkte
2. die maximale Distanz zweier Datenpunkte (vgl. R Development Core Team (2009), Hilfe zum Package `stats`):  
Für  $\lambda \leq 1$  gilt

$$\Delta(z) = \lambda \max_{i,j \in N(z)} |z_i - z_j| \quad (4.2)$$

Für  $\lambda > 1$  und  $p$  Variablen gilt (in meinem Fall ist  $p=1$ )

$$\Delta(z) = \lambda^{1/p} \max_{i,j \in N(z)} |z_i - z_j| \quad (4.3)$$

3. die trikubischen Gewichte

$$w_{\Delta(z)}(z, z_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{|z - z_i|}{\Delta(z)}\right)^3\right)^3, & \text{falls } -1 \leq \frac{|z - z_i|}{\Delta(z)} \leq 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.4)$$

4. die Locally Weighted Regression mittels OLS-Schätzung

Der LOESS eignet sich nicht nur für Zeitreihen, sondern ist auch sehr gut zur Glättung in Scatterplots von Residuen geeignet. Deshalb verwende ich ihn ebenfalls in den Residuenplots im Anhang zur Diagnose der Anpassung meiner Modelle. Der zweite bemerkenswerte Plot, den ich verwende, ist der Mosaikplot. Er ist im Prinzip die graphische Umsetzung der Kontingenztafel zweier nominaler oder ordinaler Variablen. Jedem Feld der Tafel wird ein Rechteck zugeordnet, dessen Größe die Besetzung der Zelle wiedergibt: Die Höhe gibt die Besetzung bezüglich der Zeilenvariable (d.h. Zeilenprozent) und die Breite gibt die Besetzung bezüglich der Spaltenvariable (d.h. Spaltenprozent) an. Darüberhinaus bietet der Mosaikplot aber auch inferenzielle Interpretation bezüglich der Kontingenztafel wie ein  $\chi^2 - Test$ . Dabei vergleicht man die empirische Matrix mit der theoretischen Indifferenzmatrix und bestimmt den Unterschied zwischen den beiden. Man bestimmt also wie stark die einzelnen Felder der empirischen im Vergleich zur theoretischen über- oder unterbesetzt sind. Die Größe der positiven und negativen Residuen gibt die Abweichung nach unten und oben in der Feldbesetzung an. Je größer die Abweichung, desto stärker der Zusammenhang. Abweichungen nach oben werden im Mosaikplot blau eingefärbt und Abweichungen nach unten rot. Je größer der Unterschied zur Indifferenzmatrix ist, umso kräftiger sind die Farben. Die Stärke der Farbe kann auch als Signifikanz gewertet werden. Grau eingefärbte Felder weisen Residuen um Null und infolgedessen keine signifikanten Unterschiede zwischen empirischer und theoretischer Matrix auf. (vgl. Zeileis et al. (2007), S. 507ff)

## 4.2 Finite Mixture Distribution und Finite Mixture Model

### 4.2.1 Die Theorie der Finite Mixture Distribution

Unbeobachtete Heterogenität ist ein Phänomen, das häufig in Daten auftritt. Heterogenität an sich beinhaltet die eigentliche Information in den Daten. Nicht zuletzt beziehen sich alle Informationsbegriffe auf die Entropie von Daten (z.B. Shannon-Information) und auf Abstände (z.B. Kullback-Leibler-Information). Information wird dabei gleichgesetzt mit der Reduktion von Streuung, so dass eine Statistik keine Information gewinnen kann, die keine Heterogenität in den Daten reduzieren kann (vgl. Rüger (1999), S. 79ff). Bei unbeobachteter Heterogenität jedoch steckt in den erhobenen Daten eine Heterogenität, die nicht durch die üblichen Annahmen wie einer Verteilung und nicht durch Kovariablen in einem Modell aufgefangen, erklärt und somit wieder reduziert werden kann. (vgl. Grün/Leisch (2007) S. 1f)

Eine Möglichkeit im Umgang mit unbeobachteter Heterogenität in Daten ist die Annahme einer Finite Mixture Distribution, die aus mehreren Komponenten zusammengesetzt

ist. Jedes Individuum gehört dabei zu einer Gruppe von Individuen mit einer eigenen Verteilung, welche die Komponente konstituiert. Die Komponenten sind disjunkt und erschöpfend, d.h. jedes Individuum kann einer zugeordnet werden, aber auch nur dieser. Die einzelnen Verteilungen in den Komponenten ergeben über alle Individuen hinweg die Mischverteilung, deren diskrete Mischung die unbeobachtete Heterogenität auffängt. Obwohl man die Zugehörigkeiten nicht beobachten kann, kann man dennoch über eine geeignete Modellierung die Individuen zuordnen. Wenn man die Mischung der Verteilung einer Größe bestimmt hat, kann man auch ein Finite Mixture Model für diese Größe bestimmen und zwar getrennt nach den Komponenten. Finite Mixture Models sind die diskrete Mischung von Regressionsmodellen aus  $k = 1, \dots, K$  Komponenten für  $i = 1, \dots, n$  Individuen mit dem Response  $y_i$  bzw. seinem Erwartungswert  $\mu_k$  und den Kovariablen  $X_i$ .

$$\begin{aligned} y_i &= X_i \beta_k + \epsilon_i \\ &\text{bzw.} \\ \mu_k &= g(X_{it} \beta_k) \end{aligned} \tag{4.5}$$

Sie erlauben es, die Annahme zu lockern, dass die Regressions- und Dispersionsparameter für alle Beobachtungen gleich sind. Für diese Modelle nimmt man an, dass es sowohl über alle Individuen und Komponente konstante, als auch komponentenweise variierende Regressionskoeffizienten und Dispersionsparameter gibt. Variierende folgen der diskreten Mischung, d.h. es gibt in der Population unterschiedliche Subpopulationen mit unterschiedlichen Parameterausprägungen (vgl. Leisch and Grün (2008) S. 1f, Grün and Leisch (2007), S. 1f und Fonseca (2008), S. 293f).

Finite Mixture Models sind auch auf longitudinale Daten anwendbar, welche hier aufgrund der wiederholten Beobachtungen auf den Transekten vorliegen. Die longitudinale Struktur hilft sogar, die Schätzung der Modellparameter zu stabilisieren. Ich verwende überwiegend kategoriale Kovariablen, was nicht eindeutige Regressionsparameterschätzer nach sich ziehen kann (Problem des Intracomponent Label Switching), weil sie von der Kombination der Komponenten zwischen den Kovariatenpunkten abhängen. Dieses Problem gilt jedoch weniger für Meßwiederholungen, wo dieselbe Variable für dasselbe Individuum mehrfach beobachtet wird und im Lauf der Zeit auch ihre Ausprägung ändern kann, so dass mehrere Ausprägungen für dasselbe Individuum vorliegen. (vgl. Grün and Leisch (2007), S. 5ff)

Ein Finite Mixture Model mit festen und variierenden Parametern ist sehr ähnlich dem Linear Mixed Model, nur dass im Fall der Finite Mixture Models die variierenden Parameter nicht zufällig sind und keine eigene Verteilung haben, während man in den Linear

Mixed Models von zufälligen normalverteilten Parametern ausgeht. Die Mischung in den Linear Mixed Models besteht nicht aus Modellkomponenten, sondern aus fixen und zufälligen Modellparametern (vgl. Fahrmeir and Tutz (2001), S. 283ff und Fahrmeir et al. (2007), S. 254ff). Anders als bei den Linear Mixed Models geht man außerdem bei den Finite Mixture Models auch mit longitudinalen Daten weiterhin davon aus, dass die unbeobachtete Heterogenität nicht zwischen allen Individuen, sondern zwischen den Komponenten besteht. Innerhalb einer Komponente haben alle Individuen die gleichen Parameterwerte auch für die variierenden Effekte (vgl. Leisch and Grün (2008), 7ff. Insgesamt ist das Finite Mixture Model dem Varying-coefficient Model näher, das es erlaubt die Modellparameter als Funktionen zu betrachten, in unserem Fall eben als Funktionen von latenten Gruppierungsvariablen (vgl. Hastie and Tibshirani (1993), S. 757ff).

Betrachten wir einen longitudinalen Datensatz mit  $i = 1, \dots, n$  Individuen, für die man zu  $t = 1, \dots, T$  Zeitpunkten Beobachtungen macht. Die Individuen gehören zu  $k = 1, \dots, K$  Komponenten, aber die Zugehörigkeit ist unbekannt. Sei (vgl. Leisch (2004), S. 2ff, 10f und Grün and Leisch (2007), S. 3ff)

$y$  die abhängige Variable mit der bedingten Dichte  $h()$ , bedingt auf die Mischung und das Modell (siehe (4.6)).

Für jedes Individuum ist der  $T$ -Vektor  $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{iT})'$ .

$x$  ein  $T \cdot q$ -Vektor aus  $q$  unabhängigen Variablen mit  $T$  Beobachtungen.

Für jedes Individuum ist  $x_i = (x'_{i1}, \dots, x'_{iT})'$  mit  $x'_{it} = (x_{it1}, \dots, x_{itq})$ .

$\pi_k$  die a priori Wahrscheinlichkeit für Komponente  $k = 1, \dots, K$

$\theta_k$  der komponentenspezifische Parametervektor der Dichtefunktion  $f()$  (siehe (4.6)).

Für ein lineares Modell muss diese Dichte aus einer Exponentialfamilie stammen.

$\psi = (\pi_1, \dots, \pi_K, \theta'_1, \dots, \theta'_K)'$  der  $2K$ -Vektor aller Parameter. Das statistische Modell wird über diesen Parameter repräsentiert.

Dann ist die Dichte der Finite Mixture Distribution aus  $K$  Komponenten die gewichtete Summe aus dem komponentenspezifischen Dichten. Da es sich um ein longitudinales Modell handelt, dessen Beobachtungen intertemporär unabhängig sind, kann man das Produkt über alle Messzeitpunkte bilden.

$$\begin{aligned} h(y_i|x_i, \psi) &= \prod_{t=1}^T h(y_{it}|x_{it}, \psi) \\ &= \prod_{t=1}^T \left[ \sum_{k=1}^K \pi_k f(y_{it}|x_{it}, \theta_k) \right] \end{aligned} \quad (4.6)$$

Aus Bayes' Theorem folgt die bedingte a posteriori Wahrscheinlichkeit, dass die Beobachtung  $(x_i, y_i)$  zu einer bestimmten Komponente  $k = j$  gehört

$$P(j|x_i, y_i, \psi) = \frac{\pi_j \prod_{t=1}^T f(y_{it}|x_{it}, \theta_j)}{\sum_{k=1}^K \pi_k \prod_{t=1}^T f(y_{it}|x_{it}, \theta_k)} \quad (4.7)$$

Die a posteriori Wahrscheinlichkeiten können verwendet werden, um die Daten zu segmentieren, indem jede Beobachtung derjenigen Komponente zugeordnet wird, für die sie eine maximale  $P(j|x_i, y_i, \psi)$  hat. Die Elemente können für jeden Zeitpunkt einzeln bestimmt werden und dann erst zur Mischung (4.6) zusammengeführt werden, da die a posteriori Wahrscheinlichkeiten (4.7) über alle Zeitpunkte hinweg bestimmt werden und die Individuen die Komponenten nicht intertemporär wechseln können (vgl. Acirifiacono and Jones (2003), S. 934f)

#### 4.2.2 Ein Finite Mixture Model für den Bayerischen Wald

Wie bereits erläutert, liegt unser Erkenntnisinteresse in der natürlichen Bestandsentwicklung, ihrer Dynamik und ihrer Faktoren. Die Frage nach dem Überleben von Jungpflanzen ist der autökologische Aspekt forstwissenschaftlicher Modelle. Die Frage nach der Beziehung einer Jungpflanze mit ihrer Umwelt ist der synökologische Aspekt. Will man die Waldverjüngung hinsichtlich Mortalität und Dimension betrachten, so interessieren die Höhe und das Wachstum. Mortalität und Überleben können auf Basis dauerhaft beobachteter Pflanzen innerhalb eines gegebenen Zeitabschnittes quantifiziert werden. Das autökologische Modell, das für die Daten aus dem Nationalpark Bayerischer Wald aufgestellt und geschätzt werden soll, kann man als eine Art Multi-state Survivalanalyse mit (teilweise) stetigem Zustandsraum bezeichnen (vgl. Fahrmeir (2007), S. 129ff und Ammer et al. (2004), S. 88f und 100f). Im Gegensatz zur einfachen Survivalanalyse soll hier nicht nur die Mortalität betrachtet werden, sondern auch die Dimension, d.h. letztendlich die Qualität des Überlebens. Wir ziehen als Indikator dafür die Höhe der Bäume heran und codieren sie so, dass jeder lebende Baum eine Höhenangabe in m erhält und ein toter Baum immer eine Höhe von Null hat.

Wir betrachten die Höhe als Manifestation eines stochastischen Prozesses  $\{Y(t), t \in \mathbb{R}_+\}$ , nämlich eines Wachstumsprozesses in Kombination mit einem Sterbeprozess. Die Zusammenhangsstrukturen werden in Abbildung 4.1 dargestellt. Sei  $Y_1(t)$  ein Wachstumsprozess, der sich in der Höhe  $y_{1it}$  und sei  $Y_2(t)$  ein Sterbeprozess, der sich im Überleben  $y_{2it}$  manifestiert. Seien die Manifestationen der latenten Prozesse beim  $i$ -ten Baum auch von Kovariablen  $x'_{it}$  abhängig. Es gilt folgende Beziehung für meine Modellierung:

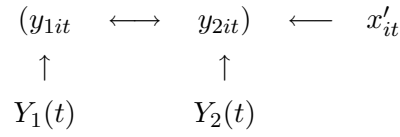


Abbildung 4.1: Zusammenhangsstrukturen im Modell

Die Höhe als Zielgröße der Survivalanalyse bringt allerdings auch einige Anforderungen an die Modellierung mit sich. Zunächst hat sich gezeigt, dass die Höhe eine gemischt verteilte Variable ist. Dies hängt nicht nur damit zusammen, dass die Zielgröße an sich eine gemischte Variable ist, nämlich aus der tatsächlich gemessenen Höhe der lebenden Bäume und einer auf Null festgelegten Höhe für die toten Bäume. Ansonsten könnte man aber den Survival gar nicht modellieren. Dadurch ist die Verteilung schon gemischt aus einer Punktmasse um Null und einer Verteilung der Höhe. Darüberhinaus ist die Verteilung der Höhe der lebenden Bäume allein eine Mischverteilung. Da man also auf jeden Fall eine Finite Mixture Distribution in unserer Modell-Höhe hat, muss man auf das oben beschriebene Finite Mixture Model zurückgreifen.

Zunächst unterstellt man eine Normalverteilung der Höhen. Größen und Höhen, insbesondere von Lebewesen, werden im Allgemeinen als normalverteilt betrachtet. Selbst wenn man dies nicht tun könnte, so würde bei den hier gegebenen Stichprobengrößen nach dem Zentralen Grenzwertsatz zumindest asymptotische Normalverteilung gelten (vgl. Vogel (2000), S. 190f). Die Normalverteilung ist zwar auf dem Träger  $[-\infty; +\infty]$  definiert, jedoch befinden sich jenseits natürlicher Ober- und Untergrenze der Lebensfähigkeit nur noch Wahrscheinlichkeiten vom Maße Null.

Als nächstes scheinen die Höhen als Zielgrößen am besten mit dem natürlichen Logarithmus transformiert. Es gilt  $\log(\text{hoehe} + 1)$ , weil  $\log(0)$  nicht definiert ist, aber  $\log(1) = 0$  gilt. Damit folgen sie (asymptotisch) einer LogNormalverteilung. Einer Modellierung als einfache Regression steht dies nicht im Wege, da ja gilt (vgl. Jansen (1995), S. 228 und Vogel (2000), S. 134f):

$$Y \sim LN(\mu, \sigma^2) \Leftrightarrow \log(Y) \sim N(\mu, \sigma^2)$$

In unserem Fall ist dann  $f()$  eine bedingte Normalverteilungsdichte für die logarithmierte Höhe mit komponentenspezifischem Mittelwert  $\mu_k = X\beta_k$  und komponentenspezifischer Varianz  $\sigma_k^2$ , so dass der zu schätzende komponentenspezifische Parameter  $\theta_k = (\beta'_k, \sigma_k^2)'$  ist (vgl. Leisch (2004), S. 2ff)

Inhaltlich ist die logarithmische Transformation mit dem Gesetz des abnehmenden Grenznutzens zu rechtfertigen. Dieses Prinzip stammt zwar aus der Ökonomie, lässt sich aber auch auf die Ökologie übertragen. In unserem Fall besagt es dann, dass zusätzliches Wachstum bei ohnehin schon großen Bäumen weniger bedeutend ist, als bei noch



kleinen Bäumen, die der Äserhöhe noch entwachsen müssen. Die statistische Rechtfertigung liegt in den schlechten Eigenschaften der unlogarithmierten Variable: Ihre Finite Mixture Distribution wäre sehr schief und linkssteil, die toten wären schlecht von den lebenden Bäumen getrennt und letztendlich wäre dadurch die Modellanpassung geringer.

Als Einflussgrößen  $x'_{it}$  auf die Höhe und das Überleben der Bäume dienen:

**log(Baseline)** : Die Baseline-Höhe (in m) dient als autökologischer Indikator dafür, wie stark der Baum am Anfang der Messungen schon war und kontrolliert damit den Vorsprung größerer Pflanzen. Außerdem kann man über diese Baseline (als Lag der Höhe) einen längerfristigen autoregressiven Prozeß in der Höhe modellieren. In der Überlebensprognose schlägt sich die Baseline als Verweildauer in der Äserhöhe in entscheidender Weise nieder. Wenn die Höhe logarithmisch in das Modell eingeht, muss natürlich auch die Baseline-Höhe logarithmiert werden. Auch hier gilt  $\log(baseline + 1)$  wie für die Höhe.

**Tod** : Der Tod dient hier ebenfalls noch der autökologischen Modellierung des der Höhe zugrundeliegenden Sterbeprozesses und damit auch als Kontroll-Variable für die Konstruktion der Höhenvariable. Der Tod ist eine Dummy-Variable mit

$$Tod_{it} = \begin{cases} 1, & \text{falls der } i - te \text{ Baum zum Zeitpunkt } t \text{ oder} \\ & \text{bereits einem früheren Zeitpunkt } (t - 1, t - 2) \text{ abgestorben ist} \\ 0, & \text{falls der Baum zum Zeitpunkt } t \text{ noch lebt.} \end{cases}$$

**fortgeschriebener Leit- und Nebentriebverbiß** : Der synökologische Einfluss des Verbisses ist zentrales Thema dieser Arbeit. In das Modell gehen zunächst sowohl die Haupteffekte der beiden Verbissarten, als auch ihre Interaktion ein. Erhält man aber anfangs keinen signifikanten Interaktionseffekt, so wird dieser wieder entfernt. Der Verbiss ist eine Dummy-Variable mit

$$LTV_{it} \text{ bzw. } NTV_{it} = \begin{cases} 1, & \text{falls der } i - te \text{ Baum zum Zeitpunkt } t \text{ oder} \\ & \text{bereits einem früheren Zeitpunkt } (t - 1, t - 2) \text{ verbissen wurde.} \\ 0, & \text{falls der Baum weder zum Zeitpunkt } t, \\ & \text{noch einem früheren Zeitpunkt } (t - 1, t - 2) \text{ verbissen wurde.} \end{cases}$$

**Jahre** : Um die zeitliche Extension und damit auch den der Höhe zugrundeliegenden Wachstumsprozess zu berücksichtigen, verwende ich im Modell die Zeitpunkte der Messungen.

Bis auf das metrische Merkmal der logarithmischen Baseline-Höhe sind alle erklärenden Variablen kategorial. In der Designmatrix des Linearen Modells werden sie mittels Dummy-Codierung aufgenommen, d.h. über einen 0/1-codierten Indikator, der über das Vorliegen der jeweiligen Kategorie Auskunft gibt. Um Multikollinearität im linearen Prädiktor zu umgehen, muss jeweils eine Ausprägung ausgeschlossen werden. Sie dient als Referenzkategorie. Für eine kategoriale Variable  $x_i$  mit  $c$  Kategorien werden  $c - 1$  Design-Variablen konstruiert, die in  $X_i$  aufgenommen werden als

$$x_{i1} = \begin{cases} 1, & \text{falls } x_i = 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \dots \quad x_{i,c-1} = \begin{cases} 1, & \text{falls } x_i = c - 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Für die Todes-Variable sind die lebenden Bäume Referenz, für die Verbissvariable sind es die unverbissenen. Für die Interaktion der beiden Verbissarten dient geht nur der Verbiss beider Triebe in das Modell ein und bezieht sich auf alle anderen Kombinationen aus einfachem oder gar keinem Verbiss. Das Referenzjahr ist die Erstaufnahme, um das Wachstum besser verfolgen zu können. Für Generalized Linear Mixed Model der Komponentencharakterisierung kommt eine Effekt-Codierung zum Einsatz (mehr dazu weiter unten).

### 4.2.3 Der Schätzalgorithmus und die Schätzer

Das Problem ist nun die Schätzung der Modellparameter in  $\psi$ , denn man muss mehrere voneinander abhängige Größen gleichzeitig berechnen. Die zu schätzenden Parameter des Finite Mixture Models sind der Vektor der a posteriori Wahrscheinlichkeiten und der Vektor der komponentenspezifischen Regressions- und Dispersionsparameter  $\theta_k = (\beta'_k, \phi'_k)'$ , die sich beide wiederum in feste und variierende Effekte aufteilen (vgl. Leisch and Grün (2008), S. 2ff, Grün and Leisch (2007), S. 3ff und Fonseca (2008), S. 293f)

$$\beta_k = (\beta_1, \beta_{2,k|t})$$

$$\phi_k = (\phi_1, \phi_{2,k|t})$$

Durch die geeignete Modellierung der Design-Matrix  $X$  gewährleistet man, feste und variierende Effekte zusammen schätzen zu können.

Die LogLikelihood (4.8) eines Finite Mixture Models mit den Beobachtungen  $((x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n))$  aus einer Stichprobe kann aber üblicherweise nicht direkt maximiert werden, weil aufgrund der finiten Mischung (d.h. wegen der gewichteten Summe) zu komplex ist.

$$\begin{aligned}
\log L(\psi) &= \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \log h(y_{it}|x_{it}, \psi) \\
&= \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \log \left( \sum_{k=1}^K \pi_k f(y_{it}|x_{it}, \theta_k) \right)
\end{aligned} \tag{4.8}$$

Der ML-Schätzer  $\hat{\psi}$  muss die Likelihood-Gleichung

$$\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K P(j|x_{it}, y_{it}, \hat{\psi}) \frac{\partial \log(f(y_{it}|x_{it}, \hat{\psi}))}{\partial \psi} = 0 \tag{4.9}$$

erfüllen, so dass für den Parameterschätzer die Maximierung gilt

$$\hat{\psi} = \max_{\psi} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K P(j|x_{it}, y_{it}, \hat{\psi}) \log(f(y_{it}|x_{it}, \psi)) \tag{4.10}$$

Für diese Maximierung zur Schätzung des Parametervektors  $\psi$  kann man den iterativen Expectation Maximization (EM) -Algorithmus verwenden, der Full Information Maximum Likelihood (FIML) -Schätzer bereithält (vgl. Acirifacano and Jones (2003), S. 933 und Greene (1997) S. 754ff). Der EM-Algorithmus läuft in zwei Schritten ab, die in jeder Iteration durchlaufen werden, nämlich dem E-step und dem M-step. Man benötigt den E-step dringend, da die Zugehörigkeit der Beobachtungen zu den Komponenten unbekannt ist. Wäre sie bekannt, so könnte man einfach für jede Komponente separat  $\theta_k$  mittels eines GLMs schätzen. In jedem Schritt werden die notwendigen Parameter geschätzt und diese beiden Schritte solange iteriert, bis die Likelihood-Gleichung (4.9) konvergiert.

Der EM-Algorithmus iteriert die folgenden Schritte und liefert dabei erwartungstreue Schätzungen der Komponentenzugehörigkeit und sogar konsistente Schätzungen des Verteilungsparameters  $\psi$  (vgl. Fonseca (2008), S. 293f, Leisch (2004), S. 3f und Leisch and Grün (2008), S. 4ff)

1. **Expectation** Man unterstellt die Existenz einer unbeobachteten latenten Variable für jedes Individuum  $i$ , welche die Zugehörigkeit zur Komponente  $k$  wiedergibt:

$$z_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{falls } i \text{ aus Komponente } k \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Diese latente unbeobachtete Variable wird im E-step als fehlend betrachtet, da sie ja nicht beobachtet werden kann. Ansonsten würde man nicht von unbeobachteter Heterogenität sprechen und der E-step wäre überflüssig. Das Problem gemischter

Verteilungen und Modelle wird also zum Incomplete Data-Problem (vgl. Jansen (1995), S. 227ff) Die fehlenden Informationen werden geschätzt über die a posteriori Wahrscheinlichkeit  $\hat{p}_{ik}$  der Komponentenzugehörigkeit:

- Schätze die a posteriori Wahrscheinlichkeiten (4.7) für jede Beobachtung, in eine bestimmte Komponente zu fallen (siehe (4.7))

$$\hat{p}_{ik} = P(k|x_i, y_i, \hat{\psi}).$$

- Leite daraus die a priori Wahrscheinlichkeiten ab. Da es sich beim EM-Algorithmus um einen iterativen Algorithmus handelt, dient die mittlere a posteriori Wahrscheinlichkeit aus der  $l$ -ten Iteration als a priori Wahrscheinlichkeit der  $l + 1$ -ten Iteration. Die Startwerte sind Zufallszahlen, so dass in R ein `set.seed()` notwendig ist, um die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse zu sichern.

$$\hat{\pi}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{p}_{ik} \quad (4.11)$$

2. **Maximization** Maximiere die LogLikelihood für jede Komponente einzeln mit der a posteriori Wahrscheinlichkeit als Gewicht

$$\max_{\theta_k} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \hat{p}_{ik} \log f(y_{it}|x_{it}, \theta_k) \quad (4.12)$$

Bei jeder Iteration kontrolliert der EM-Algorithmus die Komponentengrößen. Fällt im Laufe der Iterationen die a priori Wahrscheinlichkeit (4.11) für eine Komponente unter den Schwellenwert  $\hat{\pi}_k < 0,05$ , d.h. wird die Besetzung einfach zu gering, so entfällt diese Komponente und die in ihr verbliebenen Individuen werden entsprechend ihrer Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten auf die anderen verteilt. Damit verhindert man ein Overfitting mit zu vielen zu kleinen Komponenten. Dies ist wichtig, da erstens bei Misspezifikation der Bias des ML-Schätzers schnell groß wird und zweitens die Identifizierbarkeit unter leeren Komponenten und Komponenten mit gleichen Parametern leidet (vgl. Markatu (2000), S. 483, Grün and Leisch (2007), S. 5ff und Leisch (2004), S. 4f. Overfitting ist im übrigen eines der größten Probleme der Finite Mixture. Das Ende des EM-Algorithmus wird kontrolliert über eine minimale Verbesserung der Likelihood (4.8) und eine maximale Anzahl von Iterationen, in meinem Fall 200 Iterationen.

Der EM-Algorithmus wird vor allem als Suchroutine verwendet, der ein Newton-Raphson-Algorithmus als eigentliche Schätzung folgt (vgl. Dayton and Macready (1988), S. 174f; zum Newton-Raphson-Algorithmus vgl. Fahrmeir et al. (2007), S. 202f und Fahrmeir

and Tutz (2001), S. 41ff) Er liefert zunächst die Komponenten und die Wahrscheinlichkeiten. Die komponentenspezifischen Parameterschätzer und insbesondere die Kovarianzmatrix der geschätzten Parameter muss dann noch geschätzt werden. Ich verwende zur Approximation der Kovarianzmatrix die inverse Fisher-Informationsmatrix  $I(\hat{\theta}_k)^{-1}$  mit (vgl. Thompson et al. (1998), S. 396f und Rüger (1999), S. 95) (Die Varianz von ML-Schätzern ist im Allgemeinen exakt die inverse Fisher-Information. Allerdings handelt es sich hier um iterative Schätzungen, deren Score-Funktion  $s(\theta_k) \approx 0$  ist.)

$$I(\theta_k) = -\frac{\partial^2 \log L(\theta_k)}{\partial \theta_k \partial \theta_k'} \quad (4.13)$$

Aus dem Newton-Raphson-Algorithmus erhält man in Anlehnung an (4.8) die LogLikelihood

$$\log L(\theta_k) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \log(f(y_{it}|x_{it}, \theta_k)) \quad (4.14)$$

Dabei kann es natürlich zu Problemen kommen, wenn bereits die Hesse-Matrix der zweiten partiellen Ableitungen singulär ist, so dass die Informationsmatrix (4.13) nicht invertierbar ist und somit die Kovarianzmatrix gar nicht mehr geschätzt werden kann. Auch kann es zu Problemen kommen, wenn einzelne Ableitungen in der Hesse-Matrix kleiner oder gleich Null sind und einzelne Varianzen nicht mehr geschätzt werden können. Aufgrund solcher numerischer Probleme schätze ich auch kein Concomitant Variable Model für die Komponentenzugehörigkeiten (mehr dazu in Abschnitt 4.3). Singularität kann übrigens auch auf zu viele zu kleine Komponenten zurückzuführen sein.

#### 4.2.4 Die Selektion des Modells für den Bayerischen Wald

Die Beschränkungen des EM-Algorithmus sind, dass er nur sehr langsam konvergiert und dann auch oft nur ein lokales Maximum in der Likelihood und nicht unbedingt ihr globales Optimum findet. Deshalb verwendet man mehrfache Durchgänge der gesamten Schätzung mit unterschiedlicher Initialisierung des Algorithmus. Im meinem Fall durchlaufe ich die Schätzung 10 mal und entscheide mich dann für den Durchlauf mit der höchsten Likelihood (4.14) und verwende dessen Schätzungen (vgl. Leisch (2004), S. 3f und Acirifiacono and Jones (2003), S. 937f).

Da die Anzahl an Komponenten nicht aus theoretischen Annahmen oder bereits bestehenden empirischen Ergebnissen abgeleitet werden kann, muss sie explorativ aus den Daten gewonnen werden. Nicht zuletzt ist schließlich unbeobachtete Heterogenität das zugrundeliegende Phänomen. Dazu berechne ich Finite Mixture Models mit 2 bis 7

Komponenten. Grundlage der Auswahl sind die Ergebnisse aus dem EM-Algorithmus. Gerade bei unbekannter Datenstruktur sind Finite Mixture Models mit ihrem EM-Suchalgorithmus ein sehr gutes Instrument für Data Mining (vgl. Fonseca (2008), S. 292).

Ich gehe also folgendermaßen vor: Erst wird nach zehnmaliger Schätzung aller  $k$ -Komponenten-Modelle für jede Komponentenzahl nur das Modell mit der höchsten Likelihood ausgewählt, d.h. pro Komponentenzahl steht ein optimales Modell zur Verfügung. Dann wird aus diesen sechs Modellen mit zwei bis sieben Komponenten dasjenige Modell gewählt, das bezüglich seiner Komponentenzahl und seiner Parameterschätzer am besten an die Daten angepasst ist. Das schwierige daran ist aber nicht allein die Identifikation der Komponenten an sich, sondern vor allem die Gefahr des Overfitting und der Extraktion irrelevanter Komponenten (vgl. Leisch (2004) S. 4f und S. 11f und Grün and Leisch (2007), S. 12ff).

Für die Modellwahl verwendet man üblicherweise ein Informationskriterium. Als Kriterium der Anpassung soll mir die Integrated Completed Likelihood (ICL) dienen, denn sie favorisiert Lösungen mit gut voneinander getrennten und damit auch relevanten Komponenten. Mit der Zuordnung  $z_{ik}$  des  $i$ -ten Individuums zur  $k$ -ten Komponente bei gegebener Komponentenzahl  $K$  ist

$$ICL(K) = -2 \log L_K(\hat{\psi}) + \dim(\hat{\psi}) \log(n) + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \hat{z}_{ik} \log(\hat{p}_{ik}) \quad (4.15)$$

Die ICL ist als Kriterium geeignet, da diese ein um die Anzahl an Komponenten penalisiertes Bayesianisches Informationskriterium (BIC) ist, das selbst wiederum größere Anzahlen an Modellparametern bestraft.

$$BIC(K) = -2 \log L_K(\hat{\psi}) + \dim(\hat{\psi}) \log(n) \quad (4.16)$$

Damit ist die ICL sowohl um die Anzahl der Parameter im Modell, als auch um die Anzahl an Komponenten bereinigt und man kann aus der Erhöhung dieser beiden Größen nicht einfach eine verbesserte Modellanpassung erreichen. Diese Eigenschaft wirkt Overfitting entgegen. „The Bayesian Information Criterion of Schwarz provides, under regularity conditions, a reliable approximation to the integrated likelihood. Although the regularity conditions for BIC do not hold for assessing the number of components  $K$  in a mixture model.“ (Biernacki et al. (2000), S. 719, zur Regularitätsvoraussetzung des BIC vgl. Biernacki et al. (2000), S. 720) Das BIC stützt sich auf die LogLikelihood, so als würde sie aus einem Modell als Ganzes und nicht aus einer diskreten Mischung von Modellen stammen. Infolgedessen würde das BIC die Komponentenzahl, unabhängig von

der Güte der Trennung durch die a posteriori Wahrscheinlichkeiten, überschätzen. Die ICL berücksichtigt jedoch das latente Clustering über den dritten Term (die Entropie der unbeobachteten Klassenzugehörigkeit). Damit steht die ICL in besonderem Maße einem Overfit und überkomplexen Modellen entgegen, neigt aber zum Teil sogar zum Underfitting. (vgl. Fonseca (2008), S. 297ff und Biernacki et al. (2000), S. 720ff)

Zur Beurteilung der Mischung betrachtet man die geschätzten a priori (4.11), die Komponentengrößen und die Anzahl der Beobachtungen mit a posteriori Wahrscheinlichkeit  $> 10^{-4}$ . Die Trennung der Komponenten beurteilt man analytisch anhand des Verhältnisses von Komponentengröße zur Anzahl der Beobachtungen mit einer Mindest-a posteriori, d.h. das Verhältnis derjenigen Individuen, die der  $k$ -ten Komponente tatsächlich zugeordnet werden, zu denjenigen mit einer a posteriori Wahrscheinlichkeit  $> 10^{-4}$  für die  $k$ -te Komponente.

$$\frac{n_{k=k}}{n_{\hat{p}_{ik}>10^{-4}}} \in [0; 1] \quad (4.17)$$

Für gut voneinander zu unterscheidende Komponenten sollte das Verhältnis (4.17) nicht zu klein sein, d.h. ein Großteil der Personen mit geeigneter a posteriori Wahrscheinlichkeit auch der jeweiligen Komponente zugeordnet werden. Bei Verhältnissen nicht nahe 1 muss man mit überlappenden Klassen rechnen.

Außerdem kann man ein Rootogram zur graphischen Beurteilung heranziehen. Es handelt sich dabei um ein Histogramm, das die a posteriori Wahrscheinlichkeiten für jede Komponente gegen die gewurzelte Anzahl der Beobachtungen abträgt. Das Rootogram hat seinen Namen von der Verwendung von  $\sqrt{n_{k,\hat{p}_{ik}}}$  anstelle der einfachen Anzahlen, da ansonsten die Graphik sehr schnell sehr groß werden könnte. Es werden alle Beobachtungen mit einer a posteriori Wahrscheinlichkeit  $\leq 10^{-4}$  ignoriert. (vgl. Leisch (2004), S. 5ff und Leisch and Grün (2008), S. 7)

### 4.3 Die Charakterisierung der Komponenten

Grundsätzlich charakterisiere ich die Komponenten mittels deskriptiver Statistiken und insbesondere bezüglich der Höhenentwicklung unter Zuhilfenahme graphischer Verfahren wie dem LOESS und Scatterplots. Zusätzliche Mosaikplots für die Komponenten und eine Kovariable geben Einblick in Zusammenhänge und bieten eine Inferenz über die Residuen der unterstellten Assoziationsstruktur. Dennoch ist eine weitere Modellierung notwendig, um ökologische Zusammenhänge mit den Komponenten zu entdecken und wichtige Teile der Fragestellung zu beantworten.

Aufgrund der bereits erwähnten numerischen Probleme bei der Schätzung der Kova-

rianzmatrix im Newton-Raphson-Algorithmus schätze ich kein Concomitant Variable Model für die a priori Wahrscheinlichkeiten der Komponentenzugehörigkeiten. Üblicherweise definiert man zusammen mit dem Finite Mixture Model ein solches Concomitant Variable Model zur Charakterisierung der Komponenten. Das Concomitant Variable Model ist dann Teil des E-steps im EM-Algorithmus. Dabei schätzt man ein Multinomiales Logit-Modell mit den a priori Wahrscheinlichkeiten der Komponenten als Zielgröße und Concomitant Variables, die nicht im Finite Mixture Model verwendet werden, als Einflußgrößen (vgl. Leisch and Grün (2008), S. 1ff). In meinem Fall ist dies aufgrund von Problemen mit der Hesse-Matrix bzw. Elementen der Hesse-Matrix nicht möglich. Der Newton-Raphson-Algorithmus erreicht kein richtiges Maximum für die LogLikelihood des Concomitant Variable Models, was sich nicht zuletzt in viel zu großen Varianzen der Parameterschätzer niederschlägt. An dem Punkt, den er erreicht, ist die Likelihood-Funktion zudem nicht mehr ausreichend gekrümmt, d.h. sie ist zu flach, um noch eine zweite Ableitung ungleich Null zu haben. Eine Inferenz über den Einfluß bestimmter Faktoren auf die Komponentenzuordnung wäre nicht mehr möglich. Statt ein Concomitant Variable Model für die a priori Wahrscheinlichkeiten (4.11) im E-step des Finite Mixture Models zu schätzen, modelliere ich ein Generalized Linear Mixed Model für die a posteriori Wahrscheinlichkeiten (4.7) bzw. für die aus ihnen resultierende Zuordnung. Auch kann man erklären, welchen Einfluß bestimmte Faktoren auf die Zuordnung der Individuen zu den Komponenten haben. Der Nachteil dieses Vorgehens ist, dass es nicht zur Verbesserung der Anpassung des Finite Mixture Models beitragen kann, was das Concomitant Variable Model effektiv tut, indem es die Zuordnungswahrscheinlichkeiten verbessert. Wie wir aber in den Residuenplots (siehe Anhang B) zur Auswertung sehen werden, erreichen meine Finite Mixture Models bereits eine hervorragende Anpassung.

### 4.3.1 Das theoretische Modell

Ich habe die Mixed Models für longitudinale Daten bereits in Abgrenzung von den Finite Mixture Models erwähnt. Ich möchte hier noch einmal betonen, dass ich zur Charakterisierung der Komponenten aus dem Finite Mixture Model nun ein Generalized Linear Mixed Model (vgl. Fahrmeir et al. (2007), S. 278ff) heranziehe. Man spricht hier von einem Mixed Model, da man die deterministischen Koeffizienten mit stochastischen Größen mischt. Im linearen Prädiktor werden nämlich die festen Effekte  $\beta$  mit zufälligen Effekten  $b_i$  gemischt. Die zufälligen Effekte können als Surrogat subjektspezifischer Einflussgrößen und intrasubjektiver Korrelationen betrachtet werden. Es geht also



nicht mehr um die Berücksichtigung unbeobachteter intersubjektiver Varianz, sondern höchstens noch um intrasubjektive Kovarianz. Da ich jedes Generalized Linear Mixed Model innerhalb der Komponenten bestimme, kann ich von einer homogenen Gruppe von Individuen ohne unbeobachtete Heterogenität in der Zielgröße ausgehen.

Innerhalb dieser Art linearer Modelle für Longitudinaldaten ist eine bedingte und eine marginale Modellierung zu unterscheiden. Man muss sich dabei entscheiden, ob man Inferenz entweder bedingt über die Subjekte oder marginal über die Population macht. Im ersten Fall modelliert man den Subject-specific Average und im zweiten Fall den Population Average. Wir verwenden ein Generalized Linear Mixed Model, weil es die Beurteilung bedingter individueller Effekte erlaubt. Individuelle Charakterisierung der Komponenten und der Einflüsse auf die individuelle Komponentenzugehörigkeit und damit auf das Überleben des einzelnen Baumes liegen in unserem Interesse. Unser Modell unter der Annahme intertemporärer Unabhängigkeit der Residuen führt zwar letztendlich zu einer Generalized Estimating Equation (GEE) (zum GEE-Ansatz im Allgemeinen vgl. Liang and Zeger (1986) und Zeger and Liang (1986); zur Anwendung von GEEs im forstwissenschaftlichen Kontext vgl. Bäumler and Quednau (1996) und Fahrmeir and Pritscher (1996)) mit der Einheitsmatrix als Arbeitskovarianz und ist auch als solche zu schätzen. Allerdings wollen wir das Modell explizit nicht auch marginal interpretieren, da es in der GEE nur noch Populationseffekte gibt (vgl. Fahrmeir and Tutz (2001), S. 294f). Zur Modellierung einer Überlebensprognose wie im vorangegangenen Kapitel wäre sie bestens geeignet, aber eben daran sind wir nicht interessiert.

Gegeben seien  $i = 1, \dots, n$  Individuen, für die jeweils zu den Zeitpunkten  $t = 1, \dots, T$  Messungen vorliegen. Für jedes Individuum liegt ein Zielgrößenvektor  $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{iT})'$  und Einflussgrößenvektoren  $x_i = (x'_{i1}, \dots, x'_{iT})'$  vor. Die Kovariablen werden zusammengefasst in der Designmatrix  $X_i$  für die festen Effekte und der Designmatrix  $S_i$  für die zufälligen Effekte. Das Modell wird formuliert als (vgl. Fahrmeir and Tutz (2001), S. 292ff)

$$y_i = X_i\beta + S_ib_i + \epsilon_i \quad (4.18)$$

bzw. mit dem bedingten Erwartungswert  $\mu_i = E(y_i|b_i)$  und der Response-Funktion  $h()$

$$h(\mu_i) = X_i\beta + S_ib_i \quad (4.19)$$

Es gilt für den Vektor der zufälligen Effekte

$$b_i \sim N(0, D)$$

$b_1, \dots, b_n$  sind unabhängig

Für die Kovarianzstruktur  $D$  der zufälligen Effekte gelten keine Annahmen. Bezüglich der Kovarianzstruktur der Residuen betrachte ich die Beobachtungen eines Subjekts bedingt auf die Effekte  $b_i$  als voneinander zeitlich unabhängig, d.h. (vgl. Fahrmeir et al. (2007), S. 280f und S. 292f)

$$Cov(\epsilon_i) = \sigma^2 I$$

Da die a posteriori Wahrscheinlichkeiten  $P(k|x_i, y_i, \psi)$  aufgrund von Merkmalskombinationen über die Jahre hinweg bestimmt werden und jedes Individuum für den gesamten Zeitraum einer festen Komponente zugeordnet werden soll, ist es auch nicht notwendig nach einem Autoregressions (AR) -Prozeß in der Zielgröße zu suchen (vgl. Boulesteix (2008), Bäumler and Quednau (1996), S. 5ff)

### 4.3.2 Ein Modell für die Komponenten des Bayerischen Waldes

Die Zielgröße für das Generalized Linear Mixed Model zur Charakterisierung der Komponenten ist die Dummy-Variable der Zugehörigkeiten

$$z_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{falls } i \text{ in Komponente } k \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Ihre Binomialverteilung gehört zur Exponentialfamilie mit den folgenden Parametern:

$$\begin{array}{ll} \text{natürlicher Parameter} & \theta_i = \log\left(\frac{\mu_i}{1-\mu_i}\right) \\ \text{Skalenparameter} & \phi = 1 \\ \text{Varianzfunktion} & v(\mu_i) = \mu_i(1 - \mu_i) \end{array}$$

Deshalb muss hier der Logit-Link verwendet werden. Zu beachten ist, dass man bei Generalized Linear Mixed Models im Allgemeinen wenige zufällige Effekte aufnimmt, um Konvergenzprobleme zu vermeiden. Insbesondere da ihre Likelihood ohnehin nur approximativ maximiert werden kann (vgl. (4.23) und (4.24)). Bei Logit-Modellen im Speziellen nimmt man meistens nur einen Random Intercept als zufälligen Effekt  $b_i$  ins Modell auf. Random Slopes sind in diesem Fall nur schätzbar, wenn sehr viele Messungen pro Subjekt vorliegen. (Boulesteix (2008) und Fahrmeir and Tutz (2001), S. 294f) Auch ich habe deutlich zu wenige Messzeitpunkte mit nur drei Aufnahmen für den Bergmischwald und nur zwei Zeitpunkte im Hochlagenwald. Außerdem zeigt sich für den Bayerischen Wald schon für den Intercept eine vergleichsweise kleine Varianz. Um von der Existenz eines zufälligen Effektes ausgehen zu können, darf dessen Varianz nicht zu nahe bei Null liegen.

Das Modell für die Komponenten in den Daten des Bayerischen Waldes lautet nach der Darstellung (4.19) folglich

$$h(\mu_i) = \log\left(\frac{\mu_i}{1 - \mu_i}\right) \quad (4.20)$$

$$= \log\left(\frac{p_{ik}}{1 - p_{ik}}\right) = X_i\beta + b_i \quad (4.21)$$

Die Zugehörigkeit eines Baumes zu einer Komponente erhält man direkt aus dem EM-Algorithmus für das Finite Mixture Model anhand der geschätzten a posteriori Wahrscheinlichkeiten  $\hat{p}_{ik}$ . Im Prinzip modelliert man also erneut diese Wahrscheinlichkeiten, nur diesmal versucht man ihre Schätzungen anhand exogener Variablen zu erklären. Dieses Vorgehen ähnelt dem Concomitant Variable Model, nur dass es nicht ex ante zur Determinierung der Schätzung in den EM-Algorithmus eingebettet ist, sondern ex post die Schätzergebnisse zu erklären versucht.

Der Term  $\frac{p_{ik}}{1 - p_{ik}}$  ist eine Odds. Aufgrund der einfachen und eingängigen Interpretation als Chancen für den Eintritt von  $z_{ik} = 1$  greift man üblicherweise auf diese zurück. Für die Verbindung zwischen der Odds und dem linearen Prädiktor und für die Interpretation der Parameter im linearen Prädiktor gilt allerdings, dass sie nicht wie gewohnt additiv, sondern multiplikativ, und bezüglich ihrer Werte nicht absolut, sondern als Exponenten angesehen wirken. Im vorangegangenen Finite Mixture Model verwendeten wir die Identität als Link zwischen Response und Prädiktor. Hier handelt es sich um den Logit-Link. Will man die Odds für die Mitgliedschaft des  $i$ -ten Baumes in der  $k$ -ten Komponente beurteilen, so gilt die Umrechnung

$$\frac{p_{ik}}{1 - p_{ik}} = \exp\{X_i\beta + b_i\} = \exp\{\beta_0\} \cdot \exp\{\beta_1 x_{1i}\} \cdot \dots \cdot \exp\{\beta_{p+1} x_{pi}\} \cdot \exp\{b_i\} \quad (4.22)$$

Die ökologischen Einflußgrößen in  $X_i$  auf die Zugehörigkeit bzw. auf die Chancen der Zugehörigkeiten, mit deren Hilfe ich ja die Komponenten charakterisieren möchte, sind:

**Art** : Die Baumart ist mitunter einer der interessantesten Faktoren. Es wird angenommen, dass sich die Arten hinsichtlich ihrer Resistenz, ihres Wachstums und sogar hinsichtlich ihrer Beliebtheit beim Wild unterschiedlich verhalten.

**Gebiet** : Das spezielle Wuchsgebiet, in dem sich ein Baum befindet, modelliert die räumliche Dimension. Hier sind durchaus Unterschiede zu erwarten. Insbesondere interessiert uns natürlich der Windwurf selbst und der Windwurf im Vergleich zu den angrenzenden Gebieten. Die Totholzsäume um Windwurfflächen herum scheinen nämlich beim Wild sehr beliebte Aufenthaltsorte zu sein, da sich dort die krautige Vegetation und die Gehölzverjüngung üppig entwickeln und diese

Zonen in den ersten Jahren nach dem Absterben der Altbäume gut begehbar sind (vgl. Jehl (2001), S. 82ff). Die Aufnahme des Gebietes kontrolliert außerdem die Homogenität zwischen den Quadraten als Stichprobenklumpen.

**Totholz** : Wie bereits im Kapitel über die Datenaufbereitung erläutert dient die Menge an Totholz auf einem Planquadrat in zweifacher Hinsicht als Einflussfaktor. Erstens als Schutz des Quadrats vor dem Wild (Zauneffekt) und zweitens als Nährstofflieferant für den Jungwuchs auf dem jeweiligen Quadrat (vgl. Held and Pöhlmann (2005), S. 24ff). Hier für verwende ich zwei getrennte Variablen:

- Die **Anzahl toter Stämme** auf dem Quadrat spiegelt den Totholzverhau wider, der auf einem Planquadrat herrscht. Damit kann man den Zauneffekt messen, für den es im Prinzip keine Rolle spielt wie groß oder dick die Stämme sind. Es reichen schon dünne Stämme, um einen undurchdringlichen Verhau zu schaffen.
- Das **Totholzvolumen** in  $m^3$  pro Quadrat gibt die Biomasse auf einem Quadrat an, die als Nährboden dienen kann. Hierbei spielt die Anzahl der Stämme, welche diese Biomasse stellen, kaum eine Rolle. Für den Aspekt der Nährstoffzufuhr müsste man eigentlich noch den Vermoderungsgrad der einzelnen Stämme berücksichtigen. Da die Totholz-Variablen hier allerdings auf der Makroebene der Quadrate angesiedelt sind, kann dies nicht so genau gemacht werden.

Von zentralem Interesse ist der Einfluss des Totholzes auf dem Gebiet des Windwurfs, weil sich darin der geräumte vom belassenen Windwurf unterscheidet und damit sich die herkömmliche Waldbewirtschaftung vom Ansatz des Nationalparks unterscheidet.

Mit der Stammzahl und dem Totholzvolumen müssen allerdings getrennte Modelle geschätzt werden, da die beiden Variablen stark korrelieren. Würde man sie zusammen in derselben Designmatrix  $X$  aufnehmen, schafft man Kollinearität, welche die Identifikation und Interpretation der Parameterschätzer stark beeinträchtigt. Die Modelle werden je nach Signifikanz der beiden Totholzeffekte vorgestellt.

**Wurzelteller** : Auf die Verwendung der Wurzelteller geht das Kapitel zur Datenaufbereitung ebenfalls ein. Auch hier gibt es zwei zu messende Aspekte, nämlich erstens die Freilegung fruchtbaren Bodens durch aufgeklappte Wurzelteller und zweitens die Wurzelteller als direkter Nährboden oder zumindest indirekter Nährstofflieferant für die Verjüngung. Der erste Aspekt ist wohl nur auf den belassenen

Windwürfen zu finden, da es zur Räumung gehört die Wurzelteller wieder zurück zu klappen.

- Die **Anzahl an Wurzeltellern** auf einem Quadrat verrät etwas über die Möglichkeit der Ansiedelung von Jungpflanzen auf den Tellern und dazugehörigen Wurzelstümpfen.
- Die **freigelegte Fläche** unter aufgeklappten Wurzeltellern misst die Möglichkeit für die Verjüngung sich fruchtbaren und vor allem bisher unbesiedelten Boden zu erobern.

Auch für die beiden Wurzelteller-Variablen gilt das Kollinearitätsproblem, weshalb ihre Parameter in getrennten Modellen geschätzt und getestet werden müssen.

Die Art (Tanne, Vogelbeere etc.) und das Gebiet (Windwurf, Totholz etc.) sind kategoriale Variablen. Üblicherweise verwendet man für solche Variablen eine Dummy-Codierung in der Designmatrix  $X_i$ . Dabei definiert man, um Multikollinearität zu umgehen, eine Variablenausprägung als Referenzkategorie, die nicht in  $X_i$  aufgenommen wird. Man bezieht die Parameterschätzer der aufgenommenen Kategorien auf diese Referenz. Dies funktioniert bei binären Variablen sehr gut, ist bei Variablen mit mehreren Kategorien aber nicht mehr so gut zu interpretieren, insbesondere, da man die Kategorien untereinander nicht mehr vergleichen kann, sondern sich immer nur auf die eine Referenz beziehen muss. Stattdessen möchte ich hier eine Effekt-Codierung verwenden (vgl. Fahrmeir et al. (2007), S. 82f). Bei dieser Codierung kann man den Parameter für jede Kategorie für sich betrachten ohne Bezug auf andere. Stattdessen bezieht man die Parameter auf den globalen Mittelwert und betrachtet ihre Ausprägung als Abweichung der jeweiligen Kategorie vom Mittel der Zielgröße. Man muss zwar auch eine Kategorie ausschließen, kann aber deren Parameterwert aus den anderen Schätzern errechnen. Für eine kategoriale Variable  $x_i$  mit  $c$  Kategorien werden  $c - 1$  Design-Variablen konstruiert, die in  $X_i$  aufgenommen werden als

$$x_{i1} = \begin{cases} 1, & \text{falls } x_i = 1 \\ -1, & \text{falls } x_i = c \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad \dots \quad x_{i,c-1} = \begin{cases} 1, & \text{falls } x_i = c - 1 \\ -1, & \text{falls } x_i = c \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Der Parameter für Kategorie  $c$  errechnet sich einfach aus  $\beta_c = -\beta_1 - \beta_2 - \dots - \beta_{c-1}$ . Die Inferenz dieses Generalized Linear Mixed Models läuft folgendermaßen ab: Als erstes schätzt man die festen Effekte für obige Kovariablen und die Varianzkomponenten.

Als zweites schätzt man den zufälligen Effekt. Obwohl man von einem Random Intercept spricht, ist der zufällige Effekt kein Parameter, sondern eine Zufallsvariable und man muss von Prädiktion anstatt von Schätzung sprechen.

Die festen Regressionsparameter  $\beta$  und die Dispersionsparameter  $\phi$  im Modell werden wieder mit der Maximum Likelihood-Methode geschätzt. Es gilt dafür die folgende Likelihood mithilfe des Newton-Raphson-Algorithmus zu maximieren:

$$L(\beta, D, \phi) = \prod_{i=1}^n \int \prod_{t=1}^T f(y_i|b_i, \beta, \phi) f(b_i|D) db_i \quad (4.23)$$

Allerdings hat die Maximierung dieser Likelihood aufgrund des Integrals und der komplexen Erwartungswertstruktur hier meistens noch nicht einmal eine analytische Lösung. Deshalb muss man auf eine Quasi-Likelihood zurückgreifen. Diese erreicht man über die Approximation der Daten (Penalized Quasi-Likelihood (PQL) -Schätzung), des Integrands (Laplace-Methode) oder des Integrals (Gauß-Hermite-Quadratur). Ich verwende zur Schätzung des Generalized Linear Mixed Logit-Models für die Komponentenzugehörigkeiten eine Gauß-Hermite-Quadratur mit  $Q = 50$  Entwicklungspunkten für die Taylor-Reihe. Sie bietet sich an, weil  $f(b_i|D)$  die Dichte der  $N(0, D)$  ist. Außerdem scheint sie mir am besten geeignet, da die Laplace-Methode nichts anderes ist als eine Gauß'sche Quadratur mit nur einem Entwicklungspunkt, weshalb sie ungenauer und weniger approximativ ist. Die PQL-Schätzung wiederum funktioniert in R (Funktion `glmmPQL()` aus dem Package MASS) nicht so gut wie die Approximation von Integral oder Integrand (vgl. Fahrmeir and Tutz (2001), S. 303ff)

Mit dem standardisierten zufälligen Effekt  $\delta_i = D^{-\frac{1}{2}}b_i$  ist die Quasi-Likelihood über die Gauß-Hermite-Quadratur an  $q = 1, \dots, Q$  Entwicklungspunkten mit den Gewichten  $w_q$  (vgl. Boulesteix (2008))

$$\begin{aligned} L(\beta, D, \phi) &= \prod_{i=1}^n \int \prod_{t=1}^T f(y_i|\delta_i, \beta, \phi, D) f(\delta_i) d\delta_i \\ &= \prod_{i=1}^n \sum_{q=1}^Q \prod_{t=1}^T w_q f(y_{iq}|\delta_i, \beta, \phi, D) \end{aligned} \quad (4.24)$$

Die Dispersionsparameter werden mit dem Verfahren der Approximation der Kovarianz-Matrix über die inverse Quasi-Fisher-Information (4.13) (aus der Quasi-Likelihood) geschätzt, wie schon oben beschrieben.

Die zufälligen Parameter  $b_i$  werden über einen empirischen Bayes-Ansatz mittels der Posterior Mean Estimation bestimmt. (vgl. Fahrmeir and Tutz (2001), S. 310f und 315ff) Bayesianische Inferenz funktioniert über die Annahme von a priori Verteilungen, die mit der Likelihoodfunktion aus einer Stichprobe multiplikativ verknüpft werden, um die a

posteriori Verteilung zu erhalten (sog. Bayes-Lernen). Die a posteriori Likelihood ist schließlich zu maximieren. Zu beachten ist, dass die hier im Bayes-Kontext erwähnten a priori und a posteriori nichts mit den gleichnamigen Wahrscheinlichkeiten der Komponentenzugehörigkeit der Finite Mixture Distribution zu tun haben. Auch liegt dem Finite Mixture Model kein Bayes-Ansatz zu Grunde. Lediglich die Begriffe sind gleich, da es sich nunmal um im Vorhinein und im Nachhinein bestimmte Größen handelt. Zur Abschätzung des zufälligen Effektes bestimmt man also den Erwartungswert der a posteriori-Verteilung und ersetzt darin  $\sigma^2 = v(\mu_i)$  und  $\beta$  durch ihre ML-Schätzungen. Die Varianz kannn entweder mittels ML oder mittels Restricted Maximum Likelihood (REML) geschätzt werden. Die Restricted Maximum Likelihood (REML)-Schätzung ist zwar gegen Verzerrungen aufgrund eines unbekannten Erwartungswerts  $\mu$  robust, d.h. erwartungstreu, kann aber zu negativen Schätzwerten führen, was für eine Varianz sinnlos ist und die Inferenz unmöglich macht.

$$\begin{aligned}\hat{b}_i &= E(b_i|Y_i = y_i) \\ &= \int b_i f(b_i|y_i) db_i \\ &= DS'_i(\sigma^2 I)^{-1}(y_i - X_i \beta)\end{aligned}\tag{4.25}$$

Die a posteriori Dichte  $f(b_i|y_i)$  bestimmt man wie (4.7) mittels Bayes' Theorem aus der a priori Dichte  $f(b_i)$  und der Dichte der Zielgröße. Die letztgenannten beiden Dichten ergeben sich aus der Annahme normalverteilter  $b_i$  und binomialverteilter  $Y_i$ .

$$f(b_i|y_i) = \frac{f(y_i|b_i)f(b_i|D)}{\int f(y_i|b_i)f(b_i|D)db_i}\tag{4.26}$$

Der Vorteil des Bayesianischen Ansatzes zur Prädiktion der zufälligen Effekte ist der Shrinkage-Effekt, der zu minimalen Varianzen in  $D$  führt.

Diese Modellierung wird nun schrittweise auf die Daten aus dem Nationalpark Bayerischer Wald angewandt. Als erstes werden wir uns die zentralen Größen deskriptiv genauer ansehen. Als nächstes werden das Finite Mixture Model und darauf aufbauend das Generalized Linear Mixed Model geschätzt. Nach jeder Schätzung analysiere und interpretiere ich ihre Ergebnisse. Alle angewandten verfahren werden auf genau die hier vorgestellte Weise durchgeführt, gerade wenn an den jeweiligen Stellen nicht mehr explizit darauf hingewiesen wird.

## Kapitel 5

# Bergmischwald

### 5.1 Die Waldabteilung Schönort

#### 5.1.1 Die Daten von Schönort

Zur Untersuchung belassener Windwürfe in Bergmischwäldern dient uns die Waldabteilung Schönort. Sie befindet sich auf einer Höhe von 850-900m ü.NN. Es handelt sich um einen Fichten-Tannen- und Dornfarn-Tannen-Buchen-Wald. In Schönort befindet sich ein Windwurf von ca. 4ha Größe, den ein Gewittersturm im August 1983 verursacht hat. Der Windwurf ist weitgehend belassen. Er ist nicht geräumt worden und es hat auch keine künstlichen Verjüngungsversuche durch Anpflanzungen gegeben. Aber 1986 hat man auch auf dieser Fläche versucht den Borkenkämpferbefall einzudämmen. Dies ist jedoch nur kurzzeitig und kleinräumlich geschehen, außerdem wurden alle zur Bekämpfung gefällten Stämme auf dem Windwurf belassen und nicht abtransportiert. In Abbildung 5.1 zeigt der unbeschriftete Balken die Besetzung des Gebietes mit Borkenkäferbekämpfung.

Vermarkung und darauffolgende Erstaufnahme stammen aus dem Jahr 1990. Es gibt danach noch drei weitere Folgeaufnahmen in den Jahren 1995, 2001 und 2008. Trotz der zunehmenden Abstände zwischen den Aufnahmen kann man die longitudinalen Daten als weitgehend äquidistant betrachten. Aufgrund der Verwendung der Baseline-Höhe als wichtige fixe Determinante umfasst das Finite Mixture Model die Jahre 1995, 2001 und 2008.

Die Datenerhebung erfolgt mittels der Transektenmethode. In Schönort wurde ein Transekt aus 40 Planquadraten angelegt. Der Transekt macht nach den ersten 220m, also nach 22 Quadraten, einen Knick und unterteilt sich damit in zwei Abschnitte A und B. Unabhängig davon schneidet der Transekt alle Wuchsgebiete in Schönort, d.h.



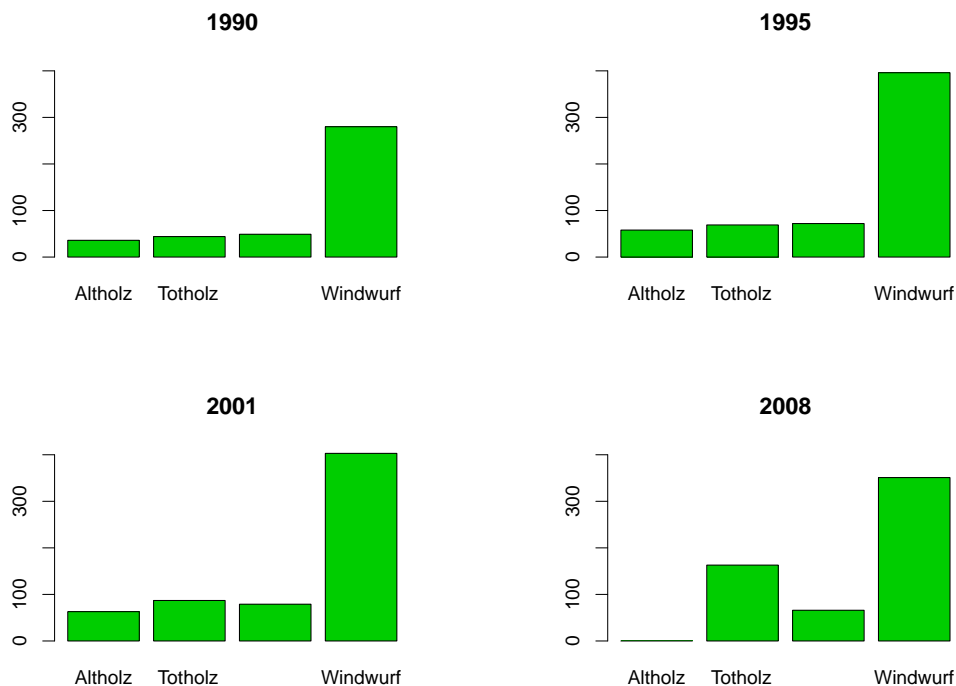


Abbildung 5.1: Wuchsgebiete in Schönort (unbeschriftet ist das Gebiet, auf dem der Borkenkäfer bekämpft wurde)

den belassenen Windwurf selbst, seinen Totholzsaum und den intakten Altbestand. Allerdings verändert sich die Zusammensetzung der Wuchsgebiete im Transekt über den Beobachtungszeitraum, da das Altholz abstirbt und dann zum Totholzsaum zählt. Der stehende Totholzsaum entsteht meist als Sekundärschaden eines Sturmes. Geschwächte Bäume am Rand des eigentlichen Wurfs können Parasiten, Rindenbrand und anderen Belastungen nicht mehr ausreichend widerstehen, sterben und fallen schließlich um (vgl. Jehl (1995), S. 121ff). Von zehn Probequadraten im Altbestand 1990 sind 1995 und 2001 noch fünf übrig und 2008 schließlich kein einziges mehr. Darüberhinaus befinden sich sechs Probequadraten in dem Gebiet, auf dem der Borkenkäfer aktiv bekämpft worden ist. Damit sind ausreichend Beobachtungen vorhanden, um die Auswirkungen dieses menschlichen Eingriffs im Modell kontrollieren zu können. Der Windwurf nimmt die ersten 19 Probequadraten nach dem Transektenknick ein. Abbildung 5.1 zeigt die Verteilung der Beobachtungen auf die Wuchsgebiete und verdeutlicht das Absterben des Altholzes und die Zunahme des Totholzes. Man erkennt außerdem, dass sich der Großteil der Beobachtungen auf dem Windwurf befindet.

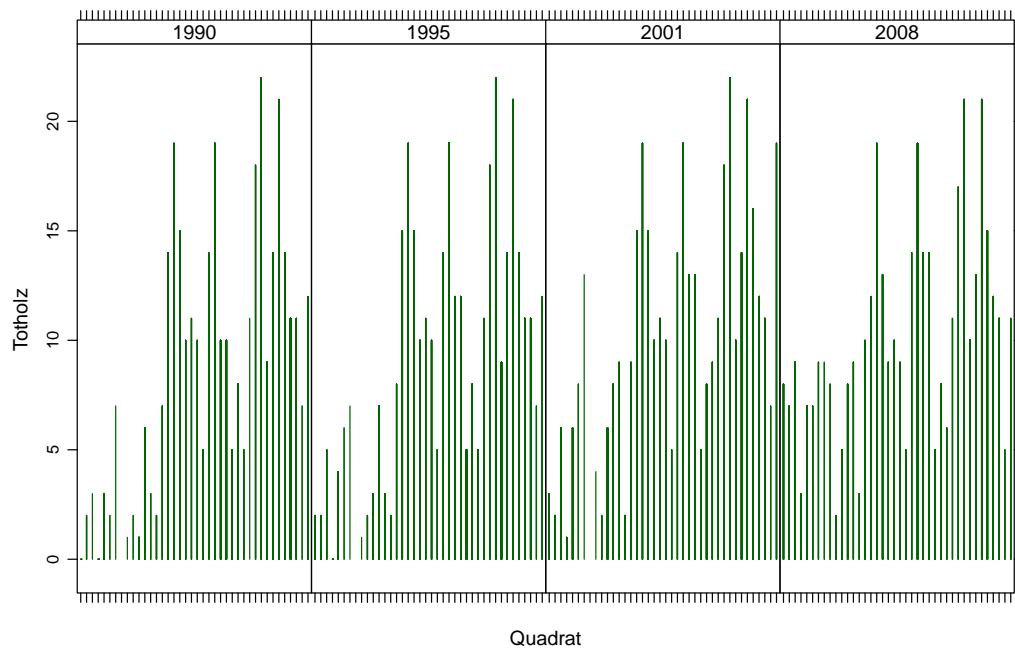


Abbildung 5.2: Anzahl liegenden Totholzes auf den Quadraten in Schönort

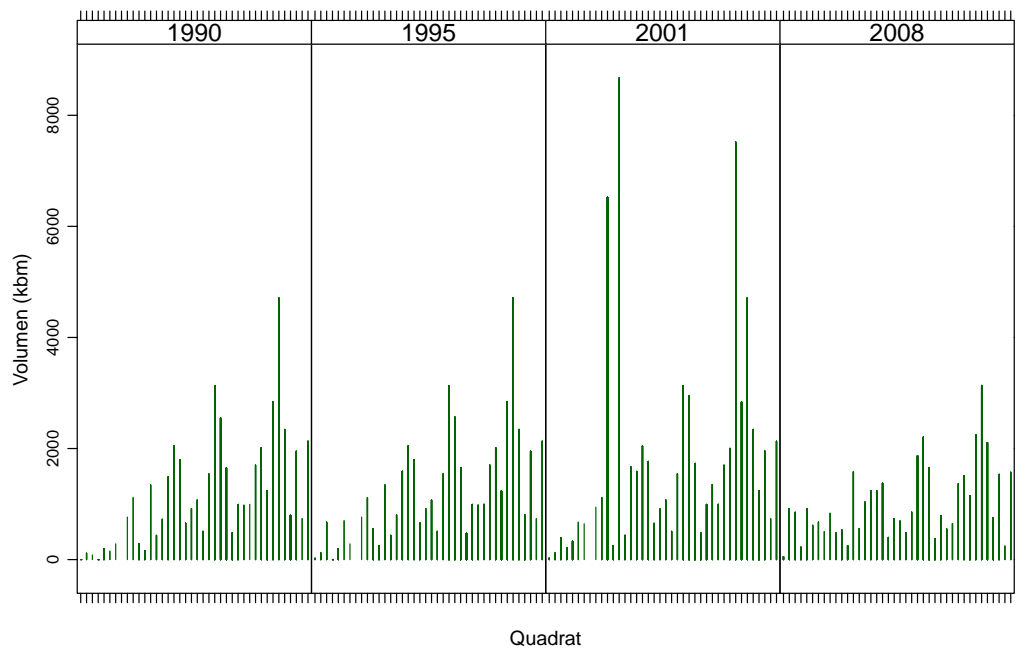


Abbildung 5.3: Volumen liegenden Totholzes auf den Quadraten in Schönort

An der Verteilung der liegenden Totholzstämme über den Transekt in Abbildung 5.2 wird deutlich, dass es sich um keinen geräumten Windwurf handelt, da sich das Totholz in den Quadraten 22-40 konzentriert. Außerdem kann man das Absterben des Altbestandes verfolgen, da auf den Quadraten 1-10 die Menge an liegenden toten Stämmen immer weiter zunimmt. Die Tatsache, dass die Anzahl an liegendem Totholz zum Teil wieder sinkt oder zumindest nicht stetig zunimmt ist der Vermoderung geschuldet. Diese äußert sich gemäß Abbildung 5.3 deutlich in den Volumina liegender Stämme. (vgl. Detsch et al. (1994), S. 588f)

Die eigentlichen Subjekte der Untersuchung sind aber nicht die liegenden Totholzstäm-

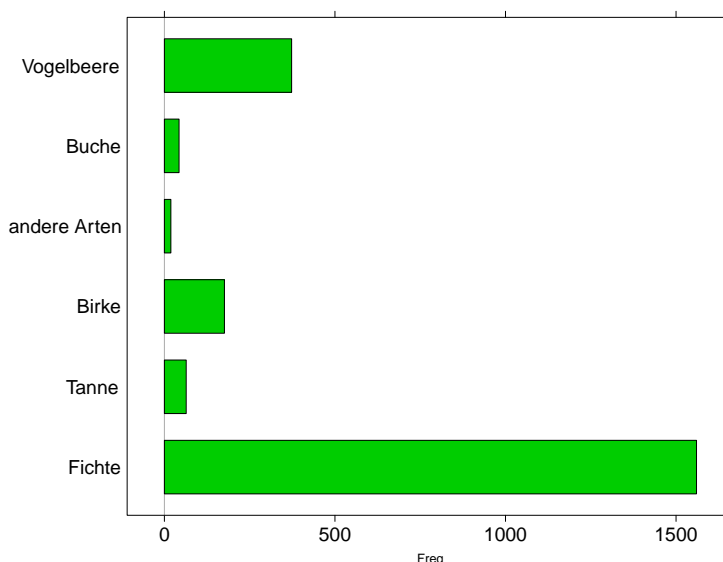


Abbildung 5.4: Verteilung der Arten in Schönort (andere Arten = Weide, Aspe, Holunder)

me, sondern die stehenden Bäume. Sie sind sowohl lebend, als auch tot für uns von Interesse. Ihren Tod wollen wir in Zusammenhang bringen mit dem schädlichen Einfluss von Wildverbiss und ihr Überleben mit dem positiven Einfluss anderer ökologischer Faktoren. Aus diesem Grund werden aus dieser Schätzung, wie auch aus allen folgenden, die Fichten ausgeschlossen. Denn die Fichten sind einerseits die dominierende Baumart (vgl. Abbildung 5.4), werden andererseits aber sehr wenig bis gar nicht verbissen. Bäume, die nicht verbissen werden, sind für eine Verbissstudie wenig interessant. Würde man sie dennoch berücksichtigen, sozusagen als Kontrollgruppe unverbissener Bäume, so würden sie alle Schätzungen zahlenmäßig derart dominieren, dass alle Effekte dahinter verschwinden. Ein anderes Extrem bilden die Weiden, Aspen und Trauben-Holunder. Da sie einerseits in sehr geringer Anzahl vertreten sind, andererseits aber so stark ver-

bissen werden, dass man sie nicht vernachlässigen kann, werden sie zusammengefasst als „andere Arten“ (vgl. Abbildung 5.4) und so im Modell berücksichtigt. Wie Abbildung 5.5 zeigt, kann man ihr geringes Vorkommen durchaus auf ihre hohe Verbissbelastung zurückführen, aufgrund der sie gemäß Abbildung 5.6 wohl auch schon früh sterben.

Betrachtet man den Leit- und Nebetriebverbiss durch Wild in Schönort anhand des

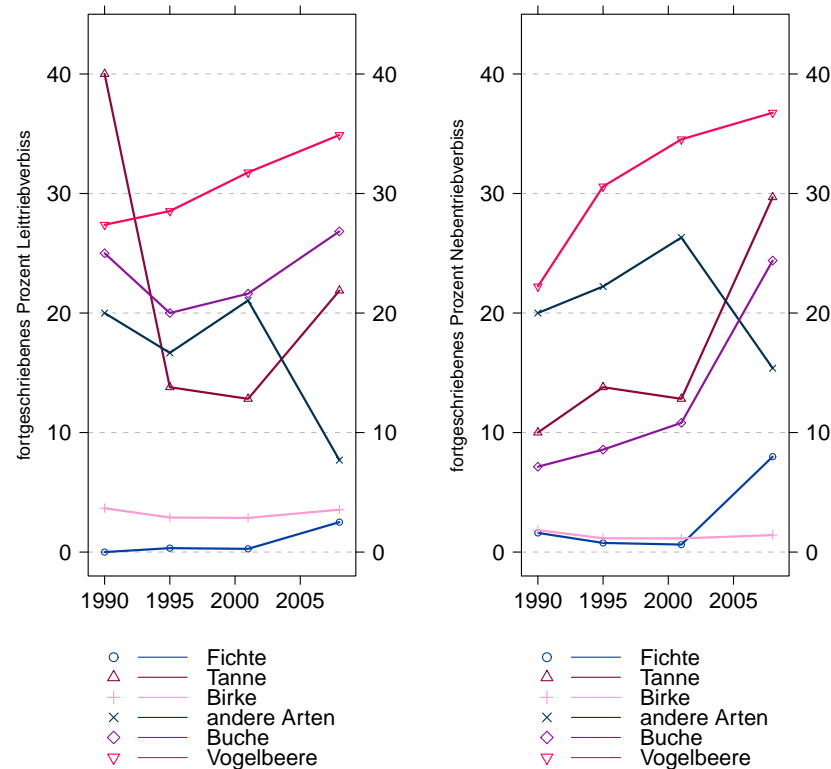


Abbildung 5.5: Verbissprozent in Schönort: Fortgeschriebener Leittriebverbiss (links) und Nebetriebverbiss (rechts) (andere Arten = Weide, Aspe, Holunder)

fortgeschriebenen Verbissprozent, d.h. anhand des Prozentes der fortgeschrieben verbissenen Bäume, in Abbildung 5.5 so kann man den minimalen Verbiss der Fichten im Speziellen, aber auch die Situation der Bäume im Allgemeinen sehr gut beurteilen. Abbildung 5.5 zeigt auch, dass der Nebetriebverbiss ein nicht zu vernachlässigender Faktor ist, da er häufig auftritt. Wildverbiss an jeglichen Trieben von Verjüngungspflanzen führt zu einer Reduktion des Wuchses und letztendlich zum Sterben der Jungpflanzen. Dies wiederum führt zunächst zu einer geringen Höhendifferenzierung und letztendlich zu einer Homogenisierung des Bestandes. Genau diese beiden entscheidenden Folgen von Wildverbiss, nämlich abnehmende Höhen- und Artendiversität, bildet gerade das Verbissprozent sehr gut ab und erlaubt damit eine gute Beurteilung der Situation der

Waldverjüngung. Zudem stellt das Verbissprozent eine geeignete Abschätzung der Ver-  
bisswahrscheinlichkeit dar (die relative Häufigkeit ist ein erwartungstreuer und effizien-  
ter ML-Schätzer des Wahrscheinlichkeitsparameters der Bernoulli-Verteilung). (vgl.  
Knoke et al. (2007), S. 3ff und Knoke et al. (2008), S. 50ff) Das Absinken des fortge-  
schriebenen Verbissprozentes ist übrigens auf das Absterben und Umfallen von Bäumen  
zurückzuführen, da nur stehende Tote noch als verbissen gelten und sie dem liegenden  
Totholz zugeschlagen werden, sobald sie umgefallen sind.

Wollen wir die Höhenentwicklung der Bäume und die sich darin manifestierende Homo-

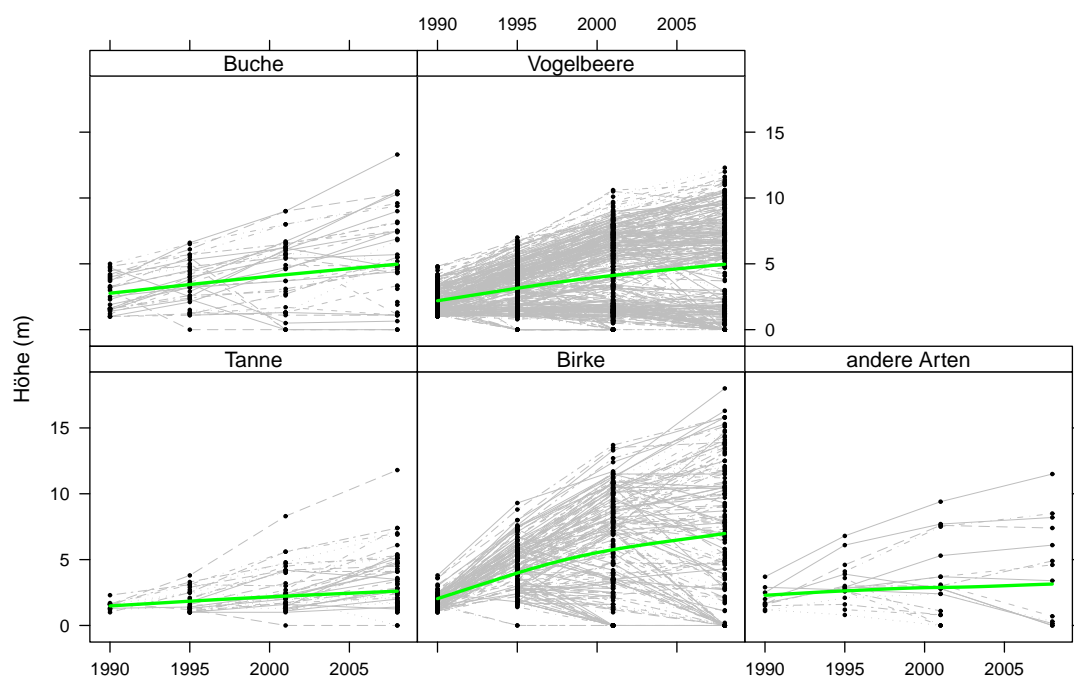


Abbildung 5.6: Höhenentwicklung in Schönort (andere Arten = Weide, Aspe, Holunder)

genisierung der Verjüngung beurteilen, so betrachtet man am besten den Wachstumsver-  
lauf. Dazu verwende ich einen LOESS, wie er im vorangegangenen Kapitel beschrieben  
wird. Abbildung 5.6 zeigt sowohl das individuelle Wachstum (grau), als auch den ge-  
glätteten Verlauf (grün). Dieser beschreibt bei den Birken ein durchaus ansehnliches  
Wachstum, während Vogelbeeren und Buchen schlechter wachsen und die Tannen sowie  
Weiden, Aspen und Trauben-Holunder in ihren Höhen stagnieren. Vergleicht man die-  
sen Befund mit den Verbissprozents, so zeichnet sich durchaus ein Zusammenhang mit  
dem starken Verbiss der Tannen, sowie dem geringen Verbiss der Birken ab. Dennoch  
scheint es so, als würden von allen Arten gleichermaßen Individuen sterben.

Die Zielgröße des Finite Mixture Models ist aber nicht der Höhenverlauf allein. Sie ist eine zusammengesetzte Variable aus der Höhe der Bäume und aus dem Indikator für den Tod eines Baumes. Für diese Zielgröße unterstellen wir schon allein aufgrund ihrer Konstruktion eine Mischverteilung. Es stellt sich jedoch heraus, dass darüber hinaus noch weitere unbeobachtete Heterogenität in der Verteilung steckt. Da wir es mit Meßwiederholungen zu tun haben, stelle ich die Dichten für die einzelnen Jahre und über alle Jahre hinweg dar. Die zu modellierende Finite Mixture Distribution zeigt Abbildung 5.7 mit den Verteilungen zu den einzelnen Jahre auf der rechten und mit der gemischten Modellverteilung auf der linken Seite. Die linke Dichte in Abbildung 5.7 ist gemischt aus den Jahren 1995, 2001 und 2008, weil auch nur diese drei in das Finite Mixture Model eingehen. Die Dichte über alle Jahre ist die eigentliche Verteilung der Zielgröße im Finite Mixture Model. Ihre Heterogenität beruht unter anderem auch auf den unterschiedlichen darin enthaltenen wiederholten Messungen, auch wenn sich die Verteilungen der letzten drei Beobachtungen nicht so stark unterscheiden. Zu beachten ist nämlich, dass das erste Jahr 1990 nicht enthalten ist, da wir aus diesem Jahr die Baseline-Höhe in den Prädiktor ins Modell aufnehmen. Man erkennt deutlich dass sich

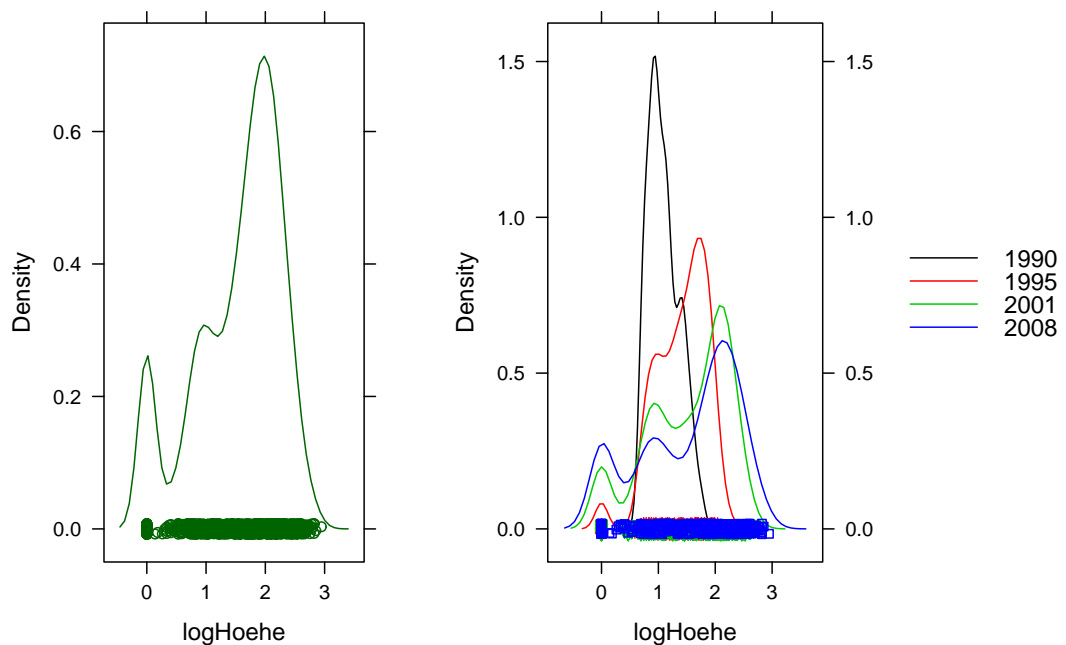


Abbildung 5.7: Verteilung der logarithmierten Höhen in Schönort

die Verteilung über die Jahre hinweg immer weiter nach rechts verschiebt, d.h. dass die Verjüngung immer weiter wächst. Dafür wird die Kurve immer niedriger, d.h. dass im-

mer mehr Bäume auch absterben. Das Absterben wird in der Zunahme des Gipfels um Null deutlich. Im Gegensatz zum Waldort Feistenhäng, der ebenfalls im Bergmischwald liegt, aber dessen Windwurf geräumt wurde, bleibt die Form der Verteilung über die Jahre ähnlich, mit vielen größeren und weniger kleinen Bäumen.

### 5.1.2 Das Finite Mixture Model für Schönort

Das Finite Mixture Model, das für Schönort und alle anderen Waldorte zu schätzen ist, ist das Modell aus dem vorangegangenen Kapitel mit der Baseline-Höhe und dem Tod als feste Effekte. Die Zeit und die beiden Verbissarten dienen als komponentenspezifisch variierende Einflüsse. Im Gegensatz zum geräumten Bergmischwald-Windwurf in Feistenhäng spielt nicht erst die Interaktion der Verbisse eine Rolle, es sind schon einzelne Verbisse für das Überleben ausschlaggebend.

Als erstes schätzt man mittels des EM-Algorithmus die Finite Mixture Distribution der Zielgröße mit ihren Verteilungsparametern, den a posteriori Wahrscheinlichkeiten und den Komponentenzugehörigkeiten. Ich versuche es mit sechs verschiedenen Mischungen aus zwei bis sieben Komponenten. Jede Mischung wird zehn Mal mit unterschiedlicher Initialisierung des Algorithmus geschätzt, um die bestmögliche Likelihood für jede Mischung zu ermitteln unter Berücksichtigung, dass es sich ja um Zufallsstarts handelt, die auch ungünstig sein können. Zur Beurteilung der verschiedenen Mischungen kann man die Informationskriterien AIC, BIC und ICL verwenden, die in Abbildung 5.8 für die Komponentenanzahlen abgetragen sind. Den AIC habe ich im vorangegangenen Kapitel gar nicht erwähnt, da er grundsätzlich am wenigsten geeignet ist und meistens eine maximale Anzahl an Komponenten bevorzugt. Aber auch die Neigung des BIC zum Overfitting wird in Schönort deutlich, da sie erst bei einer Mischung aus sechs Komponenten am kleinsten ist. Die ICL ist das von mir bevorzugte Kriterium, da sie in zweifacher Hinsicht penalisiert und damit die größte Modellökonomie garantiert. Deshalb gehen wir im folgenden von einer Mischung aus vier Komponenten aus. Die Gefahr des Underfitting durch die ICL besteht hier nicht, da Abbildung 5.7 mindestens drei Komponenten nahelegt. Die vierte Komponente basiert wohl auf zeitlichen Verschiebungen oder weitergehender unbeobachteter Heterogenität. Dennoch möchte ich das Ergebnis des BIC hier nicht vollkommen ignorieren und die beiden möglichen Ergebnisse in Tabelle 5.1 einander gegenüberstellen. Dabei erkennt man schnell, dass sich in der Sechs-Komponenten-Lösung gemäß BIC zwei Komponenten mit einem schlechten  $\frac{nGröße}{n_{aposteriori>0}}$ -Verhältnis befinden, d.h. dass sich diese beiden sehr stark mit anderen überschneiden. In der Vier-Komponenten-Lösung gibt es keine sich so stark überschneidende Komponenten. Abbildung 5.8 und Tabelle 5.1 sprechen für eine Mischung des Modells

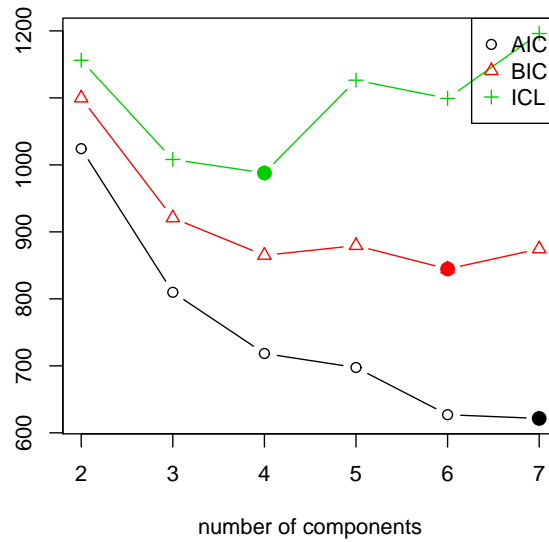


Abbildung 5.8: Informationskriterien des Finite Mixture Models für Schönort

	a priori	Größe	a posteriori > 0	Verhältnis
<b>Finite Mixture ICL</b>				
Komponente 1	0,172	301	780	0,386
Komponente 2	0,160	284	760	0,374
Komponente 3	0,529	707	1366	0,518
Komponente 4	0,139	248	551	0,450
logLik -326,2214 (df=33)				
<b>Finite Mixture BIC</b>				
Komponente 1	0,1398	252	761	0,331
Komponente 2	0,1825	327	728	0,449
Komponente 3	0,2608	329	768	0,428
Komponente 4	0,0946	132	978	0,135
Komponente 5	0,1962	278	1220	0,228
Komponente 6	0,1262	222	544	0,408
logLik -264,5214 (df=49)				

Tabelle 5.1: Komponentenstatistiken für Modelle mit 4 und 6 Komponenten

aus insgesamt vier Komponenten.

Die gute Zuordnung der Individuen zu den vier Komponenten zeigt sich auch im Rootogram (Abbildung 5.9). Optimal ist die Zuordnung, wenn man ausschließlich eindeutige



Mitglieder (a posteriori Wahrscheinlichkeit von 1) und eindeutige Nicht-Mitglieder (a posteriori Wahrscheinlichkeit von 0) hat. Die Zuordnungen zu Komponenten 2 und 3

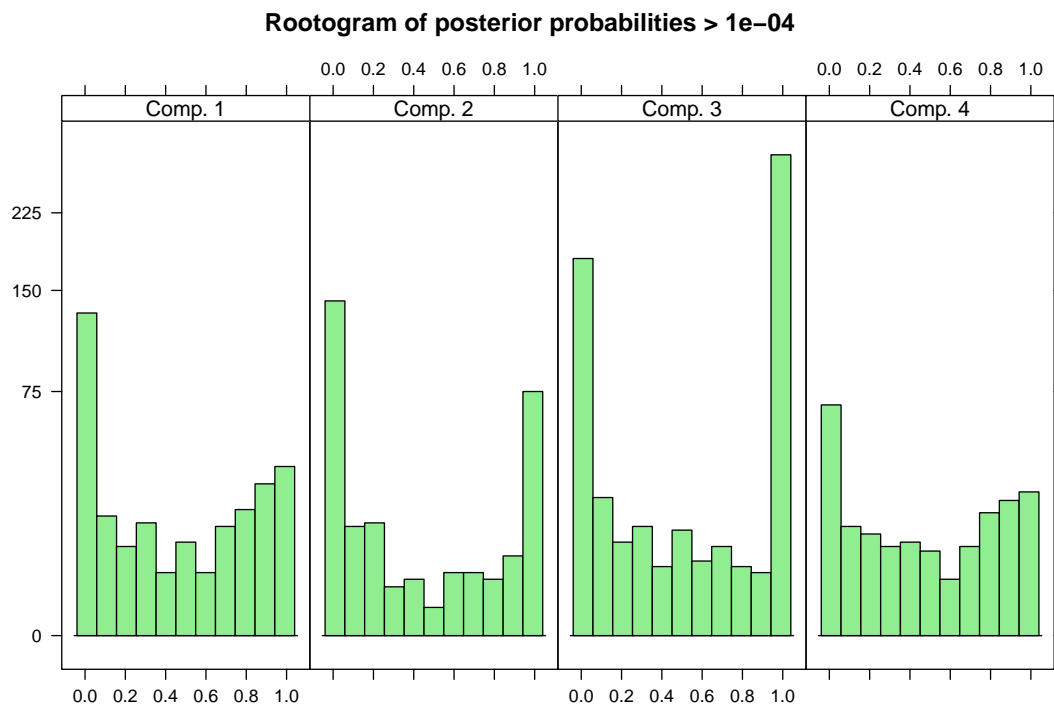


Abbildung 5.9: Rootogram der Komponentenzugehörigkeiten des Finite Mixture Models für Schönort

sind dahingehend fast optimal und weitgehend überschneidungsfrei. Die Komponentenzugehörigkeit zu Komponente 1 ist immer noch sehr gut, auch wenn die Nicht-Mitgliedschaft besser differenzierbar ist als die Mitgliedschaft. Ähnlich ist es für Komponente 4, auch wenn hier Abbildung 5.9 fast schon eine Gleichverteilung ausweist. Zu beachten bei der Interpretation des Rootograms ist außerdem, dass es sich hierbei um Histogramme mit der Quadratwurzel der absoluten Anzahl handelt, so dass Abstände oft kleiner wirken. Insgesamt erhält man eine gute Separierung der Komponenten anhand der a posteriori Wahrscheinlichkeiten aus dem EM-Algorithmus.

Nachdem man die Struktur der Finite Mixture Distribution ausgewählt hat, kann man die festen und variierenden Parameter des Finite Mixture Models schätzen. Die festen Parameter sind für alle Individuen gleich, die variierenden sind nur innerhalb einer Komponente gleich. Durch eine geeignete Aufstellung der Design-Matrix lassen sie sich gemeinsam mittels des Newton-Raphson-Algorithmus schätzen.

Will man die Parameterschätzer  $\hat{\beta}_k$  für die Kovariablen  $x_i$  gemäß Tabelle 5.2 interpre-

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>feste Effekte</b>				
Tod	-1,3430	0,0386	-34,8187	<2e-16
Baseline	0,4005	0,0300	13,3461	<2e-16
<b>Komponente 1</b>				
Intercept	1,1600	0,0391	29,6855	<2e-16
Jahr 2001	0,3432	0,0210	16,3089	<2e-16
Jahr 2008	0,4267	0,0226	18,8958	<2e-16
LTV	0,0472	0,0527	0,8965	0,3700
NTV	-0,7471	0,0669	-11,1719	<2e-16
LTV*NTV	0,9487	0,0966	9,8178	<2e-16
<b>Komponente 2</b>				
Intercept	1,4888	0,0391	38,1037	<2e-16
Jahr 2001	0,4201	0,0274	15,3282	<2e-16
Jahr 2008	0,5858	0,0283	20,7183	<2e-16
LTV	-0,0728	0,0517	-1,4081	0,1591
NTV	-0,8550	0,1207	-7,0842	1,399e-12
LTV*NTV	0,3712	0,1332	2,7871	0,0053
<b>Komponente 3</b>				
Intercept	1,0620	0,0428	24,8098	<2e-16
Jahr 2001	-0,0584	0,0324	-1,8041	0,0712
Jahr 2008	-0,0542	0,0357	-1,5161	0,1295
LTV	-0,2034	0,0735	-2,7695	0,0056
NTV	-0,3498	0,0713	-4,9064	9,277e-07
LTV*NTV	0,1441	0,1043	1,3820	0,1670
<b>Komponente 4</b>				
Intercept	1,2990	0,0391	33,2394	<2,2e-16
Jahr 2001	0,3774	0,0150,0153	24,6730	<2,2e-16
Jahr 2008	0,4978	0,0181	27,4925	<2,2e-16
LTV	-0,914	0,0492	-18,5698	<2,2e-16
NTV	-0,2413	0,0386	-6,2549	<2,2e-16
LTV*NTV	-0,1594	0,0681	-2,3394	0,0193

Tabelle 5.2: Parameter des Finite Mixture Models für Schönort (LTV=Leittriebverbiss, NTV=Nebetriebverbiss)

tieren, so muss man die Form geschätzten Linearen Modelle genau beachten. Denn sie lauten

$$E(\log(y_i + 1)) = X_i \hat{\beta}_k \quad (5.1)$$

mit  $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{iT})$  = Höhe des  $i$ -ten Baumes zu den Zeitpunkten  $t$ . Ohne eine komplizierte Umrechnung der Schätzwerte kann man sie nicht direkt auf die Höhe beziehen und sollte sich in ihrer Interpretation auf das Vorzeichen und ihre Größenordnung beschränken. Denn es gilt  $E(\log(y + 1)) \neq \log(E(y + 1))$ , was die Retransformation erschwert. Deshalb erscheint mir Abbildung 5.10 eine besonders gute Darstellung, da sie nicht dazu verleitet die Zahlenwerte an sich zu interpretieren. In dieser Abbildung ist auch die Inferenz enthalten, denn sie gibt auch die 95%-Konfidenzintervalle für die Schätzwerte an. Im Fall der Regressionskoeffizienten ist gemäß dem Zusammenhang zwischen Schätzen und Testen eine Schätzung signifikant, wenn ihr Konfidenzintervall nicht die Null einschließt. Das Signifikanzniveau entspricht dem Konfidenzniveau, folglich beträgt es hier 95%.

Die beiden festen Effekte des Todes und der Baseline-Höhe sind laut Tabelle 5.2 und Abbildung 5.10 signifikant von Null verschieden. Für den Effekt des Todes bilden die lebenden Bäume die Referenzkategorie, d.h. im Vergleich zu den lebenden haben die abgestorbenen Bäume im Mittel eine deutlich geringere Höhe. Diese Variable ist eigentlich mehr eine Kontrollvariable der Modellierung als eine inhaltlich zu interpretierende Einflußgröße. Das Vorzeichen und die Größe des Höhenunterschieds entsprechen der Modellierung, so dass das Modell diesbezüglich richtig funktioniert. Inhaltlich interpretierbar ist die Bedeutung der Baseline-Höhe. Mit steigender Ausgangshöhe steigt auch die zu erwartende Höhe, so dass von Anfang an größere Bäume im Mittel auch größere Höhen erreichen. Dies bedeutet nicht nur, dass sie wohl resistenter sind und besser wachsen, sondern auch, in Anbetracht der Konstruktion der Zielvariablen mit einer Höhe von Null für alle toten Bäume, dass weniger Bäume mit größerer Ausgangshöhe während des Beobachtungszeitraums absterben.

Die komponentenspezifischen variierenden Effekte in Tabelle 5.2 und Abbildung 5.10 sind ein Intercept, die Zeit und der Verbiss. Der variierende Intercept gibt einen mittleren Wert für die Komponente gegeben die anderen Einflüsse wieder. In Schönort sind alle diese komponentenspezifischen Konstanten signifikant und unterscheiden sich untereinander nicht sehr stark. Die Komponenten lassen sich zunächst nicht anhand ihrer Konstanten charakterisieren und sind von der Ausgangshöhe ihrer Mitglieder ziemlich ähnlich. Diesen Eindruck vermittelt auch Darstellung 5.11. Die beiden Parameter für die Jahre 2001 und 2008 beziehen sich auf die Referenz 1995. Sie geben den Unterschied

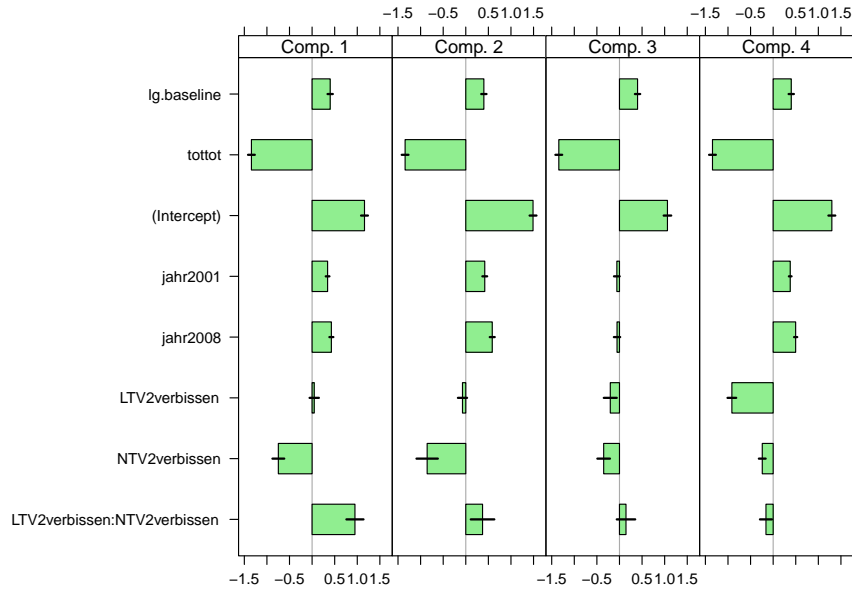


Abbildung 5.10: Parameter des Finite Mixture Models für Schönort

in der Höhe zu den gegebenen Jahren im Vergleich zur Referenz an und spiegeln das Wachstum der Bäume in der jeweiligen Kategorie wider. Die Parameter der Verbisse beziehen sich auf im Laufe des Beobachtungszeitraums 1990-2008 verbissene Pflanzen. Ihre Referenz sind die während der gesamten Zeit unverbissen gebliebenen Bäume, d.h. der Parameter ist der Unterschied zwischen verbissenen und unverbissenen Mitgliedern der jeweiligen Kategorie. Der Interaktionseffekt bezieht sich auf sowohl am Leittrieb, als auch am Nebentrieb verbissene Pflanzen. Seine Referenz sind damit alle unverbissenen und alle nur an einem der Triebe verbissenen Bäume der gegebenen Komponente. Die Komponenten kann man anhand ihrer spezifischen Parameterschätzer  $\beta_{2,k|t}$  inhaltlich interpretieren.

**Komponente 1** beinhaltet abgesehen von der stark verbissanfälligen Komponente 3 die am schwächsten wachsenden Bäume. Dies ist umso erstaunlicher, als die Mitglieder dieser Komponente vom Leittriebverbiss nicht signifikant beeinflusst werden, lediglich vom Nebentriebverbiss negativ betroffen sind, aber beim gleichzeitigen Auftreten der Verbisse sogar einen Wachstumsschub erhalten. Dieser Schub ist dann sogar größer, als es der Verlust durch Nebentriebverbiss allein wäre. Vielleicht könnte man soweit gehen, dass diese Bäume den Verbiss und die mit ihm einhergehende Schädigung als Wachstumsanreiz benötigen.

**Komponente 2** beinhaltet die Bäume, die ebenfalls einen signifikanten positiven In-

teraktionseffekt der beiden Verbissarten aufweisen, d.h. die sich ebenfalls durch den Verbiss noch zu größerer Höhe aufschwingen. Betrachtet man die Haupteffekte des Verbisses, so wären auch diese Bäume lediglich vom Nebetriebverbiss signifikant geschädigt. Der Unterschied dieser Bäume zu Komponente 1 besteht allerdings darin, dass diese Bäume auch ohne die Stimulation durch den Verbiss schon sehr stark wachsen würden und damit die kräftigste Gruppe darstellen. Sie haben auch den höchsten Intercept.

**Komponente 3** ist das genaue Gegenteil zur verbissresistenten und stark wachsenden zweiten Komponente. Sowohl der Leittrieb-, als auch der Nebetriebverbiss haben einen signifikanten negativen Einfluss auf die Höhe der Mitglieder dieser Komponente. Die Interaktion ist nicht signifikant, was bei der starken Verbissanfälligkeit aber keine Rolle mehr spielt. Diese Komponente beinhaltet auch Bäume, die im Mittel nicht mehr wachsen, sondern absterben, bzw. ist ihr insignifikanter mittlerer Zuwachs bis 2008 wohl auf ein Absterben schon im Jahr 2001 (signifikanter Höhenverlust) zurückzuführen.

**Komponente 4** beinhaltet ebenfalls stark vom Verbiss geschädigte Bäume. Vor allem der Leittriebverbiss richtet großen Schaden bei den Mitgliedern dieser Komponente an. Hier ist auch das gleichzeitige Auftreten beider Verbissarten signifikant und negativ. Ganz im Gegensatz zur am Verbiss eingehenden Komponente 3 können die Bäume in der vierten Komponente aber trotz der negativen Haupteffekte und des negativen Interaktionseffektes von Leit- und Nebetriebverbiss noch deutlich an Höhe zulegen. Sie weisen sogar das zweitstärkste Wachstum von allen Komponenten auf und den zweithöchsten Intercept.

Zusammenfassend gilt für den naturbelassenen Windwurf und die ihn umgebenden Wuchsgebiete des Bergmischwaldes in Schönort, dass sich seine Baumpopulation bezüglich der Verbisswirkung in vier Komponenten aufteilt, nämlich in zwei Komponenten, die vom Verbiss nicht beeinträchtigt werden und statt dessen eine Stimulation erhalten und von denen verbissbedingt kein Absterben zu erwarten ist, und in zwei Komponenten, die durch Verbiss tatsächlich geschädigt und in ihrer Entwicklung beeinträchtigt werden. Allerdings ist bei diesen beiden Komponenten eine stärkere und eine schwächere zu unterscheiden: Die einen wachsen trotz des Verbisses immer noch weiter und trotzen ihrem Tod. Die anderen stagnieren in ihrem Wachstum und sterben langfristig ab. Diese letzte Komponente beinhaltet nämlich einen großen Teil der im Laufe der Beobachtungen gestorbenen Pflanzen. Insgesamt kann man folgende Rangordnung der

Verbissresistenz aufstellen (von der stärksten zu schwächsten Gruppe):

$$2 > 1 > 4 > 3$$

### 5.1.3 Die Komponenten der Finite Mixture von Schönort

Diese Einschätzung lässt sich mit einer Darstellung des Verlaufs der Höhenentwicklung in den einzelnen Komponenten untermauern. Abbildung 5.11 stellt hier wieder die individuellen Verläufe (in grau) und eine geglättete Funktion des Verlaufs (in grün) dar. Die geglättete Funktion ist ein LOESS, wie er im Kapitel zur Modellierung beschrieben und bereits in Abbildung 5.6 verwendet wird. Man erkennt den Höhenverlust der Mitglieder von Komponente 3, die mittel- und langfristig absterben. Komponente 1 stagniert in ihrem Wachstum über die Zeit hinweg. Wie die Parameterschätzer ja zeigen ist das Wachstum dieser Komponente sehr begrenzt. Der verstärkte Wuchs durch eine Art verbissbedingte Beschneidung wirkt nicht dauerhaft. Dagegen wachsen Komponente 2 und 4 sehr gut.

Man kann auch einen Scatterplot der individuellen Höhen getrennt nach ihren Kom-

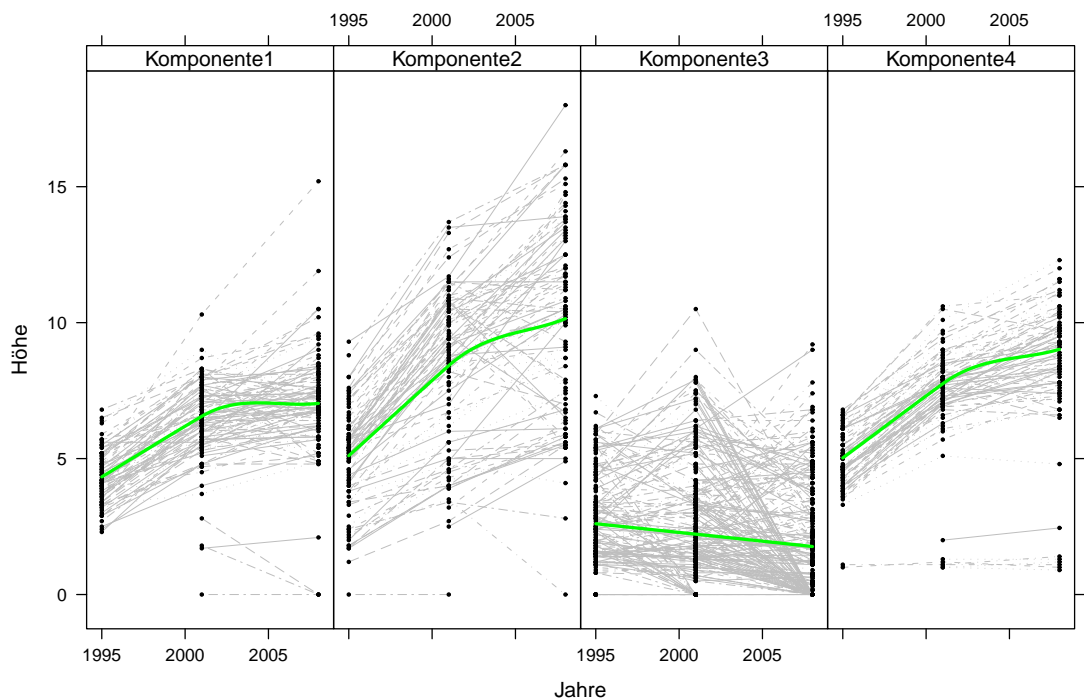


Abbildung 5.11: Höhenentwicklung in Schönort

ponenten betrachten. Abbildung 5.12 zeigt die Streuung der Höhen in den einzelnen Komponenten über die Jahre hinweg. Die Aufteilung in die unterschiedlichen Jahre

ermöglicht zusätzlich, das Wachstum der Bäume in den einzelnen Komponenten zu verfolgen. Dabei heben sich auf der einen Seite die kleinen, fast gar nicht wachsenden und in großer Zahl sterbenden Bäume der Komponente 3 und auf der anderen Seite die kräftigen und stark wachsenden Bäume der Komponente 2 ab.

Nachdem ich nun ausführlich die Komponenten bezüglich Überleben und Wachstum

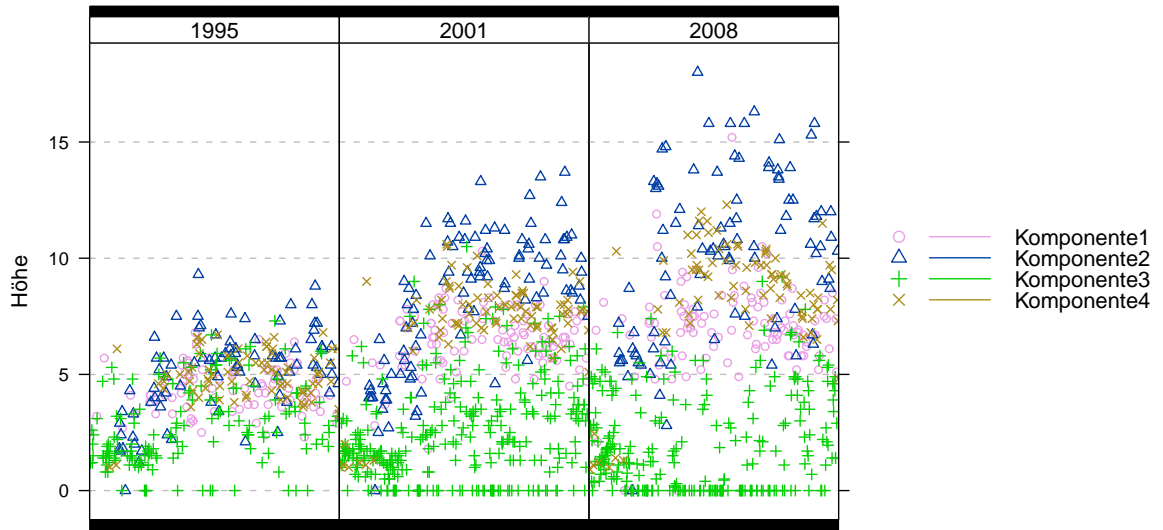


Abbildung 5.12: Höhenentwicklung in Schönort

beschrieben habe, will ich nun zu den ökologischen Einflüssen übergehen, welche unter Umständen die Eigenschaften der einzelnen Komponenten und ihre Zusammensetzung erklären können. Das allgemeine Modell und die Modellierung für den Bayerischen Wald habe ich bereits detailliert im vorangegangenen Kapitel diskutiert. Es handelt sich um ein Generalized Linear Mixed Model mit der Komponentenzugehörigkeit als Zielgröße und der Art, dem Wuchsgebiet, dem Totholz und den Wurzeltellern als Einflußgrößen. Die Art und das Gebiet wurden Effekt-codiert. Die Parameter der festen Effekte werden mithilfe der Gauß-Hermite-Quadratur an 50 Entwicklungspunkten geschätzt. Zur Erinnerung: Die Parameterschätzer sind hier anders zu interpretieren als im vorangegangenen Modell, denn es handelt es sich um den Logit-Link. Will man anhand der beiden Tabellen die Odds  $\frac{p_{ik}}{1-p_{ik}}$  für die Mitgliedschaft des  $i$ -ten Baumes in der  $k$ -ten Komponente beurteilen, so gilt die Umrechnung 4.22.

$$\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \exp \{X_i \beta + b_i\} = \exp \{\beta_0\} \cdot \exp \{\beta_1 x_{1i}\} \cdot \dots \cdot \exp \{\beta_{p+1} x_{pi}\} \cdot \exp \{b_i\}$$

Zusätzlich gehen wir von einem subjektspezifisch variierenden Intercept aus, dessen kleine Varianz noch ausreichend von Null verschieden ist. Dieser wird mithilfe des empirischen Bayes-Verfahrens der Posterior Mean Estimation prädictiert. Aufgrund des Skalenniveaus der Zielvariablen und ihrer Verteilung ist der eigentliche Response im Modell die Odds, d.h. die Chance für die Komponentenzugehörigkeit. Für jede Komponente wird ein getrenntes Modell geschätzt, wobei die Variablen im linearen Prädiktor variieren, je nachdem welcher Totholz- und welcher Wurzelteller-Aspekt signifikant ist. Die Streuungsunterschiede in der Höhe und die stark einseitige Besetzung der Komponente 3 durch absterbende und abgestorbene Bäume lassen sich grundsätzlich in Verbindung bringen mit den unterschiedlichen Arten (approximativer  $\chi^2$ -Test,  $\chi^2 = 351,3112$  mit 12 Freiheitsgraden und  $p < 2,2e-16$ ) und mit der räumlichen Verteilung der Komponenten (approximativer  $\chi^2$ -Test auf Unabhängigkeit zwischen Komponenten und Wuchsgebieten mit  $\chi^2 = 193,339$  bei 9 Freiheitsgraden mit  $p < 2,2e-16$  und approximativer  $\chi^2$ -Test auf Unabhängigkeit zwischen Komponenten und Abschnitten,  $\chi^2 = 120,8536$  bei 3 Freiheitsgraden mit  $p < 2,2e-16$ ) und über die entsprechende Verteilung des Totholzes (approximativer  $\chi^2$ -Test mit  $\chi^2 = 676,9822$  bei 21 Freiheitsgraden und  $p < 2,2e-16$ ).

Mittels des Generalized Linear Mixed Models lassen sich signifikante Effekte aber nur für zwei Komponenten nachweisen. Tabellen 5.3 und 5.4 zeigen die Ergebnisse der Modelle für Komponente 1 und 3. Die Zusammensetzungen von Komponente 1 und Komponente 3 werden von den ökologischen Faktoren signifikant beeinflusst. Diese beiden Komponenten haben ein schwaches Wachstum ihrer Mitglieder gemeinsam, unterscheiden sich aber in ihrer Verbissresistenz. Die anderen beiden Komponenten 2 und 4 haben dagegen ein starkes Wachstum gemeinsam und unterscheiden sich ebenfalls hinsichtlich der Verbisswirkung auf ihre Mitglieder, sind aber weniger determiniert von irgendwelchen Einflüssen. Dennoch kann man sagen, dass diejenigen Individuen, die unter einer bestimmten Umweltkonstellation in signifikanter Weise geringer in den schwach wachsenden Komponenten vertreten sind, wohl eher zu den stark wachsenden gehören.

Die beiden Komponenten von Tabelle 5.3 und 5.4 unterscheiden sich hinsichtlich der Verbissanfälligkeit ihrer Mitglieder dahingehend, dass Komponente 1 verbissresistente Individuen beinhaltet und Komponente 3 nicht. Entsprechend entgegengesetzt wirken sich die Faktoren auf die Komponentenzugehörigkeit aus, die in beiden Fällen signifikant sind. Die Chance zur verbissresistenten Komponente 1 zu gehören steigt bzw. das Risiko der Zugehörigkeit zu Komponente 3 und damit der Verbissanfälligkeit sinkt mit dem Vorhandensein von Wurzeltellern und mit dem Verbleib auf dem Gebiet, auf dem der Borkenkäfer bekämpft wurde. Anscheinend bieten Wurzelteller einen guten Nährboden



	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>fixe Effekte</b>				
Intercept	-2.7210	0,2440	-11.153	<2e-16
Tanne	0,5127	0,3496	1.466	0.1425
Birke	-2.096	0,2998	-6.993	2.70e-12
andere Arten	-0,5135	0,4770	-1.077	0.2816
Buche	1.275	0,3146	4.053	5.06e-05
Altholz	-0,9719	0,3899	-2.493	0.0127
Totholz	-0,7552	0,2545	-2.967	0.0030
Käferkampf	0,7282	0,2433	2.993	0.0028
Totholzvol.	-0,0001	0,00007	-1.841	0.0656
Wurzelteller	0,1318	0,0666	1.978	0.0480
<b>zufälliger Effekt</b>				
Intercept	1.04110			

Tabelle 5.3: Parameter des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 1 in Schönort (andere Arten = Aspe, Weide, Holunder)

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>fixe Effekte</b>				
Intercept	1.083	0,1816	5.966	2.43e-09
Tanne	0,4014	0,2909	1.380	0.1676
Birke	0,1249	0,1778	0.702	0.4824
andere Arten	0,8281	0,3663	2.261	0.0238
Buche	-0,7787	0,2714	-2.869	0.0041
Altholz	1,1820	0,2816	4,198	2.69e-05
Totholz	0,4313	0,1713	2.518	0.0118
Käferkampf	-0,7068	0,1876	-3.767	0.0002
Totholzvol.	-3.217e-05	4.591e-05	-0.701	0.4835
Wurzelteller	-0,1341	0,0529	-2.530	0.0114
<b>zufälliger Effekt</b>				
Intercept	1.0411			

Tabelle 5.4: Parameter des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 3 in Schönort (andere Arten = Aspe, Weide, Holunder)

und damit eine gute Starthilfe für Jungpflanzen, sofern sie nicht zurückgeklappt oder ganz weggeräumt werden.

Die Bekämpfung des Borkenkäfers hat die verbliebene Verjüngung kaum geschädigt und sie eher gestärkt. Der Parameter für den Standort Windwurf errechnet sich entsprechend der Effekt-Codierung aus den Parametern der übrigen Wuchsgebiete, d.h. es ist  $\hat{\beta}_{K1, \text{Windwurf}} = 0,9719 + 0,7552 - 0,7282 = 0,9989$  und für Komponente 3 ist  $\hat{\beta}_{K3, \text{Windwurf}} = -1,182 - 0,4313 + 0,7068 = -0,9065$ . Die Chance zur stärkeren und verbissresistenteren Komponente 1 zu gehören steigt auf dem Windwurf. Umgekehrt besteht auf dem Windwurf für Jungpflanzen ein geringeres Risiko verbissanfällig (Komponente 3) zu werden. Der belassene Windwurf ist folglich eine gute Wuchsumgebung für die Verjüngung. Abbildungen 5.13 und 5.14 bestätigen diese Ergebnisse noch einmal und veranschaulichen auch die Verteilung aller vier Komponenten auf die Wuchsgebiete.

Es befinden sich vor allem Vertreter der Komponenten 1 und 4 auf dem Windwurf.

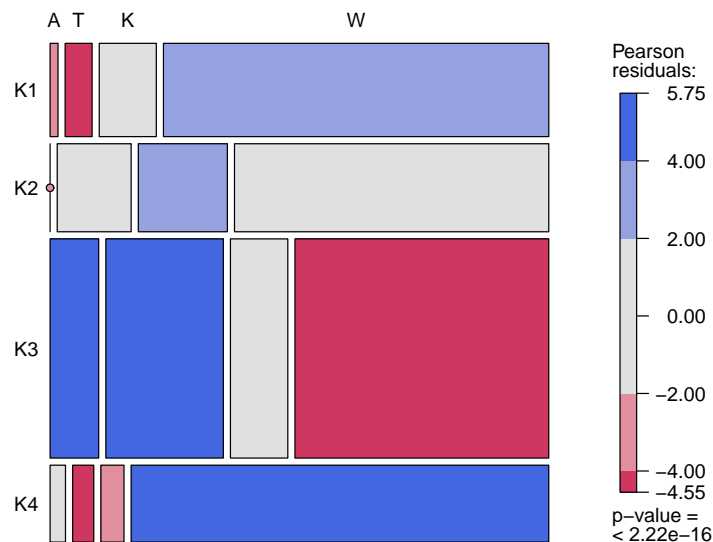


Abbildung 5.13: Mosaikplot für Komponenten und Wuchsgebiete (A=Altholz, T=Totholz, K=Käferkampfgebiet und W=Windwurf) in Schönort

Damit ist die Population des Windwurfs auf der einen Seite kaum verbissempfindlich, aber dennoch nur schwach wachsend und auf der anderen Seite durchaus verbissbeeinträchtigt, aber trotzdem noch stark wachsend. Der geringe Anspruch auf den Verbiss einerseits und das Überleben trotz Verbiss andererseits kann man unter Umständen auch auf die ökologische Situation auf dem Windwurf zurückführen. Der Windwurf in

der Abteilung Schönort wurde ja nicht geräumt und so „[...] türmen sich die entwurzelten und zerborstenen Stämme bis zu 4m hoch über dem Boden auf und bilden ein schier undurchdringliches Wirr-Warr.“ (Jehl (1995), S. 123) Der Windwurf ist also kein schlechtes Wuchsgebiet, da hier wenig verbissen wird und kaum Bäume absterben. Nach Abbildung 5.13 befinden sich die toten Bäume der Komponente 3 vor allem im Bereich des Altholzes und des späteren Totholzes. Im Totholzsaum hält sich das Reh- und Rotwild sehr gerne auf und verbeißt und schält zahlreiche Vogelbeeren und andere Bäume (vgl. Jehl (1995), S. 138ff). Diesselbe Tendenz, dass sich eine unerwartet große Anzahl an Mitgliedern der Komponenten 1 und 4 auf dem Windwurf wiederfindet und sich eine unerwartet geringe Anzahl der Mitglieder von Komponente 3 in den übrigen Gebieten, zeigt auch die räumliche Verteilung der Komponenten auf die Abschnitte gemäß Abbildung 5.14. Der Transekt knickt nach den ersten 22 Quadraten ab (Abschnitt A) und die Quadrat nach dem Knick (Abschnitt B) liegen alle auf dem Windwurf.

Auch die Art spielt in Schönort eine entscheidende Rolle für die Zugehörigkeit zu ei-

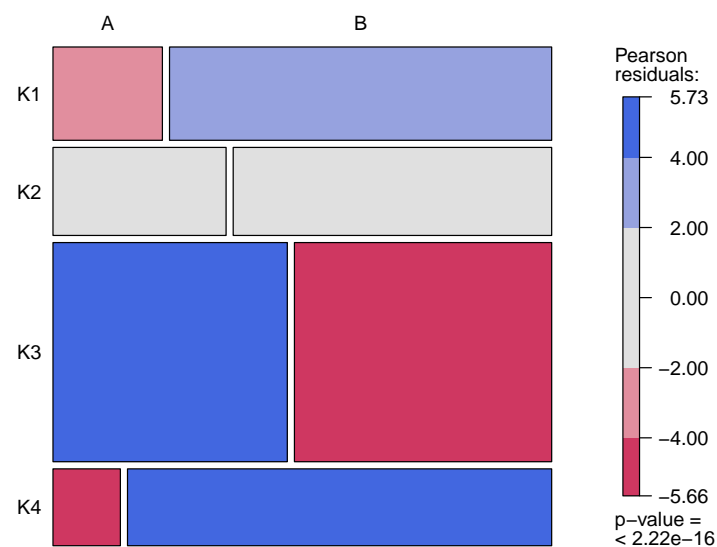


Abbildung 5.14: Mosaikplot für Komponenten und Abschnitte in Schönort

ner verbissanfälligen oder einer verbissresistenten Komponente. Für eine Buche ist die Chance deutlich höher in die resistente Komponente zu fallen, als in die anfällige. Das geringere Risiko der Birken zu einem Mitglied von Komponente 1 zu werden ist wohl eher auf das geringe Wachstum in dieser Komponente zurückzuführen, als auf den Ver-

biss, da sich die Birke nicht in entsprechender Weise bezüglich Komponente 3 verhält. Dasselbe gilt für die anderen Arten der Weiden, Aspen und Holunder. Während die letztgenannten Arten also eher schlecht wachsen, da der Verbiss ihnen mehr ausmacht, sind die Birken sowohl stark wachsend, also auch verbissresistent. Auch dieses Ergebnis lässt sich sehr anschaulich in Abbildung 5.15 darstellen.

Die schwache und vom Verbiss stark geschädigte Komponente 3 besteht in großer und

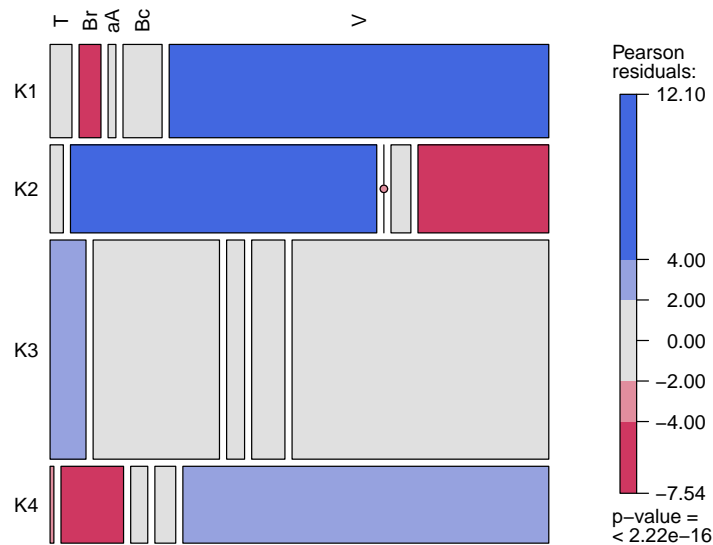


Abbildung 5.15: Mosaikplot für Komponenten und Arten (T=Tanne, Br=Birke, aA=andere Arten (Weide, Aspe, Holunder), Bc=Buche und V=Vogelbeere) in Schönort

über die Unabhängigkeit hinaus gehender Anzahl aus Tannen. Dies ist nicht verwunderlich, da diese an sich keine starke und resistente Art sind, die zudem für das Wild sehr attraktive Triebe hat. Die Anfälligkeit und infolgedessen das Sterben der Tannen stellt ein großes Problem für die Wiederbewaldung des Windwurfs mit einem Dornfarn-Tannen-Buchen-Wald und für die Verjüngung des ursprünglichen Fichten-Tannen-Waldes in Schönort dar. Dies kann aber nicht im Sinne von Diversität in Mischwäldern sein (vgl. Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten (2006), S. 10ff). Hier zeigt sich bezüglich der Tannen „[...]“, daß die Entmischung von Gehölzverjüngungen primär durch den Einfluß des Wildes bedingt wird.“ (Luthhardt and Beyer (1998), S. 892) Die schwächliche Komponente 1, die durch den Verbiss zwar geschädigt wird, aber dennoch weiterwächst besteht vor allem aus Vogelbeeren. Die Odds für eine Vogelbeere, in diese

Komponente zu fallen, ist auch gemäß obigen Generalized Linear Mixed Model höher als für andere Komponenten ( $\hat{\beta}_{K1,Vogelbeere} = -0,5127 + 2,096 + 0,5135 - 1,275 = 0,8218$ ). Dieser Art scheint ihr Verbiss weniger auszumachen. Dementsprechend bevölkern Vogelbeeren auch in unerwartet großer Anzahl die Komponente 4 der verbissenen, verbissgeschädigten, aber dennoch überlebenden Bäume. Die dennoch manifeste Beeinträchtigung der Vogelbeeren durch den Wildverbiss äußert sich in ihrer starken Unterrepräsentation in Komponente 2. Umso stärker sind wohl die Birken, da sie in ebendieser starken und verbissresistente Komponente 2 überrepräsentiert und in den schwachen Komponenten 1 und 4 unterrepräsentiert sind. In dem Durcheinander umgeworfener Stämme, stehender Wurzelteller und verkeilter Äste auf dem belassenen Windwurf entwickeln sich sowohl die Schlagflurart der Birke, als auch eine neue Waldgeneration aus Vogelbeeren und Buchen. Die Schwäche der Vogelbeere kann aber durchaus auch auf eine Konkurrenz durch den schnell wachsenden Pionier Birke zurückzuführen sein (vgl. Lässig (2000), S. 57 und Jehl (1995), S. 136ff). Im Allgemeinen bestätigen die Abbildungen 5.13 und 5.16 die Annahme nicht, man könnte mit dem Belassen der Windwürfe auf jeden Fall örtlich erprobter Baumpopulationen erhalten. Im Speziellen kann man die Beobachtung nicht untermauern, dass Vogelbeeren einen schützenden Schirm über der Windwurffläche ausbreiten und günstige Wuchsbedingungen für die empfindlicheren Fichten, Buchen und Tannen schaffen (vgl. Müller et al. (2003), S. 12ff und Jehl (1995), S. 140f)

Die Birke ist, ganz im Gegensatz zur Vogelbeere, insbesondere auf dem Windwurf zu finden. Das besondere Vorkommen der Birke sowohl in der starken Komponente 2, als auch auf dem Windwurf ist allerdings artspezifisch. Die anderen Mitglieder dieser Komponente zeigen keine besondere Neigung zum Windwurf, sondern eher zu dem Bereich, in dem die Borkenkäfer bekämpft wurden. Hier wurde ja auch nichts mehr geräumt, sondern alle zur Borkenkäferbekämpfung gefällten und geschälten Stämme liegengelassen. Diese bilden durchaus einen natürlichen Schutz, da sie das Gebiet unwegsam machen und eher Deckung für Jäger wie den Luchs als für Rehe und Hirsche bilden, deren Flucht zusätzlich behindert wird (vgl. Held and Pöhlmann (2005), S. 29 und Jehl (1995), S. 138ff). Dementsprechend sinkt für Bäume, die auf Quadraten mit größeren Totholzvolumina stehen, das Risiko signifikant in Komponente 1 zu fallen (vgl. Tabelle 5.3). Denselben Effekt haben auch die aufragenden Wurzelteller auf dem belassenen Windwurf. Die Abbildungen 5.17 und 5.18 zeigen das Vorkommen von Wurzeltellern und ihre Größe. Wie zu erwarten häufen sie sich auf dem Windwurf, was dazu beiträgt, dass er so ein gutes Wuchsgebiet für starke und verbissresistente Jungpflanzen ist. Mit ihrer Anzahl auf einem Quadrat sinkt nämlich das Risiko für die Bäume auf diesem Quadrat

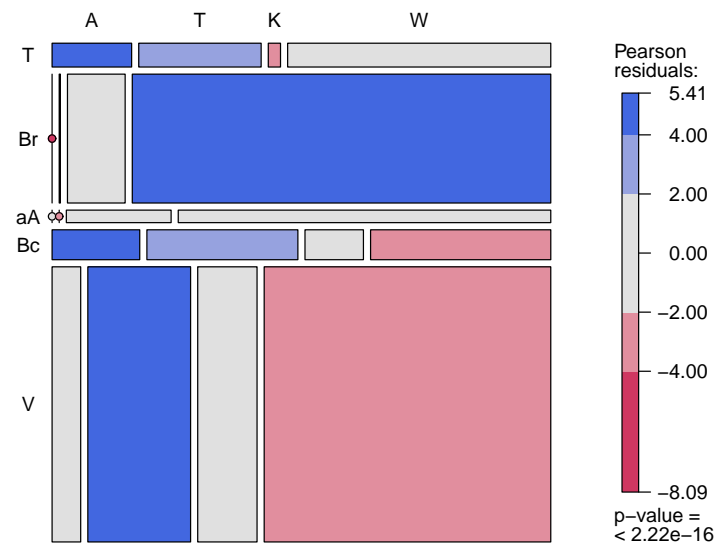


Abbildung 5.16: Mosaikplot für Wuchsgebiete und Arten in Schönort

signifikant in die schwache Komponente 3 zu fallen (vgl. Tabelle 5.4). Es bestätigt sich die Annahme, dass sowohl das Totholz, als auch die Wurzelteller Schutz und eine bessere Wuchsgrundlage bieten.

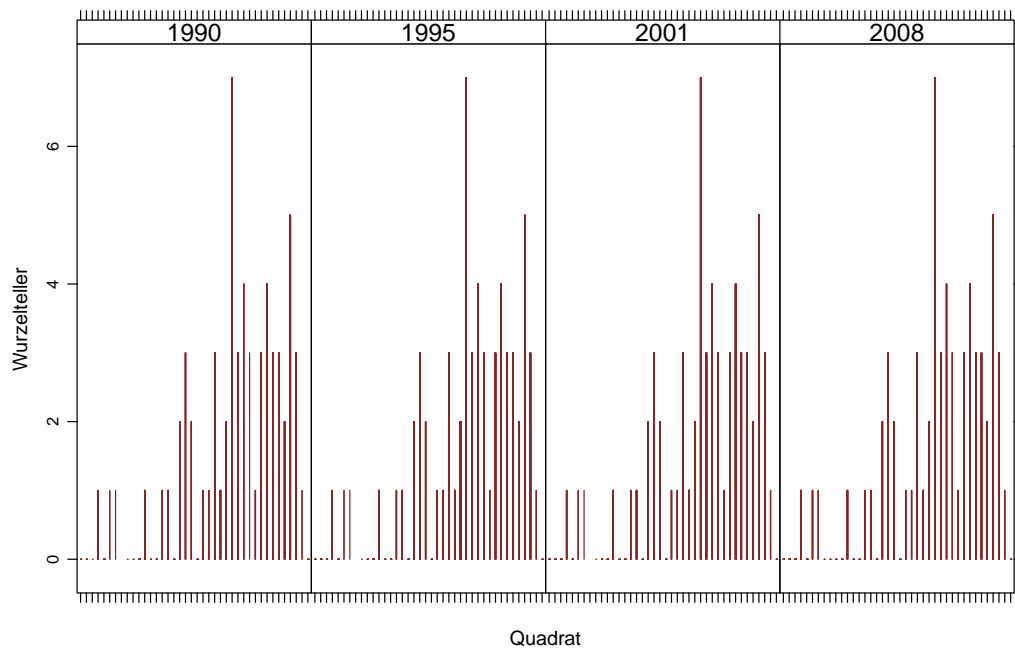


Abbildung 5.17: Anzahl an Wurzeltellern auf den Quadraten in Schönort

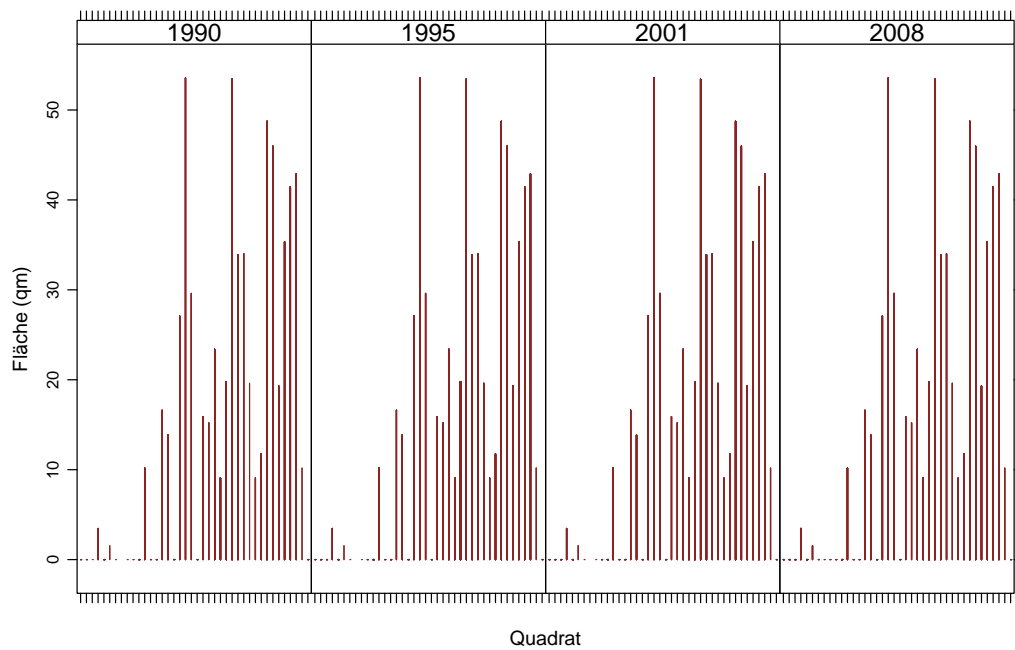


Abbildung 5.18: Fläche der Wurzelteller auf den Quadraten in Schönort

## 5.2 Die Waldabteilung Feistenhäng

### 5.2.1 Die Daten in Feistenhäng

Die Waldabteilung Feistenhäng befindet sich ebenfalls im Bergmischwald (Fichten-Tannen- und Dornfarn-Tannen-Buchen-Wald) und zwar auf einer Höhe von 880m ü.NN. Derselbe Sturm im August 1983, der den Windwurf in Schönort verursacht, wirft auch in der Waldabteilung Feistenhäng Bäume auf einer Fläche von 2ha. Hier wird jedoch nichts belassen, sondern nach dem herkömmlichen Vorgehen in der Forstwirtschaft geräumt.

Durch diesen Windwurf, sowie die angrenzende Fichten-Dickung und den Altholzbestand wird 1990 ein Transekt von 280m Länge und 10m Breite gelegt. Der Transekt knickt nicht ab (wie bei Schönort oder den Flächen in Ebengfeichtet und auf der Gfeichtethöh der Fall), sondern bildet ein langes Rechteck quer durch den Windwurf. Die Stichprobe umfasst also 28 Planquadrate, von denen sich über alle Meßzeitpunkte hinweg konstant 16 Quadrate im Windwurf selbst (Nummer 8-23) und drei in der Fichten-Dickung (Nummer 24-26), die eine fast reine Population von Fichten im Jugendstadium beinhaltet, befinden (vgl. Abbildung 5.19, in welcher der unbeschriftete Balken die Besetzung der Fichten-Dickung darstellt). Auf die Vermarkung und Erstaufnahme 1990 folgen noch drei weitere Erhebungen in den Jahren 1995, 2000 und 2008. Außerdem wurde 2002 eine zusätzliche Aufnahme begonnen, aber schon bald wieder abgebrochen. Die wenigen Beobachtungen aus diesem Jahr (für die Quadrate 27 und 28 insgesamt 9 Beobachtungen von acht toten Fichten und einer toten Buche) werden nicht berücksichtigt. Das Jahr und seine Beobachtungen werden entfernt.

Zunächst befinden sich 1995 und 2000 noch neun Probequadrate innerhalb intakten Altholzes, allerdings stirbt zwischenzeitlich zahlreiches Altholz aufgrund von Borkenkäferbefall ab (vgl. Jehl (1995), S. 121ff), so dass sich bei der letzten Aufnahme 2008 nur noch zwei Quadrate (Nummer 27-28) im Altbestand befinden und die anderen sieben (Nummer 1-7) mittlerweile stehendes Totholz beinhalten. Im Gegensatz zum ansonsten belassenen Windwurf in Schönort wird auf dem eigentlich unbelassenen Windwurf in Feistenhäng nichts gegen den Borkenkäfer unternommen. Die Balkendiagramme in Abbildung 5.19 zeigen die Verteilung auf die Wuchsgebiete und ihre Veränderung, d.h. das Absterben des Altholzes. Dabei ist eines der Hauptargumente für die Räumung von Windwürfen eigentlich die Verhinderung von Borkenkäfergradation. Es heisst, dass man diese nämlich aktiv verhindern könnte, indem man Windwürfe schnellstmöglich räumt, und zwar Streuschäden vor Flächenschäden, Tieflagen vor Hochlagen, südexponierte Stellen vor anderen. In Feistenhäng sind die noch stehenden am Rand des Windwurfs



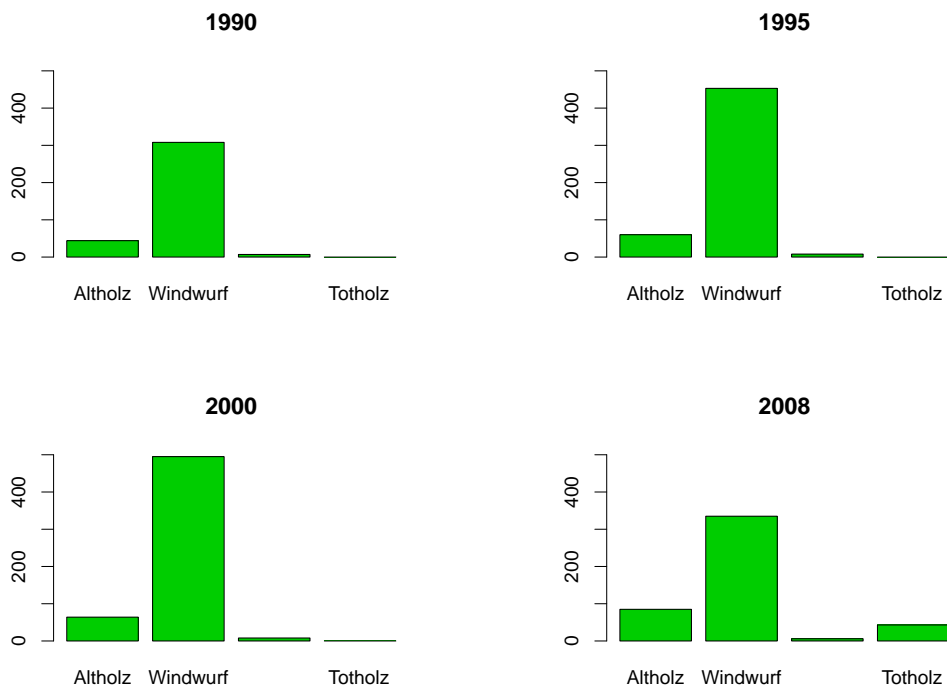


Abbildung 5.19: Wuchsgebiete in Feistenhäng

anscheinend ausreichend geschwächt gewesen, um diese Maßnahmen nutzlos zu machen (Tomiczek (2003), S. 9ff). Interessant ist, dass sich in den verbliebenen Altholzbeständen ausreichend Verjüngung bildet, um den Ausfall auf anderen Planquadraten auszugleichen.

Abbildung 5.20 und Abbildung 5.21 weisen die Verteilung des Totholzes auf die Quadrate aus. Auf den Quadraten mit dem abgestorbenen Altholz nimmt die Menge liegenden Totholzes entsprechend zu. Auch auf dem Windwurf selbst liegen trotz der Räumung nach dem Sturmereignis noch vergleichsweise viele Stämme. Es sind allerdings im Schnitt nur halb so viele wie auf dem belassenen Windwurf in Schönort (vgl. Abbildung 5.2) und die Volumina, welche Abbildung 5.21 für den geräumten Windwurf ausweist, sind auch entsprechend gering. Außerdem sterben auch nach dem Sturm und der anschließenden Räumung noch zahlreiche Bäume und fallen um. Am geringen Volumen an Totholz auf dem Windwurf erkennt man deutlich, dass es sich bei den abgestorbenen um kleine und schmale Bäume, also um Verjüngung handeln muss. Dies wird umso deutlicher im Vergleich zu den Volumina im Totholzsaum, die ja von Bäumen aus dem Altbestand stammen. Deshalb ist der Windwurf umso interessanter für unsere Frage nach dem Erfolg von Verjüngung.

Bei den noch lebenden Bäumen und gegebenenfalls im Laufe der Untersuchung erst

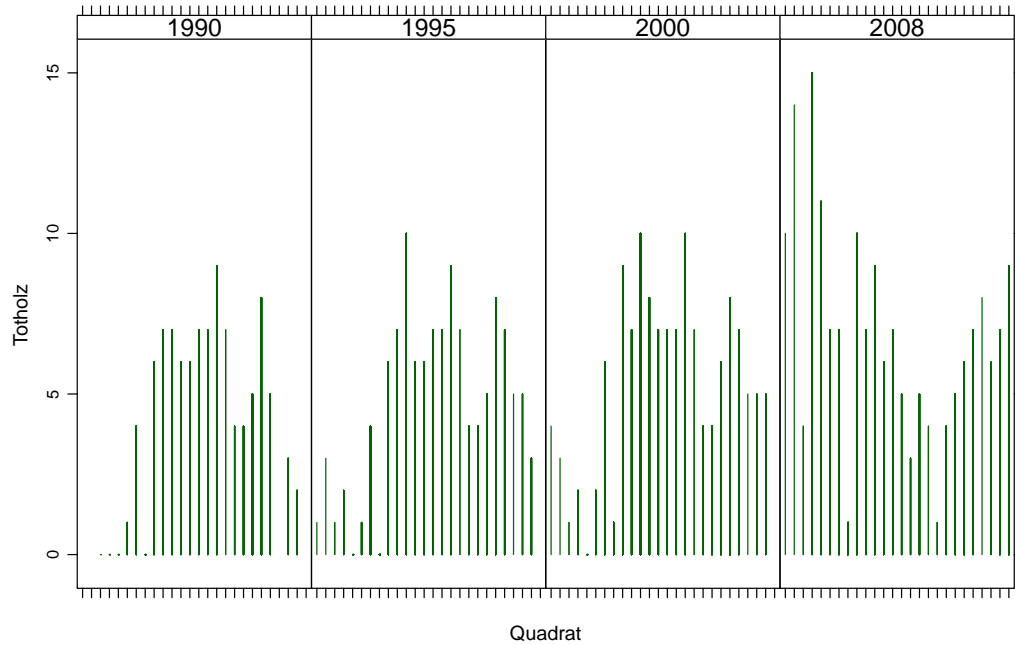


Abbildung 5.20: Anzahl liegenden Totholzes auf den Quadraten in Feistenhäng

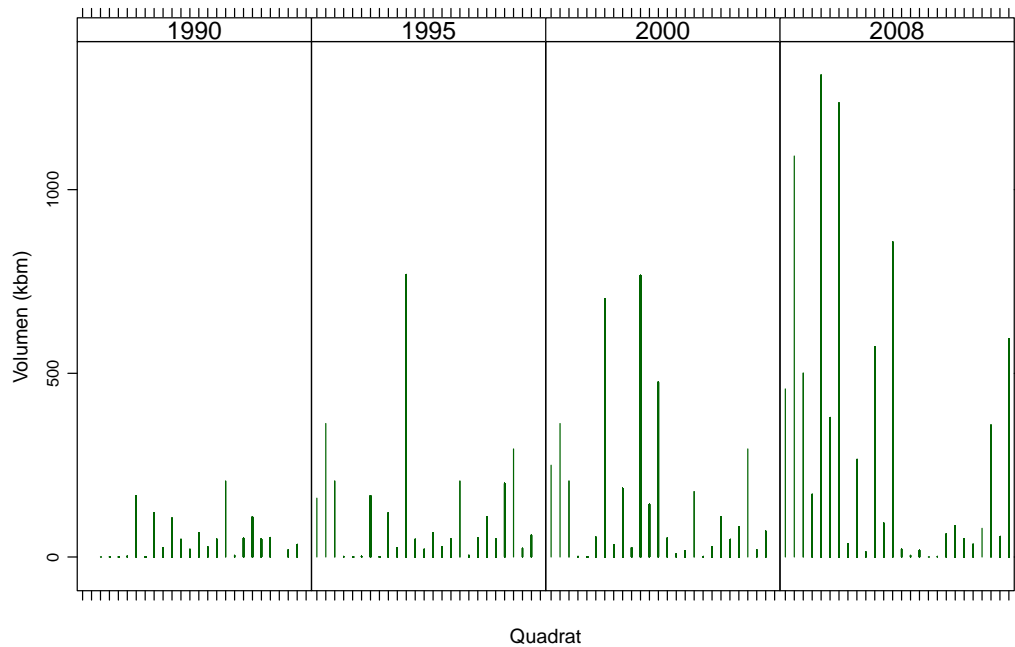


Abbildung 5.21: Volumen liegenden Totholzes auf den Quadraten in Feistenhäng

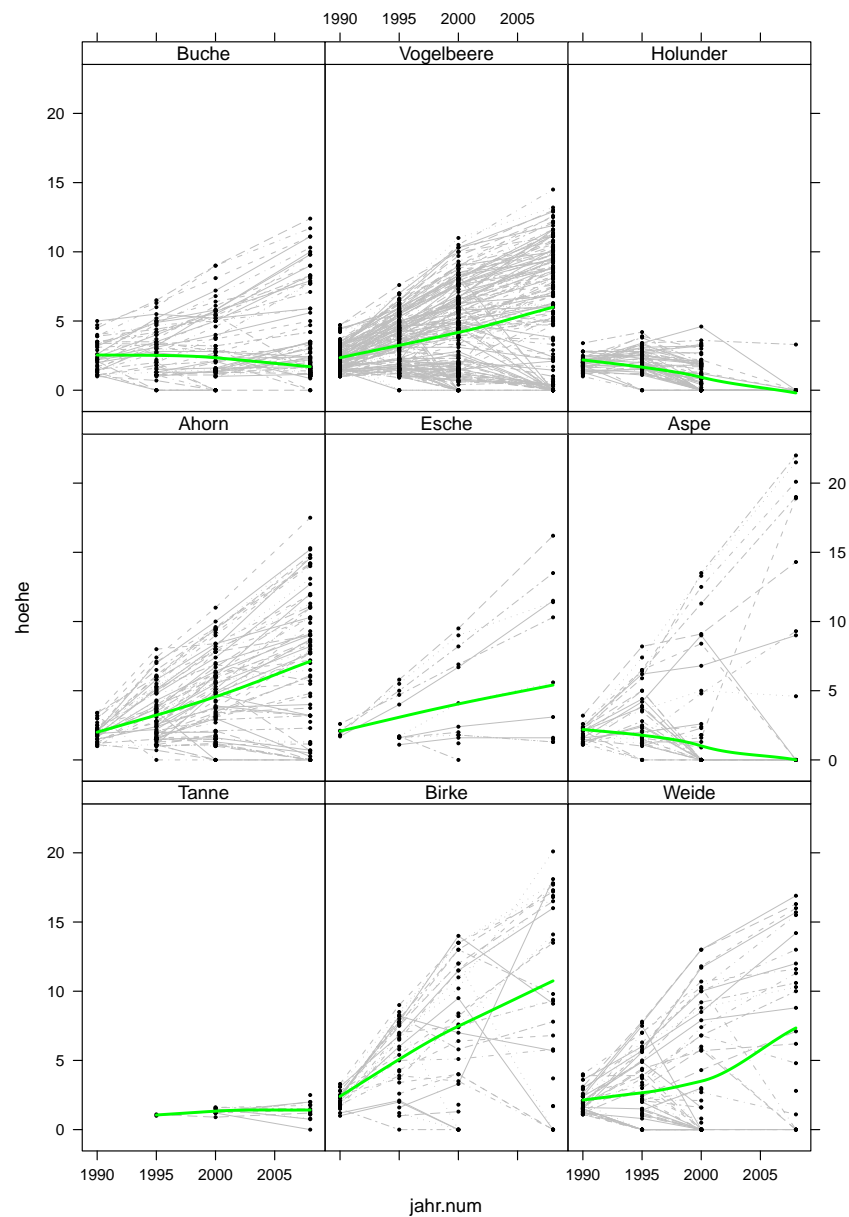


Abbildung 5.22: Höhenentwicklung in Feistenhäng

noch sterbenden Bäumen interessieren uns die Höhe und das Höhenwachstum. Wir betrachten dazu die individuellen Verläufe und den geglätteten Verlauf. Abbildung 5.22 stellt diese getrennt nach den Arten dar. Man erkennt, dass die Vogelbeeren, der Ahorn, die Esche, die Weide und in besonderem Maße die Birke sehr gut wachsen. Das Wachstum der Tannen stagniert auf sehr geringer Höhe. Aspe und Holunder-Traube dagegen sterben vollständig ab. In Hinblick auf diese drei Arten könnte man von Reduktion

der Diversität und von Homogenisierung sprechen, wenn nicht zahlreiche andere Arten doch so stark wären. Dennoch sind von besonderem Interesse bei allen Arten diejenigen Bäume, die im Lauf der Zeit absterben. Bis auf die Eschen sind natürlich alle Arten vom Absterben betroffen, allerdings nur bei der Aspe und dem Holunder ist das Absterben dermaßen übergreifend. Sowohl in Schönort, als auch in Feistenhäng sind Tannen, Aspen, Weiden und Holunder schwache und infolge von Verbiss sterbende Bäume. Betrachtet man die Anteile der abgestorbenen Pflanzen zum Zeitpunkt  $t$  an den Individuen  $i = 1, \dots, n_t$  mit der Dummy-Variable  $T_{it} \in \{0; 1\}$  für den Tod,

$$\tilde{T}_t = \left( \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} T_{it} \right) 100\% \quad (5.2)$$

so zeigt sich, wie zu erwarten, eine hohe Anzahl toter Aspen und Holunder, aber auch

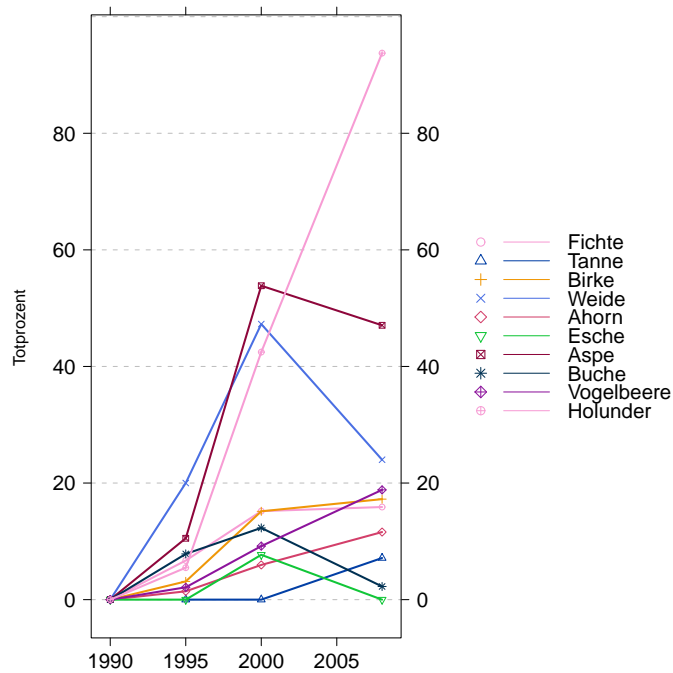


Abbildung 5.23: Totprozente in Feistenhäng

einige gut wachsende Arten, allen voran die Weide, zeigen große Ausfälle (vgl. Abbildung 5.23). Für das Totprozent (5.2) gelten übrigens dieselben positiven Eigenschaften wie für das Verbissprozent, d.h. es ist nicht nur ein geeigneter Indikator für das Absterben und die Reduktion von Arten- und Höhendiversität, sondern auch ein erwartungstreuer und effizienter Schätzer der Sterbewahrscheinlichkeit bzw. des Sterberisikos. Das Totprozent bezieht sich auf stehendes Totholz. Es kann sinken, wenn tote Bäume umfallen

und dann als liegendes Totholz in Abbildung 5.20 und Abbildung 5.21 egehen.

Die entscheidende Frage ist nun, inwiefern sich das Sterben aller Arten auf den Verbiss

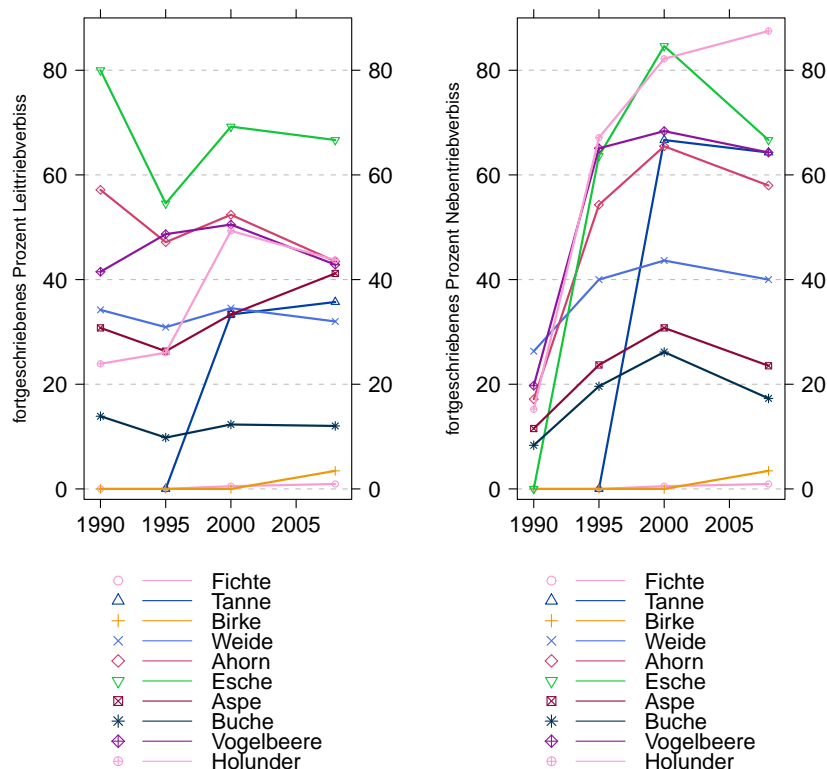


Abbildung 5.24: Verbissprozent in Feistenhäng: Fortgeschriebener Leit- (links) und Nebentriebverbiss (rechts)

durch Wild zurückführen lässt. Betrachten wir deshalb wieder die Anteile der an ihren Leit- und Nebentrieben verbissenen Pflanzen. Das in Abbildung 5.24 dargestellte Verbissprozent bezieht sich auf den fortgeschriebenen Verbiss. Tannen, Aspen, Holunder und Ahorn werden am stärksten verbissen. Betrachtet man für die Vertreter der ersten drei Arten Abbildung 5.24 zusammen mit Abbildung 5.23, so kann man ihr überproportionales Sterben durchaus mit ihrem starken Verbiss in Verbindung bringen.

Auch hier sieht man wieder den äußerst geringen Verbiss der Fichten, die den Bergmischwald eigentlich dominieren (vgl. Abbildung 5.25). Aufgrund ihrer zahlenmäßig Dominanz einerseits und ihres geringen Verbisses andererseits werden sie aus der Auswertung ausgeschlossen. Außerdem zeigt Abbildung 5.23 einen großen Anteil absterbender Fichten. Die Verbindung des geringen Verbisses mit der hohen Ausfallrate bei den zahlenmäßig so dominanten Fichten würde jeglichen Zusammenhang zwischen Verbiss und Überleben bei anderen Arten überdecken. Da alle Arten mit ausreichend vielen

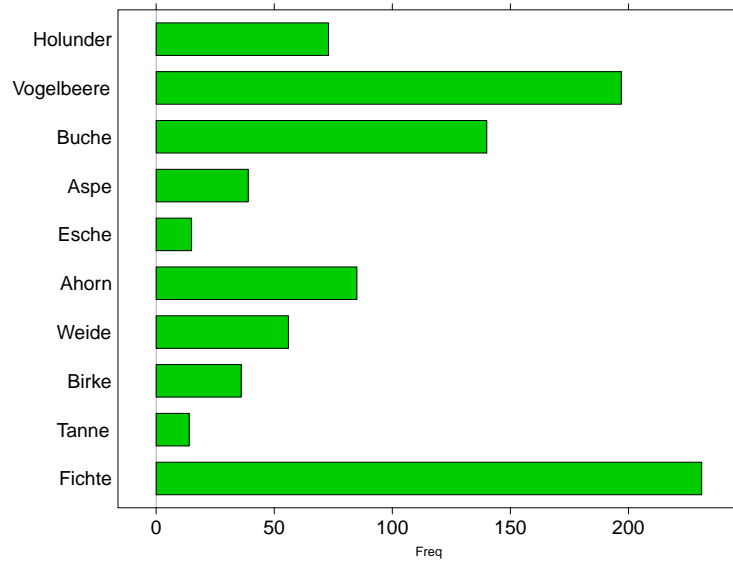


Abbildung 5.25: Verteilung der Arten in Feistenhäng

Individuen in Feistenhäng vertreten sind, ist eine Zusammenfassung wie in Schönort nicht notwendig.

Die für die Zielgröße zu modellierende Finite Mixture Distribution der logarithmischen

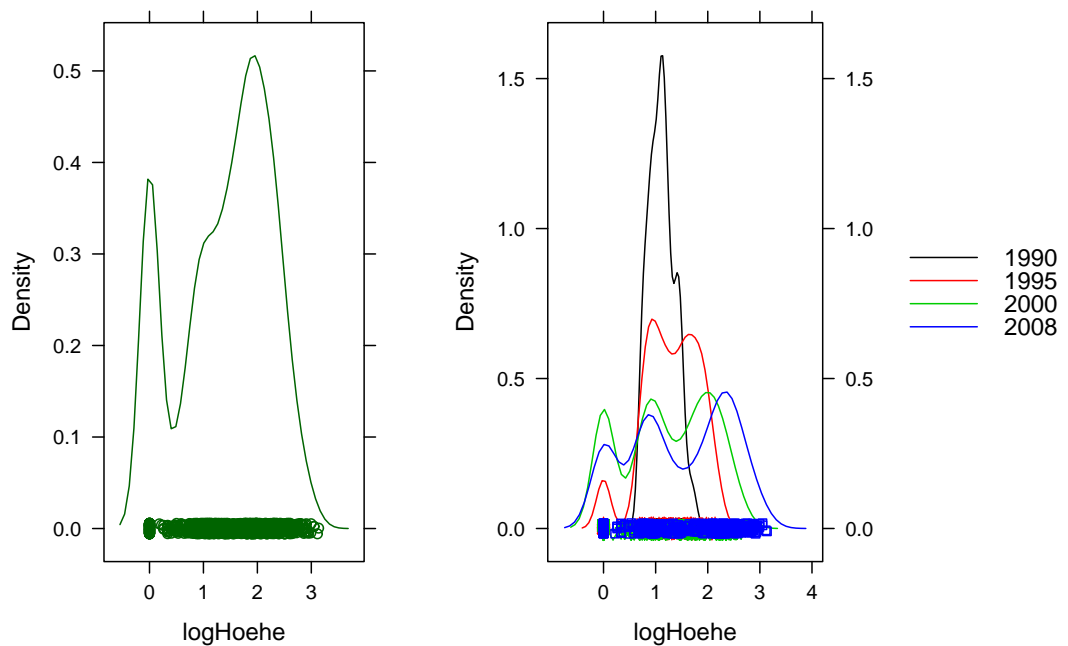


Abbildung 5.26: Verteilung der logarithmierten Höhen in Feistenhäng

Höhe stelle ich in Abbildung 5.26 für die einzelnen Jahre und über alle Jahre hinweg dar. Da wir es im Finite Mixture Model auf der einen Seite mit einem longitudinales Modell zu tun haben interessieren uns zunächst die Verteilungen zu den einzelnen Jahren (rechte Graphik in Abbildung 5.26). Auf der anderen Seite modelliere ich eine Mischverteilung (linke Graphik in Abbildung 5.26). Man erkennt deutlich, dass sich die Verteilung erstens aus unterschiedlichen Komponenten zusammensetzt und zweitens über die Beobachtungen stark verändert. Besonders die Toten heben sich immer deutlicher hervor. Im Gegensatz zu Schönort ist allerdings kein generelles Wachstum durch Verschiebung nach rechts, sondern eine sich verändernde Zusammensetzung in der Höhe zu erkennen mit einer immer stärkeren Differenzierung der lebenden Bäume. Gerade der starke Rückgang mittelgroßer kann auf Verbissauswirkungen deuten. Die Dichte über alle Jahre ist die eigentliche Verteilung der Zielgröße im Finite Mixture Model. Ihre Heterogenität beruht unter anderem auch auf den unterschiedlichen darin enthaltenen wiederholten Messungen, auch wenn sich die Verteilungen der letzten drei Beobachtungen nicht so stark unterscheiden. Zu beachten ist nämlich, dass das erste Jahr 1990 nicht enthalten ist, da wir aus diesem Jahr die Baseline-Höhe in den Prädiktor ins Modell aufnehmen.

### 5.2.2 Das Finite Mixture Model für Feistenhäng

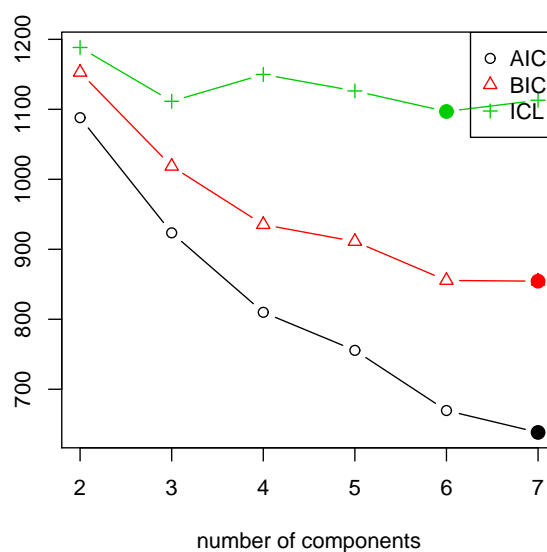


Abbildung 5.27: Informationskriterien des Finite Mixture Models für Feistenhäng

Für den geräumten Windwurf und die ihn umgebenden Wuchsgebiete wird dasselbe Finite Mixture Model geschätzt wie für Schönort, nur dass in Feistenhäng der Interaktionsterm in keiner einzigen Komponente signifikant ist und deshalb aus dem linearen Prädiktor wieder ausgeschlossen wurde. Zielgröße ist die gemischte Höhe mit der in Darstellung 5.26 wiedergegebenen Finite Mixture Distribution.

Bei Feistenhäng ist die Frage nach der Anzahl der Komponenten nicht eindeutig zu beantworten, denn die Informationskriterien kommen wieder nicht zu einem einstimmigen Ergebnis bezüglich der optimalen Mischung (vgl. Abbildung 5.27). Das BIC bevorzugt sieben Komponenten, während die ICL bei sechs Komponenten ihr Minimum erreicht. Betrachtet man die Komponentenstatistiken aus dem EM-Algorithmus (vgl. Tabelle 5.5), so erkennt man aber, dass es bei einer Mischung aus sechs Komponenten lediglich eine wirklich schlecht separierte Komponente gibt, während bei einer Sieben-Komponenten-Mischung gleich drei Komponenten nur noch schlecht von den anderen zu trennen sind. Gerade der sehr geringe Verhältniswert der dritten Komponente nach dem BIC spricht für das kleinere Modell gemäß der ICL. Deshalb halte ich die ICL, als zusätzlich um die Komponentenanzahl penalisiertes BIC, für das zuverlässigere Kriterium und mache ich sie zur Grundlage der Mischung.

Zur Charakterisierung der Komponenten und der Untersuchung der Determinanten der Komponentenzugehörigkeit verwende ich später die Zuordnungen der Individuen aus dem EM-Algorithmus. Ihre Qualität geben Tabelle 5.5 und Abbildung 5.28 an. Bei Abbildung 5.28 handelt es sich wieder um ein Rootogram über die a posteriori Wahrscheinlichkeiten, d.h. um ein Histogramm mit der Quadratwurzel der absoluten Anzahlen. Gemäß diesem Rootogram erreicht das Modell mit den sechs Komponenten nach dem ICL eine ausreichende Differenzierung. Die Zuordnungen von Individuen zu den Komponenten anhand der geschätzten a posteriori Wahrscheinlichkeiten aus dem EM-Algorithmus sind entsprechend der Verhältniswerte in Tabelle 5.5 für die Komponenten 2, 5 und 6 gut und für die Komponenten 1 und 4 nicht mehr so gut. Gerade bei Komponente 4 ist dies erstaunlich, da sie das beste Verhältnis von ihr zugeordneten Bäumen zu Pflanzen mit einer ausreichenden a posteriori Wahrscheinlichkeit besitzt. Für Komponente 3 sind die Zuordnungen bzw. eigentlich die Nicht-Zuordnungen trotz des niedrigen Verhältniswertes sehr gut und eindeutig. Grundsätzlich ist bei diesem Ergebnis bemerkenswert, dass die Nicht-Mitgliedschaft bei einer Komponenten viel eindeutiger bestimmt werden kann als die Mitgliedschaft. Es gibt im Rootogram 5.28 viel mehr Individuen, die für bestimmte Komponenten a posteriori Wahrscheinlichkeiten von Null aufweisen, als es Individuen mit Wahrscheinlichkeiten von 1 gibt.

Diesem Befund entsprechen die Schätzergebnisse für die komponentenspezifischen va-



	a priori	Größe	a posteriori > 0	Verhältnis
<b>Finite Mixture ICL</b>				
Komponente 1	0,1534	153	577	0,2652
Komponente 2	0,1233	209	442	0,4729
Komponente 3	0,1202	104	1261	0,0825
Komponente 4	0,3972	499	920	0,5424
Komponente 5	0,0678	77	316	0,2437
Komponente 6	0,1381	219	486	0,4506
logLik -291,8029 (df=43)				
<b>Finite Mixture BIC</b>				
Komponente 1	0,1456	147	920	0,1598
Komponente 2	0,1153	174	505	0,3446
Komponente 3	0,0764	49	1201	0,0408
Komponente 4	0,1764	286	480	0,5958
Komponente 5	0,3058	393	699	0,5622
Komponente 6	0,0578	82	462	0,1775
Komponente 7	0,1228	130	534	0,2434
logLik -269,1614 (df=50)				

Tabelle 5.5: Komponentenstatistiken für Modelle mit 6 und 7 Komponenten

riierenden Parameter gemäß Tabelle 5.7 und Abbildung 5.29. Sie bieten eine Übersicht über das Modell  $\mu_k = X\beta_k$  und seine festen und variierenden Koeffizienten in den einzelnen Komponenten. Die Interpretation der Parameterschätzer  $\hat{\beta}_k$  bezüglich der Höhe in m ist jedoch schwierig. Ihre Größenordnung und ihr Vorzeichen sind durchaus interpretierbar, ihre Werte allerdings sind es nur schwer. Es ist  $\mu_k = E(\log(y + 1))$  und damit ist ein direkter Rückschluss von der Steigung auf  $y$  nur schwer möglich.

Für die beiden festen komponentenübergreifenden Einflußgrößen gilt dasselbe wie in Schönort. Tabelle 5.6 weist für die Kontrollvariable der Modellierung des Todes in der Zielgröße einen signifikant negativen Koeffizienten aus, so dass das Modell das Absterben adäquat wiedergibt. Die Baseline-Höhe hat einen signifikanten positiven Einfluss auf die Höhe, d.h. dass die später erreichte Höhe mit der Ausgangshöhe steigt und das Sterberisiko sinkt. Diese Aussage ist nicht so trivial wie sie klingt, denn schließlich muss es aufgrund weiterer ökologischer Einflüsse nicht immer und überall so sein, dass zu Anfang hohe Bäume auch später noch höher sind. Aber viel wichtiger am signifikant positiven Koeffizienten der Baseline ist, dass das Sterberisiko mit zunehmender Ausgangshöhe sinkt.

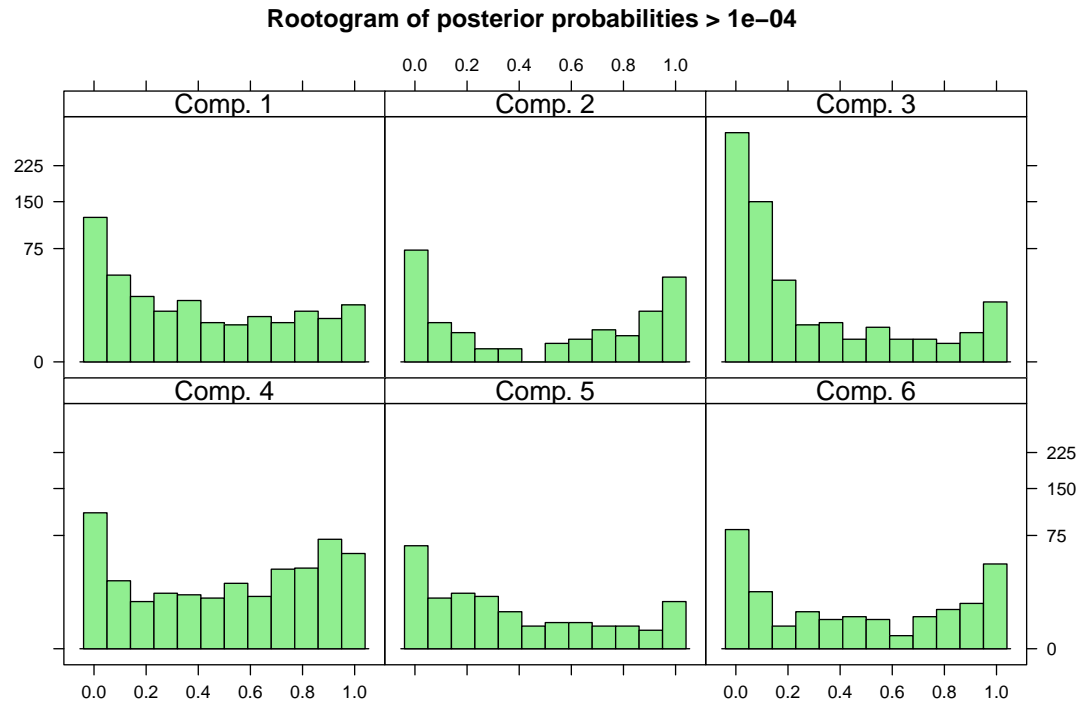


Abbildung 5.28: Rootogram der Komponentenzugehörigkeiten des Finite Mixture Modells für Feistenhäng

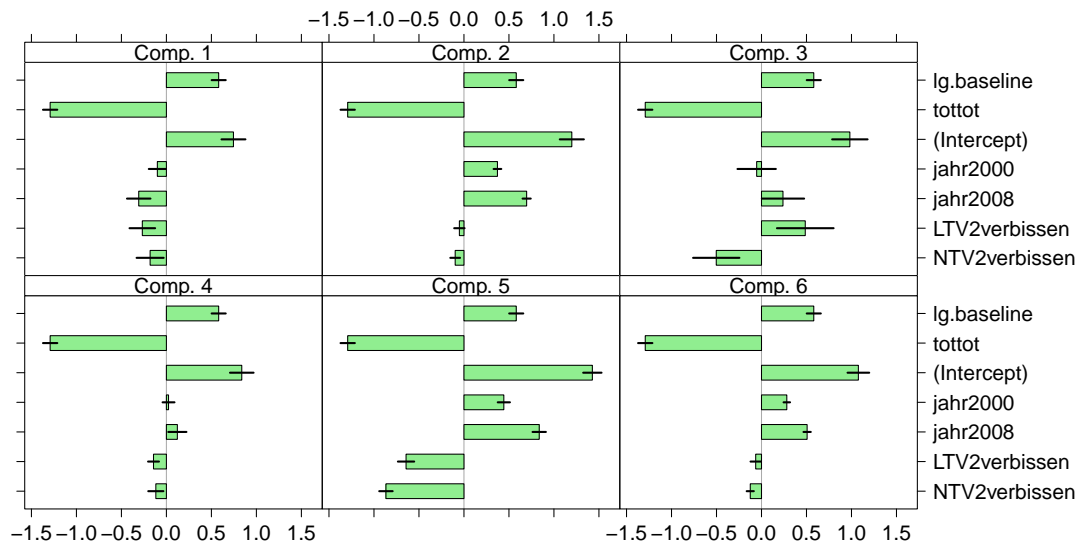


Abbildung 5.29: Parameter des Finite Mixture Modells für Feistenhäng

Die Komponentenstruktur ist sehr differenziert (vgl. Abbildung 5.29 und Tabelle 5.7), gerade was die Verbisseffekte und ihre Auswirkung auf das Wachstum betrifft, mit

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>feste Effekte</b>				
Tod	-1,2920	0,0406	-31,8033	<2e-16
Baseline	0,5810	0,0400	14,5263	<2e-16

Tabelle 5.6: feste Parameter des Finite Mixture Models für Feistenhäng

einigen ähnlichen Komponenten, gerade was den Intercept betrifft. Wie es dem grundsätzlichen Verständnis entspricht haben beide Verbissarten zwar einen negativen Effekt, dieser kann in seiner Stärke aber verschieden sein. Erstaunlich ist lediglich, wie wenig sich starker negativer Verbisseffekt zum Teil im Wachstum niederschlägt. Will man für den geräumten Windwurf und die ihn umgebenden Wuchsgebiete des Bergmischwaldes in Feistenhäng die Komponenten in eine Reihenfolge von den schwächsten zu den stärksten bringen, so erhält man die Reihe

$$1 < 4 < 3 < 6 < 5 < 2$$

**Komponente 1** beinhaltet die im Mittel kleinsten Bäume. Die Höhe dieser Bäume nimmt immer weiter ab, d.h. sie wachsen nicht mehr, sondern sterben ab. Die Mitglieder dieser Komponente sind auch signifikant negativen Verbisseffekten ausgesetzt. Die Höhe der am Leittrieb und an den Nebentrieben verbissenen Pflanzen ist deutlich geringer als die Höhe der unverbissenen. Diese Komponente beinhaltet noch wenige abgestorbene Bäume, aber bei ihren Mitgliedern ist mittelfristig mit dem Tod zu rechnen.

**Komponente 2** bildet dazu das Gegenteil. Die Bäume in dieser Komponente sind im Mittel am zweitgrößten und wachsen stark weiter (signifikanter Höhenzuwachs in den Jahren 2000 und 2008 im Vergleich zur Höhe 1995). Von Leit- und Nebentriebverbiss sind diese Bäume weitgehend unbeeinträchtigt. Beide Verbisseffekte sind signifikant negativ, allerdings sind sie sehr schwach. Nur die Bäume in Komponente 5 sind im Mittel noch größer und wachsen noch stärker, allerdings sind sie deutlich schlimmer vom Verbiss beeinträchtigt. Komponente 2 bildet deshalb die stärkste Komponente.

**Komponente 3** zeigt ein sehr uneinheitliches Bild. Ihre Mitglieder zeigen erst 2008 einen schwachen signifikanten Zuwachs im Vergleich zu 1995. Beide Verbissarten haben einen signifikanten Einfluss. Während sich der Nebentriebverbiss erwartungsgemäß negativ auswirkt, führt der Leittriebverbiss wiederum zu einem Wachstumsanreiz. Dieses Bild zieht sich durch die gesamte Untersuchung: Verbiss

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>Komponente 1</b>				
Intercept	0,7452	0,0680	10,9603	<2e-16
Jahr 2000	-0,1007	0,0485	-2,0765	0,0378
Jahr 2008	-0,3076	0,0666	-4,6181	3,872e-06
LTV	-0,2677	0,0726	-3,6846	0,0002
NTV	-0,1810	0,0768	-2,3574	0,0184
<b>Komponente 2</b>				
Intercept	1,1987	0,0683	17,5402	<2e-16
Jahr 2000	0,3721	0,0218	17,0376	<2e-16
Jahr 2008	0,6968	0,0233	29,9245	<2e-16
LTV	-0,0508	0,0295	-1,7210	0,0853
NTV	-0,0975	0,0277	-3,5213	0,0004
<b>Komponente 3</b>				
Intercept	0,9820	0,1005	9,7715	<2e-16
Jahr 2000	-0,0538	0,1089	-0,4938	0,6214
Jahr 2008	0,2387	0,1200	1,9896	0,0466
LTV	0,4864	0,1606	3,0280	0,0025
NTV	-0,5029	0,1314	-3,8275	0,0001
<b>Komponente 4</b>				
Intercept	0,8376	0,0669	12,5158	<2,2e-16
Jahr 2000	0,0237	0,0339	0,7007	0,4835
Jahr 2008	0,12199	0,0515	2,3661	0,0180
LTV	-0,1433	0,0310	-4,6252	3,742e-06
NTV	-0,1176	0,0430	-2,7328	0,0063
<b>Komponente 5</b>				
Intercept	1,42710	0,0520	27,420	<2e-16
Jahr 2000	0,4432	0,0347	12,779	<2,2e-16
Jahr 2008	0,8364	,0379	22,098	<2,2e-16
LTV	-0,6435	0,0462	-13,919	<2,2e-16
NTV	-0,8670	0,0381	-22,742	<2,2e-16
<b>Komponente 6</b>				
Intercept	1,0766	0,0615	17,5095	<2,2e-16
Jahr 2000	0,2812	0,0185	15,2204	<2,2e-16
Jahr 2008	0,5071	0,0208	24,3462	<2,2e-16
LTV	-0,0646	0,0293	-2,2080	0,0272
NTV	-0,1250	0,0203	-6,1415	8,175e-10

Tabelle 5.7: variierende Parameter des Finite Mixture Models für Feistenhäng

an sich muss nicht schädlich sein und wenn er es ist, dann ist Nebetriebverbiss oft schädlicher als Leittriebverbiss.

**Komponente 4** ist in Zusammensetzung, Wachstum und Verbisseinfluss ebenso uneindeutig. Sie ist hinsichtlich Intercept, mangelndem Wachstum bis 2000 und nur schwachem signifikanten Wachstum bis 2008 identisch mit Komponente 3. Die Größenordnung ist nur anders, Komponente 4 ist im Mittel kleiner und wächst im Mittel schlechter. Dies liegt wohl daran, dass sich hier sowohl der Leittrieb-, als auch Nebetriebverbiss negativ auswirken. In dieser Komponente befinden sich von allen die meisten toten Bäumen. Nach Komponente 1 ist diese die zweit-schwächste.

**Komponente 5** steht im selben Verhältnis zu Komponente 6 wie Komponente 3 zu 4 steht. Im Prinzip sind sie sich sehr ähnlich, nur dass Komponente 5 stärker ist und besser wächst, obwohl sie mit schlimmeren Verbisschäden zu kämpfen hat. Die Mitglieder dieser Komponente sind im Mittel am größten von allen. Sie weisen außerdem das stärkste Wachstum auf. Auf der anderen Seite weist diese Komponente aber auch massive Verbisschäden auf und ist sogar diejenige mit den stärksten negativen Effekten von Leittriebverbiss und Nebetriebverbiss (hohe mittlere Höhenverluste der verbissenen im Vergleich zu den unverbissenen Individuen).

**Komponente 6** ist den beiden sehr widerstandsfähigen Komponenten 2 und 5 sehr ähnlich. Einerseits sind sie jedoch grundsätzlich kleiner und wachsen schlechter als Komponente 5. Andererseits sind sie gegen den Verbiss nicht so widerstandsfähig wie Komponente 2.

### 5.2.3 Die Komponenten der Finite Mixture von Feistenhäng

Diese Einschätzung der Komponenten in Feistenhäng zeigt sich auch in den Verläufen ihres Höhenwachstums in Abbildung 5.30, geglättet mittels eines LOESS. Die Gruppe der schwachen Komponente 1 und 4 stagniert in ihrer Höhe auf niedrigem Niveau oder nimmt immer weiter ab. Beide Komponenten beinhalten einen Großteil der absterbenden und abgestorbenen Bäume in Feistenhäng. Komponente 3 steht in der Mitte, ihre Mitglieder sterben zwar nicht, können aber auch nicht so wirklich an Höhe gewinnen. Auch diese Komponente beinhaltet noch tote Bäume. Komponenten 6, 5 und 2 sind die Gruppe der starken und widerstandsfähigen Bäume, die bis auf Ausreißer auch Verbisschäden verkraften ohne im Wachstum zurückzubleiben oder gar Höhe einzubüßen. Zu beachten ist auch die geringe Anzahl toter Bäume, vor allem das Fehlen jeglicher

abgestorbener in Komponente 2.

Einen ähnlichen Einblick wie Abbildung 5.30 liefert der Scatterplot 5.31. Hier erkennt

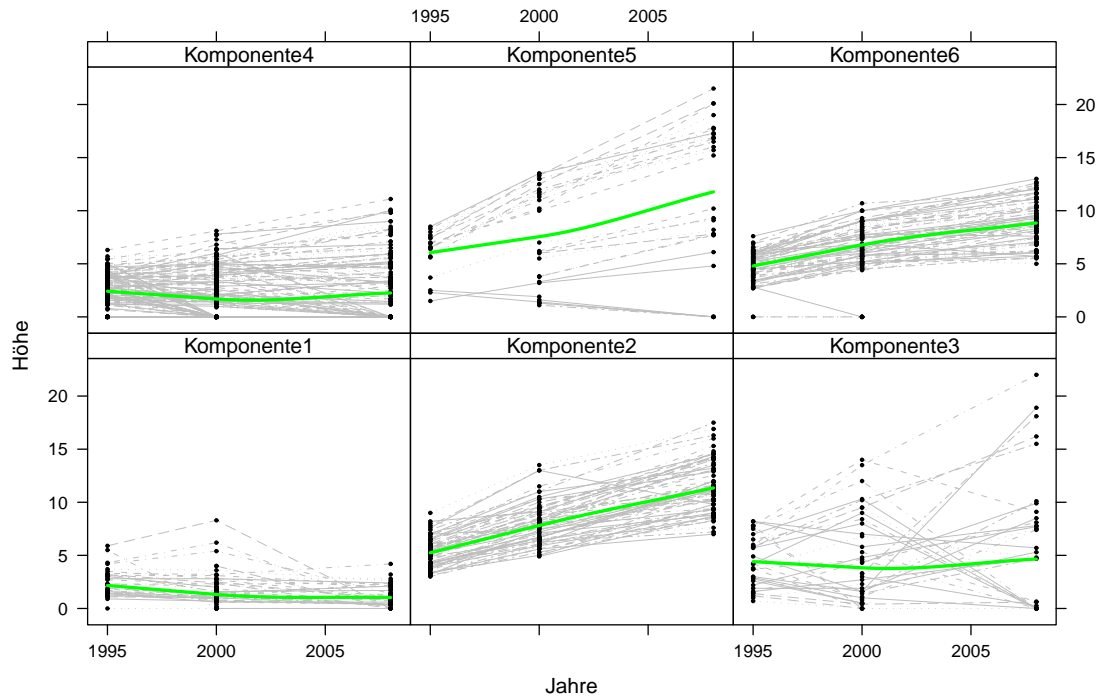


Abbildung 5.30: Höhenentwicklung in Feistenhäng

man zusätzlich, dass eine größere Gruppe von Mitgliedern aus Komponente 5 sogar die starken aus Komponente 2 überflügeln und dass ein paar Individuen aus Komponente 3 als Ausreißer sehr große Höhen erreichen. Abbildung 5.31 bestätigt also auch wieder das uneindeutige Bild in Feistenhäng mit uneinheitlichen Komponenten.

Entscheidend sind nun die Determinanten dessen, was man in Abbildungen 5.30 und 5.31 erkennt. Dazu wird wieder ein Generalized Linear Mixed Model mit den Zugehörigkeiten zu den einzelnen Komponenten als Zielgröße und mit der Art, dem Wuchsgebiet und den Totholz- und Wurzeltellervariablen als Einflußgrößen geschätzt. Es zeigt sich wieder, dass diese Größen aber nicht die Mitgliedschaften in allen Komponenten signifikant beeinflussen. Lediglich die Zugehörigkeit zu den beiden schwächsten Komponenten 1 (vgl. Tabelle 5.8) und 4 (vgl. Tabelle 5.9) ist zum Teil ökologisch determiniert. Nichtsdestotrotz kann man es so sehen, dass diejenigen mit geringen Odds für eine schwache Komponente mit entsprechend größerer Chance in eine stärkere fallen.

Grundsätzlich sind die Chancen eher gering in eine der beiden schwachen Komponenten zu fallen (beide fixen Intercepts sind nicht signifikant von Null verschieden), so dass die

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>fixe Effekte</b>				
Intercept	-10,727	3,7570	-4,60e-06	1,0
Tanne	10,9910	7,3780	2,6990	0,0069
Birke	-3,3280	7,5510	-0,4408	0,6593
Weide	-3,5930	7,1200	-0,5046	0,6138
Ahorn	-3,0280	5,0500	-0,5996	0,5487
Esche	0,5758	9,0350	0,0637	0,9491
Aspe	-4,7100	9,1170	-0,5166	0,6054
Buche	-3,6460	4,9940	-0,7301	0,4653
Vogelbeere	-3,4010	3,8010	-0,8947	0,3709
Altholz	10,2490	3,757e+06	3,33e-06	1,0
Windwurf	4,7250	3,757e+06	1,26e-06	1,0
Dickung	-20,8420	1,127e+07	-2,52e-06	1,0
Totholzstämme	0,1349	0,3844	0,3510	0,7255
Wurzelteller	0,0324	4,3440	0,0075	0,9940
<b>zufälliger Effekt</b>				
Intercept		13,5890		

Tabelle 5.8: Parameter des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 1 in Feistenhäng

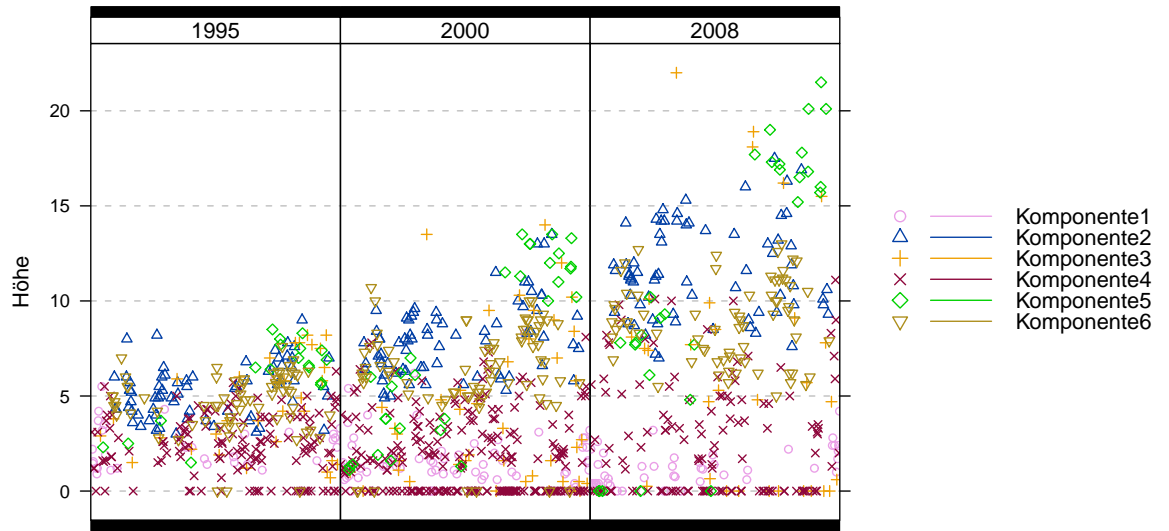


Abbildung 5.31: Höhenentwicklung in Feistenhäng

Verjüngung in Feistenhäng wohl gut voranschreitet. Dennoch stützt die hohe Varianz des zufälligen, subjektspezifischen Intercepts wiederum den Eindruck, dass sich in Feistenhäng viele sehr unterschiedliche Individuen befinden.

Als erstes betrachten wir eine Unterscheidung der Komponenten nach den in ihnen enthaltenen Arten anhand der Ergebnisse der Generalized Linear Mixed Models in den Tabellen 5.8 und 5.9 und anhand des Mosaikplots in Abbildung 5.32. Ein einfacher approximativer  $\chi^2$ -Test verwirft die Unabhängigkeit von Art und Komponentenzugehörigkeit ( $\chi^2 = 505.1096$  bei 40 Freiheitsgraden ergibt einen p-Wert  $< 2,2e-16$ ). Der zugehörige Mosaikplot zeigt deutlich die Abweichungen der empirischen Besetzung der Komponenten durch die Arten von der Besetzung bei Unabhängigkeit.

Zu den schwachen und gefährdeten Arten muss man die Tannen zählen, die gemäß Abbildung 5.32 in Komponente 1 überrepräsentiert und in den Komponenten 2, 5 und 6 unterrepräsentiert sind. Tannen haben auch gemäß Tabelle 5.8 ein sehr großes Risiko in Komponente 1 der absterbenden Bäume zu fallen. Dies stimmt mit der allgemeinen Einschätzung der Tanne als äußerst schwacher und besonders verbissanfälliger Art überein. Ebenfalls zu den anfälligen und schwachen Bäumen auf dem geräumten Windwurf muss man laut Abbildung 5.32 und Tabelle 5.9 die Aspen, Buchen und Holunder ( $\hat{\beta}_{K4, Holunder} = 5,1037 + 7,6605 + 3,1605 + 5,8138 + 4,5814 - 10,0897 - 10,4565 + 5,9330 = 11,7067$ ) zählen, da Individuen dieser Arten unter erhöhtem Risiko stehen in die zweitschwächste Komponente 4 zu fallen. Sie sind in den beiden gefährdeten Kom-



	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>fixe Effekte</b>				
Intercept	-2,8813	2,5003	-1,1520	0,2491
Tanne	-5,1037	6,8173	-0,7490	0,4540
Birke	-7,6605	4,5198	-1,6950	0,0901
Weide	-3,1605	2,4579	-1,2860	0,1984
Ahorn	-5,8138	2,5907	-2,2440	0,0248
Esche	-4,5814	5,1518	-0,8890	0,3738
Aspe	10,0897	3,0989	3,2560	0,0011
Buche	10,4565	2,7675	3,7780	0,0001
Vogelbeere	-5,9330	1,9984	-2,9690	0,0029
Altholz	0,7945	2,1605	0,3680	0,7130
Windwurf	-0,4442	2,2552	-0,1970	0,8438
Dickung	-0,9956	4,5329	-0,2200	0,8261
Totholzvol.	0,0006	0,0021	0,2830	0,7773
Tellerfläche	0,4872	0,1511	3,2230	0,0012
<b>zufälliger Effekt</b>				
Intercept		13,1360		

Tabelle 5.9: Parameter des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 4 in Feistenhäng

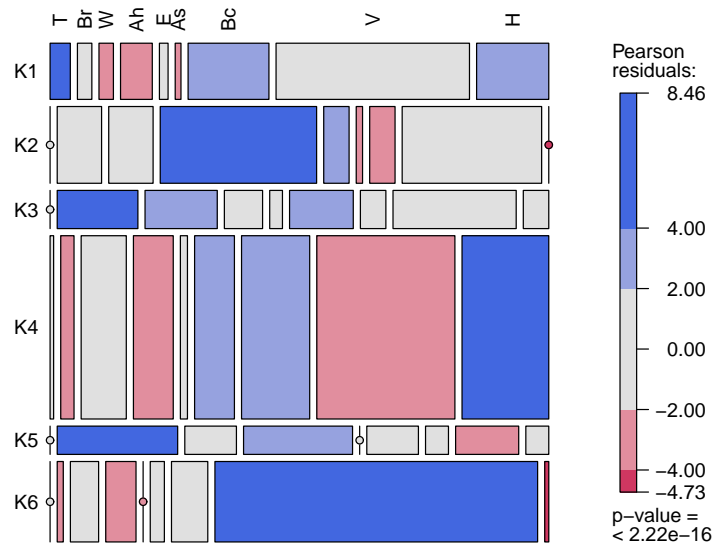


Abbildung 5.32: Mosaikplot für Komponenten und Arten (T=Tanne, Br=Birke, W=Weide, Ah=Ahorn, E=Esche, As=Aspe, Bc=Buche, V=Vogelbeere und H=Holunder) in Feistenhäng

ponenten 1 und 4 stark vertreten, während sie in den kräftigen Komponenten 2 und 6 überhaupt fast nicht vorkommen. Auf dem belassenen Windwurf in Schönort zeigen die Buchen noch keine so einheitlich starke Beeinträchtigung durch den Verbiss (Jehl (1995), S. 136ff). Anscheinend schadet die Räumung ihrer Verjüngung. Die Aspen sind dagegen noch vergleichsweise gleich über alle Komponenten verteilt. Sowohl Abbildung 5.32, als auch Tabelle 5.9 weisen die Vogelbeere als verbissresistente und starke Art aus, denn für ihre Jungpflanzen sinkt das Risiko in Komponente 4 zu fallen signifikant. Vogelbeeren sind dementsprechend mit unerwartet geringen Anzahlen in der absterbenden Komponente 4 und mit unerwartet großen Anzahlen in der gut wachsenden Komponente 6 zu finden. Ebenfalls eine starke Art ist der Ahorn, der nur geringerem Risiko ausgesetzt ist in Komponente 4 zu fallen, auch in Komponenten 1 wenig vertreten ist und gerade die Komponenten 2 und 5 bevölkert. Bezüglich des Ahorn muss man aber auch erwähnen, dass er dafür nicht in Komponente 6 vorkommt. Die schwer zuzuordnende Komponente 3, die anfällig gegen Nebetriebverbiss ist, aber eben nicht gegen Leittriebverbiss, ist vor allem mit Birken, Weiden und Aspen, also von Pionierbaumarten besetzt. Im geräumten Feistenhäng dominieren solche Pionierbaumarten, die einen großen Anteil an

den Toten stellen, aber dennoch auch in großer Anzahl überleben und wachsen, was sich auch in dem verringerten Risiko für Birken niederschlägt, zu Komponente 4 zu gehören. Es vermehren sich also die Pioniere und weniger die ursprünglichen Waldarten. Man kann bis auf die Vogelbeeren, die meist schon vor dem Sturm als Jungpflanzen vorhanden waren, eigentlich nicht von Waldverjüngung sprechen, sondern lediglich von einem Vorwald, der noch dazu anfällig ist. Im Gegensatz dazu ist im belassenen Schönort die Naturverjüngung weiter fortgeschritten mit Vogelbeeren und Buchen, aber eben auch ohne Tannen. (vgl. Lässig (2000), S. 56 und Jehl (1995), S. 128 und S. 136ff)

Ähnlich aufschlußreich ist auch die Verteilung der Komponenten auf die Wuchsgebiete in Feistenhäng gemäß Abbildung 5.33. Der approximative  $\chi^2$ -Test verwirft die Unabhängigkeitshypothese ( $\chi^2 = 232.0374$  mit 15 Freiheitsgraden und einem p-Wert  $< 2.2 \cdot 10^{-16}$ ). Die hohe, stark wachsende Komponente 2 bevölkert insbesondere den Windwurf. Da sie zudem keine Toten beinhaltet garantiert diese Komponente die Verjüngung auf dem Windwurf. Allerdings besteht diese Komponente vor allem aus Ahorn und Eschen, was weder zur Diversifikation der Arten auf dem Windwurf, noch zur Wiederbewaldung mit dem ursprünglichen Bergmischwald beiträgt. Die ebenfalls recht kräftige Komponente 6 ist zwar nicht im Windwurf hauptsächlich vertreten, ist aber wie die ebenfalls starke Komponente 2 weder im Alt- noch im späteren Totholz vorhanden. Das genaue Gegenteil gilt für die schwächliche Komponente 1 aus absterbenden Bäumen. Diese befindet sich gemäß Abbildung 5.33 mit unerwartet geringen Anzahlen auf dem Windwurf wieder, sondern bevölkert vor allem das Altholz und das Totholz, wobei natürlich der Totholzsaum zwischen 2000 und 2008 aus dem Altholz hervorgeht. Komponente 3 besiedelt neben den hier vernachlässigten Fichten das Wuchsgebiet der Fichten-Dickung. Ihre vergleichsweise schwache Position in Höhe und Wachstum rührt wohl von dieser Position und stärkerem Verbiss, da die Fichten keine für das Wild attraktive Alternative sind. Da der Windwurf in Feistenhäng geräumt wurde und seitdem kein Ereignis mehr vorkommt, das zu vermehrtem Totholz auf dem Windwurf führen könnte, ist dieser fast frei von liegenden Stämmen. Ein geräumter Windwurf ohne Totholz ist für das Wild ungehindert zugänglich und auf der Fläche behindern die Schlagflurarten seine Bewegung kaum. Dementsprechend hoch ist die Verbissbelastung auf geräumten Windwürfen. Die Komponente 2, welche zum Großteil die Bäume auf dem Windwurf abdeckt ist entsprechender Schädigung durch den Verbiss ausgesetzt (vgl. Darstellung 5.7). Sie überstehen die Verbissbelastung dennoch gut, da das Wild zusätzlich zu den Trieben junger Bäume hier "[...] ein reichliches Angebot nahr- und schmackhafter Pflanzen [...]" (Jehl (1995), S. 140) findet.

Umso mehr und umso größere Volumina an liegendem Totholz befinden sich auf dem

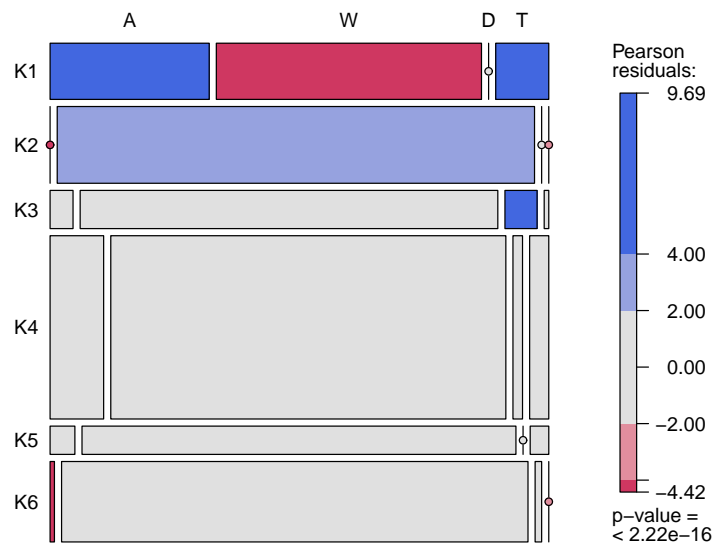


Abbildung 5.33: Mosaikplot für Komponenten und Wuchsgebiete (A=Altholz, W=Windwurf, D=Dickung und T=Totholz) in Feistenhäng

Gebiet des ehemaligen Altholzes, jetzt Totholz (vgl. Abbildungen 5.20 und 5.21). Dieses Totholz kann der Verjüngung allerdings auch weder Schutz noch Nahrung liefern, da die hier siedelnden Bäume vor allem zu Komponente 3 gehören. Außerdem ist hier mit geringerer Ablenkung des Wildes durch ein alternatives Angebot zu rechnen.

Auch wenn es nur insgesamt vier Stück in Feistenhäng gibt, so verhindern die bestehenden Wurzelteller doch signifikant, dass ohnehin schwache Bäume sterben, indem sie die Chance erhöhen, zumindest in Komponente 4 zu landen. Tabelle 5.9 bestätigt, dass Wurzelteller und vor allem die Baumstümpfe darauf eine gute Fläche bilden für Verjüngung. Abbildung 5.34 zeigt die Ansiedelung von jungen Bäumchen auf Baumstümpfen (links) und das Ergebnis (rechts). Bei letzterem handelt es sich um einen Baum in Feistenhäng, der sich auf einem Stumpf ansiedelte und ihn umschloß. Die Vermoderung des Stumpfes nährte den baum wohl bis er dann über die Zeit hinweg vollständig weggemodert ist und so ein Loch hinterließ.



Abbildung 5.34: Ansiedelung eines Baumes auf einem Stumpf (links) und erwachsener Baum in Feistenhäng (rechts), der um einen mittlerweile vollständig vermodertem Stumpf wuchs (eigene Photos)

## Kapitel 6

# Hochlagenwald

### 6.1 Die Waldabteilung Gfeichtethöh

#### 6.1.1 Die Daten der Gfeichtethöh

Als Untersuchungsgebiet für belassene Windwürfe in den Hochlagen dient uns eine Fläche in der Waldabteilung Gfeichtethöh auf einer Höhe von 1140-1180m ü.NN. Es handelt sich um einen Berg-Fichtenwald mit vereinzelt Vogelbeeren. Das Kriterium für die Auswahl dieses Waldortes ist seine Größe, er beinhaltet nämlich die bedeutendste Sturmwurffläche in den Hochlagen des Nationalparks. Die Fläche des untersuchten Windwurfs beträgt 0,82ha mit einem Umfang von 480m. Auch ist diese Waldabteilung eine der am weitestgehend renaturierten. Aufgrund der schlechten Zugänglichkeit der Waldabteilung Gfeichtethöh und fehlender Erschließungsmöglichkeiten war sie von jeher nur schwach bewirtschaftet. Auch war sie mit allen anderen Abteilungen der Hochlagen im Rachel-Lusen-Gebiet eine der ersten, die 1972 zum Reservat erklärt wurden. Seitdem fanden gar keine forstlichen Eingriffe mehr statt. (vgl. Jehl (2001), S. 53ff)

Im Jahr 1992 wird ein 390m langer Transekt mit 39 Quadraten in der naturbelassenen Windwurffläche auf der Gfeichtethöh eingemessen und vermarktet. Nach 220m gibt es einen Transektknick, so daß die Quadrate 1-22 in Abschnitt A und die Quadrate 23-39 in Abschnitt B zu finden sind. Es gibt zwei Wiederholungsaufnahmen im Jahr 1997 und in den Jahren 2002 bzw. 2004. Die letzte Strukturaufnahme beginnt im Herbst 2002, muss wegen hohen Unfallrisikos nach neuerlichen Windwürfen abgebrochen werden und kann erst im Jahr 2004 vervollständigt werden. Dennoch unterstelle ich auch hier weitgehend äquidistante Meßpunkten..

Der Transekt umfaßt die Bestandssituationen des geschlossenen Altholzes, des stehenden Totholzes und des belassenen Windwurfs. Die acht Probequadrate 14-21 auf der

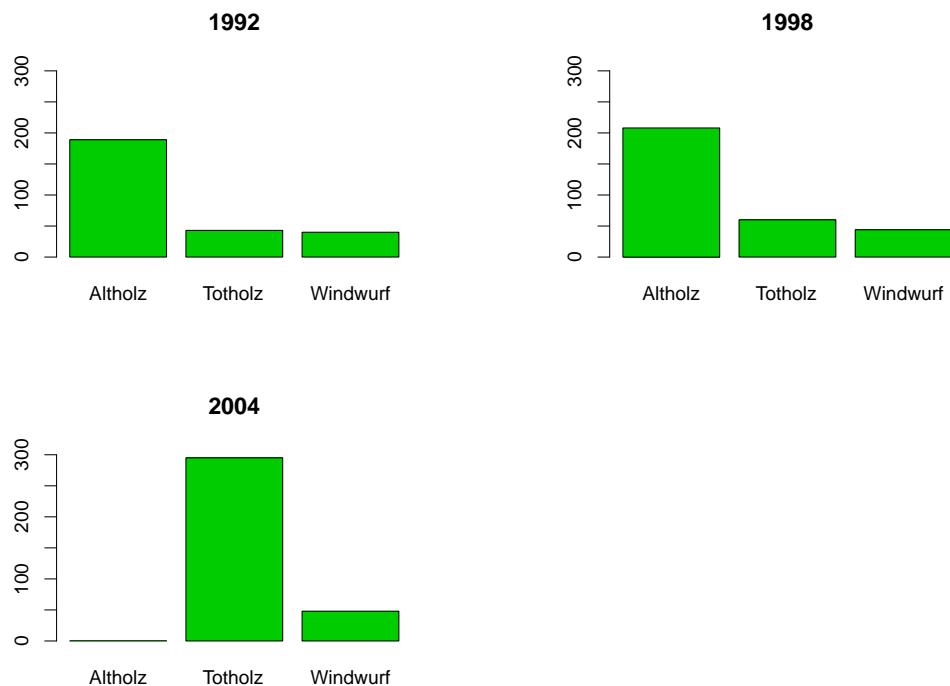


Abbildung 6.1: Wuchsgebiete auf der Gfeichtethöh

Windwurffläche bleiben stets gleich (vgl. Abbildung 6.1). Aufgrund mehrfachen Borkenkäferbefalls nimmt im Laufe der Zeit der Anteil der Probequadrante im Bereich des Altholzes ab und der Anteil der Probequadrante im Totholz zu (vgl. Jehl (2001), S. 121ff): Sind 1992 noch 25 von 39 Quadraten im geschlossenen Altholz, so sind es 1997 nur noch 22 Quadrate und 2004 schließlich kein einziges mehr (vgl. Abbildung 6.1). Dementsprechend steigt die Anzahl der Quadrate im stehenden Totholz von 6 auf 31, da ein großer Teil der Individuen einfach stirbt (vgl. Jehl (1995), S. 65ff und S. 82ff). Diese Abnahme des Altholzes und die Zunahme des Totholzes im Datensatz ist sehr stark (vgl. Abbildung 6.2 und 6.3). Umgestürzte Bäume auf dem Windwurf und noch stehende aber geschädigte Bäume an seinen Rändern sind bruttaugliches Material für den Borkenkäfer, der sich unter günstigen Witterungsverhältnis dann äußerst schnell vermehren und ausbreiten kann. Deshalb haben die belassenen Windwürfe der Untersuchung große Totholzsäume um die eigentliche Windwurffläche. Man geht in den Hochlagen von einem Verhältnis Sturmholz:Käferholz von 1:1,5 aus (vgl. Jehl (2001), S. 83ff).

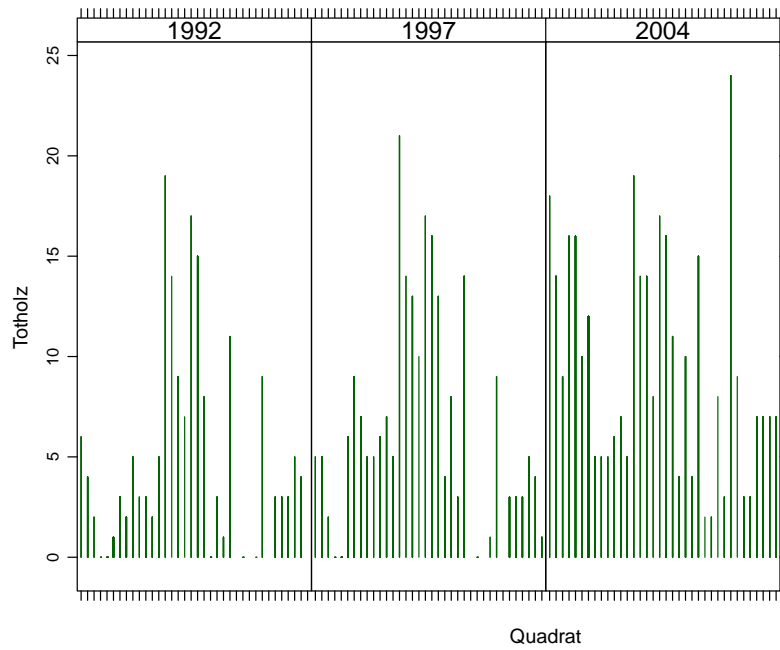


Abbildung 6.2: Anzahl liegenden Totholzes auf den Quadraten in Gfeichtethöh

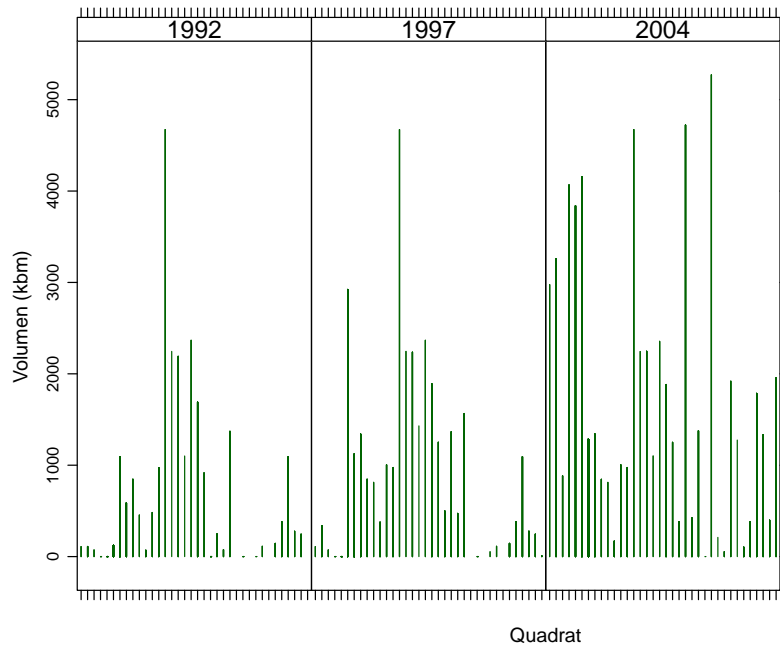


Abbildung 6.3: Volumen liegenden Totholzes auf den Quadraten in Gfeichtethöh



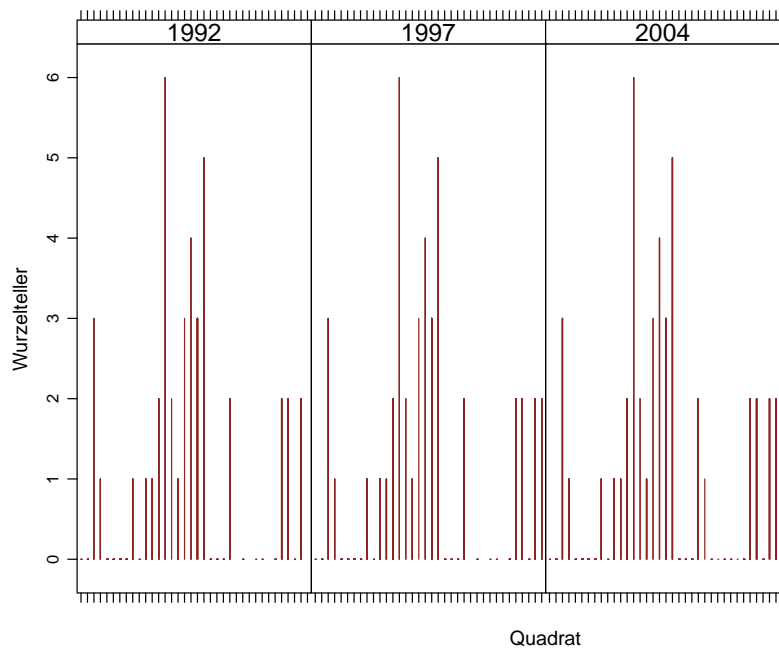


Abbildung 6.4: Anzahl an Wurzeltellern auf den Quadraten in Gfeichtethöh

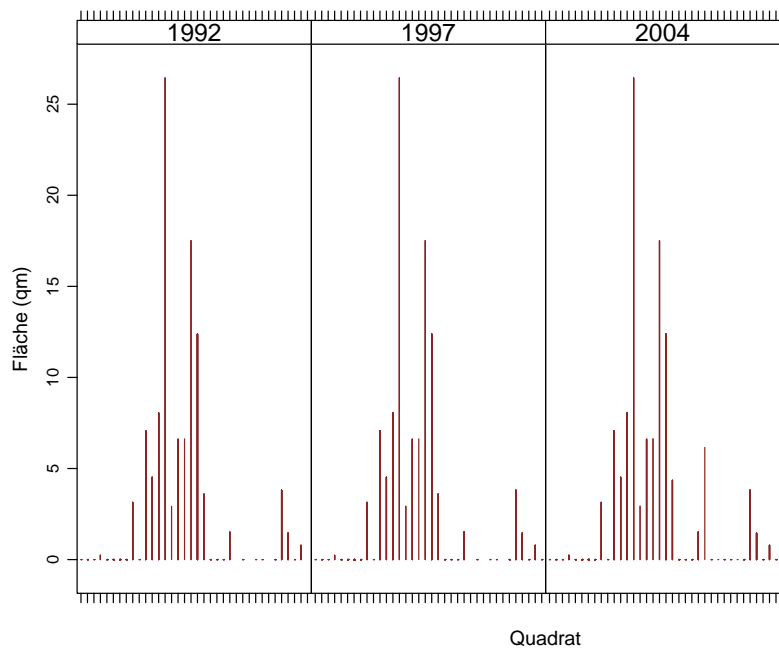


Abbildung 6.5: Fläche der Wurzelteller auf den Quadraten in Gfeichtethöh

Dementsprechend verschiebt sich auch die Konzentration liegenden Totholzes vom Windwurf selbst auf den Totholzsaum um den Windwurf. Wie bereits erwähnt musste die Aufnahme 2002 aufgrund von Stürmen unterbrochen werden und konnte erst später vollendet werden. Diese Stürme haben unter anderem auch viel stehendes Totholz umgeworfen. Unabhängig vom Wuchsgebiet ist grundsätzlich eine große Anzahl an herumliegenden Stämmen vorhanden, wie Abbildungen 6.2 und 6.3 zeigen. Dies ist bei einem belassenen Waldort auch zu erwarten. Unverändert blieben auch die Wurtelteller, die Abbildungen 6.4 und 6.5 ausweisen. Auch die Wurtelteller und Baumstümpfe wurden nicht wieder zurückgeklappt und nicht entfernt. Sie ragen so auf, wie sie durch den umstürzenden Stamm aus dem Boden gerissen wurden (vgl. Jehl (1995), S. 65ff). Dementsprechend groß sind die Flächen freigelegten Bodens.

Obwohl es sich eigentlich um einen Berg-Fichtenwald handelt, werden die Fichten aus

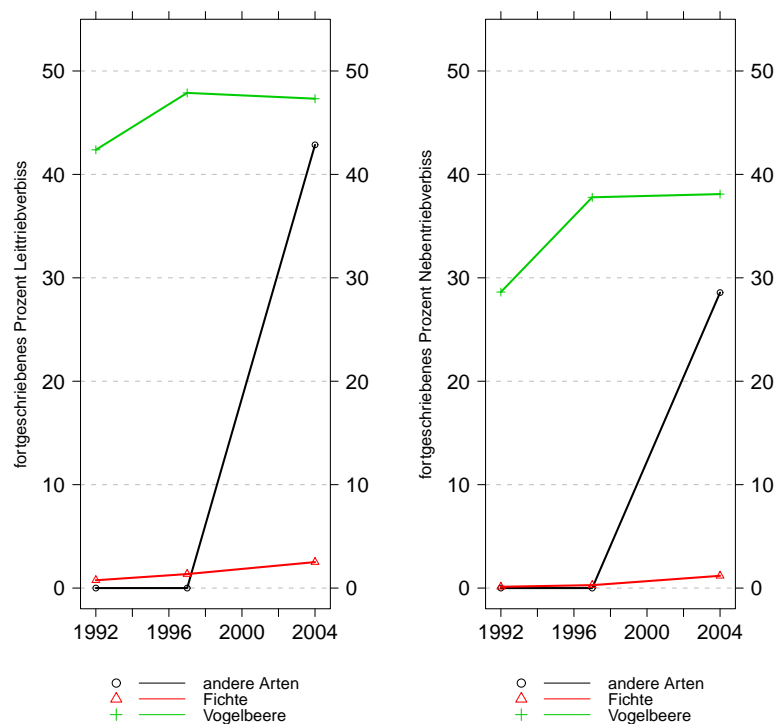


Abbildung 6.6: Verbissprozentanteile in Gfichtethöh: Fortgeschriebener Leit- (links) und Nebentriebverbiss (rechts) (andere Arten = Buchen, Aspen, Weiden, Birken)

der Analyse ausgeschlossen. Damit ist auch die Vergleichbarkeit mit dem Bergmischwald gewährleistet, in dessen Analyse die Fichten ebenfalls unberücksichtigt bleiben. Ich betrachte lediglich Vogelbeeren und andere Laubhölzer. Die Residualkategorie „andere Arten“ beinhaltet Buchen, Aspen, Weiden und Birken, also vor allem wieder Pionierar-

ten, aber auch die wichtige Mischbaumart der Buchen. Sie sind für sich genommen sehr gering vertreten und könnten für die Analyse einzeln keine Bedeutung gewinnen (vgl. Jehl (1995), S. 77ff). Die Fichten dominieren das Gebiet zahlenmäßig bei weitem mit 2109 Individuen (im Vergleich zu den 336 Vogelbeeren und den 7 anderen), weisen laut Abbildung 6.6 allerdings nur minimalen Verbiss auf (vgl. Jehl (1995), S. 82ff). Aussagen über den Verbiss wären damit verzerrt und man würde die Verbisswirkung auf jeden Fall unterschätzen. Denn fast die Hälfte aller Buchen, Aspen, Weiden und Birken wurde laut Abbildung 6.6 im Lauf der Untersuchung mindestens einmal an ihrem Leittrieb verbissen und fast ein Drittel am Nebentrieb. Noch stärker verbissen sind die Vogelbeeren. Abbildung 6.7 stellt wieder die individuellen Höhen in grau und das geglättete Wachs-

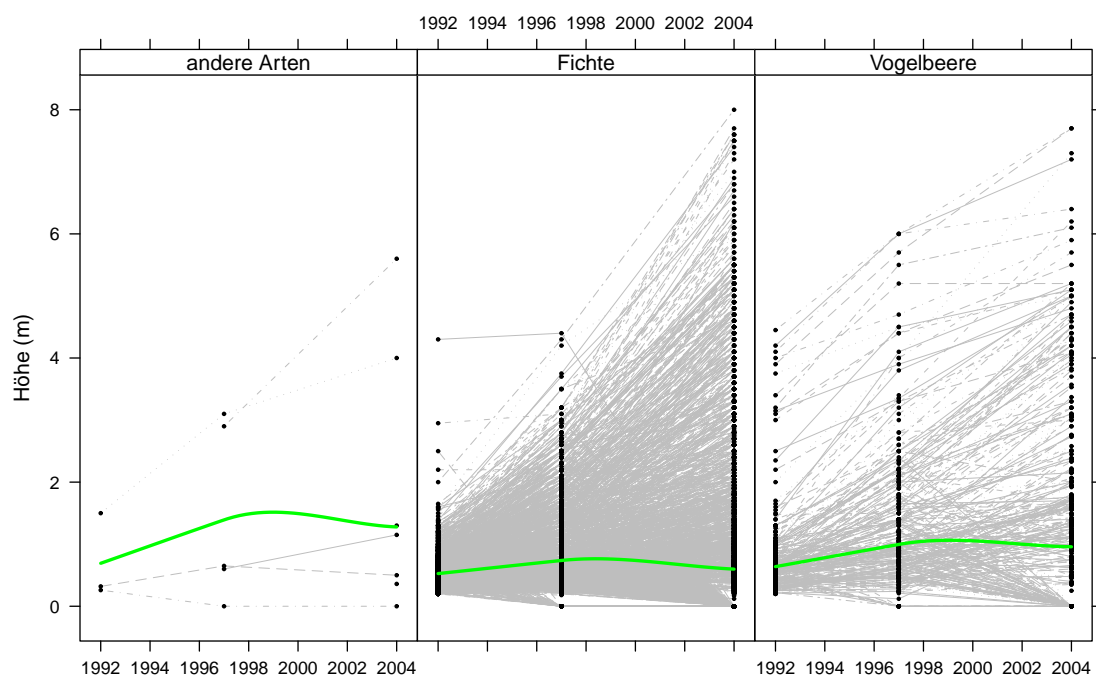


Abbildung 6.7: Höhenentwicklung in Gfeichtethöh (andere Arten = Buchen, Aspen, Weiden, Birken)

tum (LOESS) in grün dar. Man erkennt, dass das Wachstum sowohl der Fichten, als auch der Buchen, Aspen, Weiden und Birken im Untersuchungszeitraum stagniert. Unter der Dominanz der Fichten würde ein Zusammenhang zwischen dem starken Verbiss und dem geringen Wuchs der „anderen Arten“ verschleiert. Die Vogelbeeren wachsen auf der Gfeichtethöh sehr gut, besser als auf dem belassenen Windwurf in der Hanglage. Allerdings sind in Schönort alle Bäume höher als hier.

Aber nicht die Höhe allein, sondern die logarithmierte Höhe ist zusammen mit dem

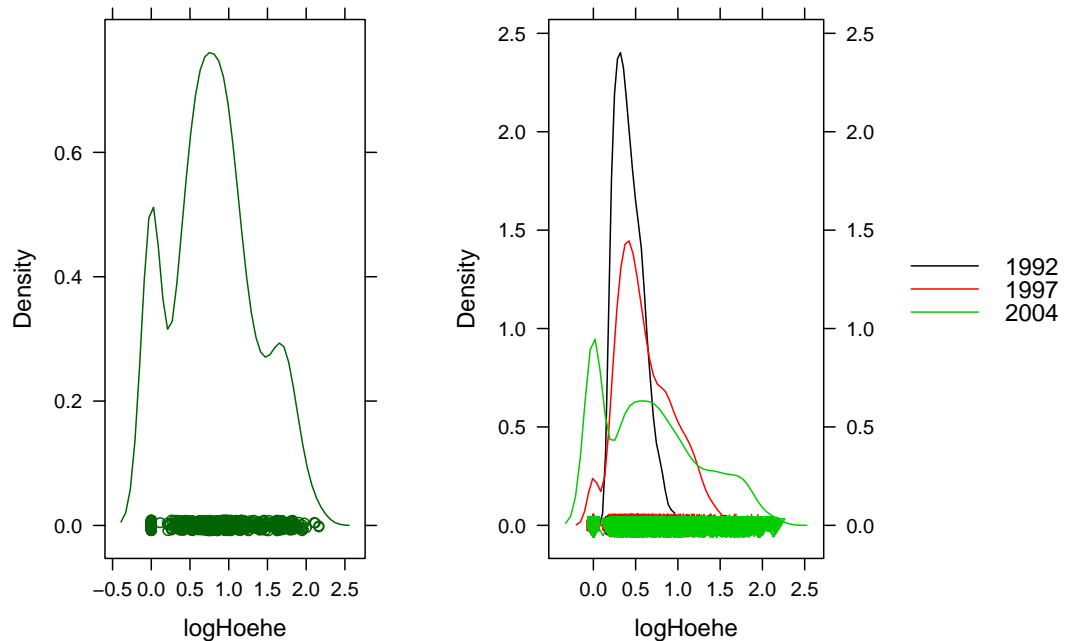


Abbildung 6.8: Verteilung der logarithmierten Höhen in Gfeichtethöh

Tod die Zielgröße der Analyse. Abbildung 6.8 zeigt die aus den Komponenten gemischten Verteilungen für die einzelnen Jahre (rechts) und die aus den Komponenten und den Jahren gemischte Verteilung (links). Die rechte Graphik zeigt die drei Verteilungen 1992, 1997 und 2004 und die linke Graphik zeigt die gemischte Verteilung aus den letzten beiden Jahren. 1992 gibt es noch keine toten Bäume, dafür viele mittelgroße Bäume aus dem Altbestand. Diese Altbestände sterben ab und 1997 zeigt sich eine gemischte Verteilung aus den Toten und einer einfachen Verteilung über die Lebenden. 2004 schließlich zeichnet sich eine dreigipflige Verteilung mit den Toten und einer nochmals gemischten Verteilung über die Lebenden. Man erkennt, dass über die Jahre hinweg viele Jungpflanzen absterben und es nur wenige zu ausreichendem Wachstum bringen. Zusammen ergibt dies die linke Dichte der logarithmischen Höhen mit drei Gipfeln bei den Toten, den mittelmäßig großen und den größeren Bäumen.

### 6.1.2 Das Finite Mixture Model für Gfeichtethöh

Das Finite Mixture Model für den Hochlagenwaldort Gfeichtethöh ist dasselbe Modell, wie bei den beiden Waldorten im Bergmischwald. Die Modellierung mit ihren Annahmen, Ziel- und Einflußgrößen bleibt gleich. Im Gegensatz zum geräumten Windwurf

im Bergmischwald und auch im Gegensatz zum geräumten Hochlagenwald-Windwurf in Ebengfeichtet ist auf der Gfeichtethöh nicht erst die Interaktion der beiden Verbisse ausschlaggebend. Vielmehr wirken sich wie auch auf dem belassenen Bergmischwald-Windwurf in Schönort schon Leit- und Nebetriebverbiss an sich auf die Entwicklung der Verjüngung aus. Es gibt also keinen Interaktionseffekt im linearen Prädiktor.

Schätzt man zunächst mittels des EM-Algorithmus die Finite Mixture LogNormal-Distribution für die gemischte Zielgröße mit ihren Verteilungsparametern und den a posteriori Wahrscheinlichkeiten, so erhält man unter Verwendung der ICL ein Modell mit zwei Komponenten (vgl. Abbildung 6.9). Aber die Verteilung gemäß Darstellung

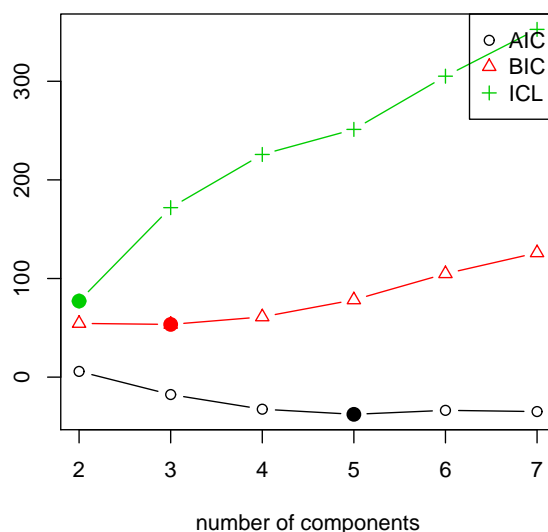


Abbildung 6.9: Informationskriterien des Finite Mixture Models für Gfeichtethöh

6.8 scheint eigentlich nicht bimodal, sondern trimodal. Die Mischung sollte also sinnvollerweise aus mindestens drei Komponenten bestehen. Es zeigt sich nun der Nachteil der ICL, dass sie zu einer Unteridentifikation von Komponenten neigen kann. Aufgrunddessen verlasse ich mich in diesem Fall auf mein graphisches Urteil bezüglich der Komponentenzahl, das sich mit dem BIC in Abbildung 6.8 deckt (vgl. Fonseca (2008), S. 297ff und Biernacki et al. (2000), S. 720ff). In diesem Fall besteht beim BIC auch kaum die Gefahr eines Overfittings, da es sich um nur drei Komponenten dreht, die noch dazu deutlich in den Dichten zu erkennen ist.

Außerdem hat die Lösung mit drei Komponenten auch noch gute Zuordnungsverhältnisse. Tabelle 6.1 weist für das 3-Komponenten-Modell gute Verhältniswerte für die Anzahl der einer Komponente zugeordneten Bäume im Vergleich zur Anzahl derjenigen mit ei-

ner ausreichenden a posteriori Wahrscheinlichkeit. Wie sich in der Auswertung zeigen wird (vgl. Darstellung 6.12) sind sich Komponente 1 und 3 zwar durchaus ähnlich und haben zahlreiche Überschneidungen, dennoch besteht der feine Unterschied, dass sich in Komponente 1 überhaupt keine toten Bäume befinden, während Komponente 3 solche enthält.

Betrachten wir wieder die Qualität der Zuordnung zu den Komponenten aus den ge-

	a priori	Größe	a posteriori>0	Verhältnis
	Finite Mixture ICL			
Komponente 1	0,790	459	568	0,808
Komponente 2	0,210	125	399	0,313
	logLik 10,0998 (df=13)			
	Finite Mixture BIC			
Komponente 1	0,126	79	219	0,361
Komponente 2	0,644	401	550	0,729
Komponente 3	0,230	104	503	0,207
	logLik 87,5082 (df=19)			

Tabelle 6.1: Komponentenstatistiken für Modelle mit 2 und 3 Komponenten

schätzten a posteriori Wahrscheinlichkeiten des EM-Algorithmus anhand des Rootograms in Abbildung 6.10. Man erkennt, dass die Zuordnung zur ersten Komponente noch ausgeglichen ist mit vielen Individuen, die entweder deutlich dazugehören oder eben nicht. Die Zuordnung wird für die zweite und die dritte Komponente ist zwar weniger ausgeglichen, aber man hat dennoch eindeutige Mitglieder ( $\hat{p}_{ik} = 1$ ) bzw. Nicht-Mitglieder ( $\hat{p}_{ik} = 0$ ). In Komponente 2 ist die Mitgliedschaft besser erkennbar, als die Nicht-Mitgliedschaft. Dagegen ist die Anzahl der Individuen mit einer deutlichen Zuordnung zu Komponente 3 recht schlecht, während die Abgrenzung derjenigen, die nicht dazugehören gut funktioniert. Insgesamt ergibt sich damit eine zufriedenstellende Separierung der Komponenten anhand der a posteriori Wahrscheinlichkeiten aus dem EM-Algorithmus.

Mit dem Newton-Raphson-Algorithmus werden nun wieder die Modellparameter und ihre Varianzen geschätzt und mit einem einfachen Test gegen Null getestet. Auch bei der Interpretation dieser Parameterschätzer ist auf die Dummy-Codierung und auf die spezielle Umrechnung der Zielgröße zu achten. Die Zielgröße des Modells ist nämlich  $E(\log(y_i + 1))$ . Entsprechend der Codierung hat die Variable „Jahr 2004“ in Tabelle 6.2 die vorherige Aufnahme von 1997 als Referenz und gibt das Wachstum seitdem wieder. Referenz der Verbisse (in Tabelle 6.2 sind die Abkürzungen wie zuvor

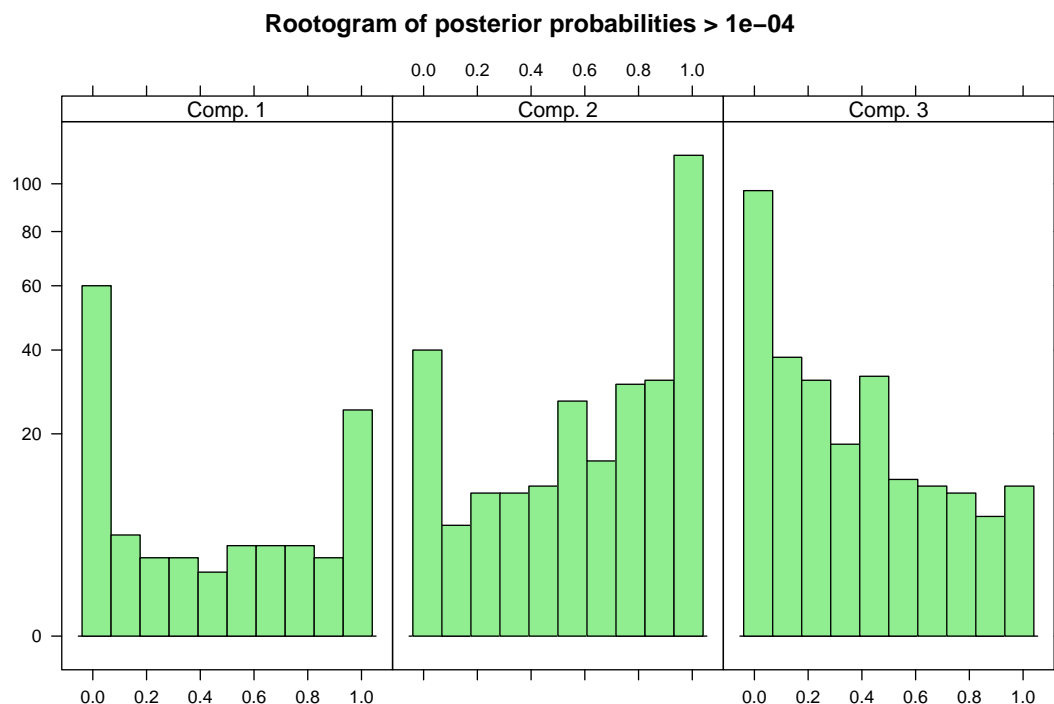


Abbildung 6.10: Rootogram der Komponentenzugehörigkeiten des Finite Mixture Modells für Gfeichtethöh

LTV=Leittriebverbiss und NTV=Nebetriebverbiss) sind die unverbissenen Bäume. Abbildung 6.11 und Tabelle 6.2 zeigen die folgenden Ergebnisse für Gfeichtethöh: Die beiden festen Effekte sind von Null verschieden und weisen wieder die ihnen entsprechende sinnvolle Richtung auf. Mit dem Absterben der Bäume sinkt die mittlere Höhe, so wie es modelliert wurde. Mit steigender Ausgangshöhe steigt auch die zu erwartende Höhe, d.h. je größer ein Baum bei seiner Erstaufnahme schon war, umso größer ist auch seine Überlebenschance. Diese Tatsache gibt allerdings keiner Art einen Vorsprung, da ihre Baseline-Höhen weitgehend gleich sind, außer dass es bei den Vogelbeeren ein paar größere Ausreißer gibt.

Die Komponenten sind entsprechend ihrer spezifischen Parameterschätzer  $\hat{\beta}_{2,k|t}$  zu interpretieren, wobei ich mich auf das Vorzeichen und die Größenordnung beschränke.

**Komponente 1** beinhaltet die grundsätzlich größeren Bäume (Intercept 0,5953), die auch am stärksten wachsen. Diese Bäume zeigen sich sowohl vom Nebetriebverbiss, als auch vom Leittriebverbiss vollkommen unbeeindruckt, da beide keine signifikanten Effekte haben.

**Komponente 2** beinhaltet die mittelgroßen Bäume (Intercept 0,368), die am wenig-

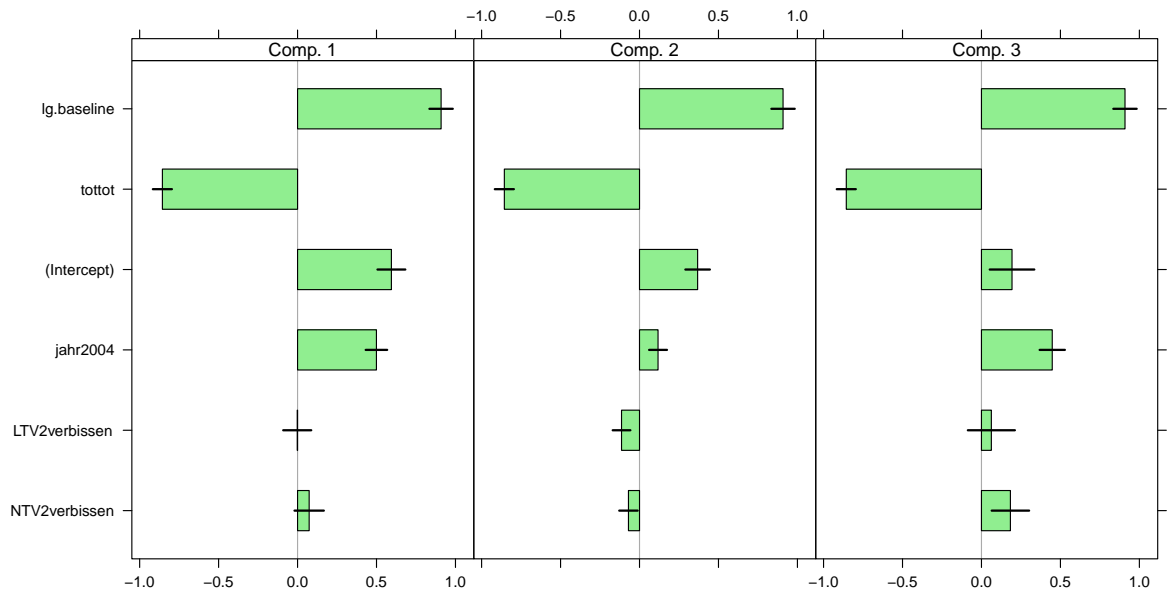


Abbildung 6.11: Parameter des Finite Mixture Models für Gfeichtethöh

sten wachsen können (kleinster mittlerer Zuwachs an Höhe im Vergleich zu 1997). Das verminderte Wachstum ist wohl den beiden signifikanten negativen Verbiss-effekten zuzuweisen, wobei insbesondere vom Leittriebverbiss geschädigte Bäume eine um im Mittel 0,1138 geringere Höhe auf der Log-Skala aufweisen als unverbissene. Von dieser Komponente ist langfristig das größte Sterberisiko zu erwarten.

**Komponente 3** beinhaltet die kleineren Bäume, auch wenn die Varianz des Intercepts recht groß ist und die Bäume in dieser Komponente sich dahingehend durchaus unterscheiden können. Sie können zwischen 1997 und 2004 nämlich auch fast so stark wachsen wie diejenigen in Komponente 2. Dieses starke Wachstum der kleineren Bäume wird noch gefördert durch einen signifikanten positiven Effekt des Nebentriebverbisses, denn an ihren Nebentrieben verbissene Individuen sind im Mittel 0,1833 höher als unverbissene. Der Grund liegt wohl wieder in einer Art natürlicher Beschneidung zu einem günstigen Zeitpunkt. Der Leittriebverbiss hat für die Bäume in dieser Komponente keine Bedeutung.

Zusammenfassend gilt für den naturbelassenen Hochlagen-Waldort Gfeichtethöh, dass sich seine Baumpopulation bezüglich der Verbisswirkung in drei Komponenten aufteilt, nämlich in unbeeinträchtigte größere Bäume mit entsprechend starkem Wachstum, in stark beeinträchtigte mittelgroße Bäume und in kleinere Bäume, deren Wachstum vom Nebentriebverbiss gefördert wird. Damit spielt für die Mitgliedschaft in den Kom-



	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>feste Effekte</b>				
Tod	-0,8561	0,0308	-27,7639	<2e-16
Baseline	0,9091	0,0378	24,0620	<2e-16
<b>Komponente 1</b>				
Intercept	0,5943	0,04506	13,1888	<2e-16
Jahr 2004	0,4994	0,0347	14,3757	<2e-16
LTV	-0,0022	0,0453	-0,0476	0,9620
NTV	0,0735	0,0474	1,5492	0,1213
<b>Komponente 2</b>				
Intercept	0,3680	0,0396	9,2828	<2e-16
Jahr 2004	0,1173	0,0289	4,0557	4,999e-05
LTV	-0,1138	0,02863	-3,9775	6,963e-05
NTV	-0,0700	0,0298	-2,3481	0,0189
<b>Komponente 3</b>				
Intercept	0,1935	0,0721	2,6847	0,0073
Jahr 2004	0,4484	0,0408	10,9787	<2,2e-16
LTV	0,0627	0,0760	0,8250	0,4094
NTV	0,1833	0,0605	3,0279	0,0025

Tabelle 6.2: Parameter des Finite Mixture Models für Gfeichtethöh

ponenten also die zeitliche Dimension der Entwicklung und Entwicklungsphasen von Jungpflanzen eine wichtige Rolle. Eine sinnvolle Reihenfolge bezüglich Verbissresistenz, Wachstum und Überleben von der stärksten zur schwächsten Gruppe könnte sein

$$1 > 3 > 2$$

### 6.1.3 Die Komponenten der Finite Mixture von Gfeichtethöh

Betrachten wir zunächst wieder die Entwicklung der Zielvariable in den unterschiedlichen Komponenten, d.h. das Wachstum ihrer Mitglieder und das mittels LOESS geglättete Wachstum über alle hinweg in Abbildung 6.12. Man erkennt deutlich das unterschiedliche Wachstum. Die Mitglieder aller Komponenten können wachsen, aber nicht in gleicher Weise. Die LOESS-Gerade (in grün) weist unterschiedliche Steigungen auf. Viel wichtiger aber ist, dass man erkennt, wie sich die Sterbenden und Toten in der von beiden Verbissarten stark beeinträchtigten zweiten Komponente konzentrieren. In Komponente 1 stirbt keiner einziger Baum und in Komponente 2 nur ganz wenige.

Nun stellt sich wieder die Frage nach den Determinanten der Komponentenmitglieds-

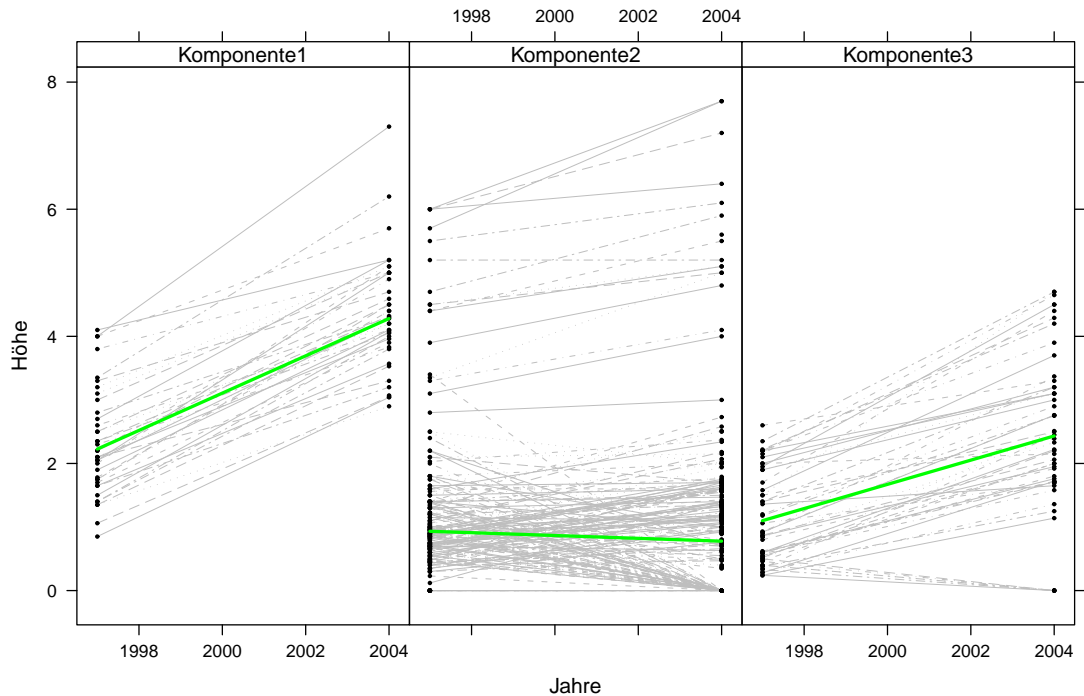


Abbildung 6.12: Höhenentwicklung in Gfeichtethöh

schaft. Diese ist hier besonders wichtig, da sie wohl die Determinanten des Überlebens auf der Gfeichtethöh sind. Schließlich gibt es nur eine einzige Komponente, deren Mitglieder in großer Zahl nicht überleben. Aufgrund der geringen Artendiversität und einer sehr geringen Vertretung aller anderen Arten außer Vogelbeeren und Fichten, kann man keine artenspezifischen Neigungen zu besonderer Schwäche oder Stärke ausgedrückt in Komponentenmitgliedschaft identifizieren (approximativer  $\chi^2$ -Test mit 2 Freiheitsgraden,  $\chi^2 = 3,7016$ , und  $p=0,1517$ ). Im Generalized Linear Mixed Model wird die Art deshalb nicht mehr berücksichtigt. Interessant ist dennoch, dass alle Laubbäume der Kategorie anderer Arten sich in der Komponente 2 anfälliger Bäume befinden, während sich die Vogelbeeren weitgehend gleichmäßig verteilen.

Statt der Arten betrachten wir die lokalen Gegebenheiten und ihren Einfluss genauer, denn sowohl der Abschnitt (vgl. Abbildung 6.13), als auch das Wuchsgebiet (vgl. Abbildung 6.14) spielen eine wichtige Rolle. Die  $\chi^2$ -Tests (mit approximativer Prüfverteilung) ergeben für beide Ortsgrößen einen signifikanten Einfluss, der sich auch in den Mosaikplots widerspiegelt. Die schwache und verbissanfällige Komponente 2 befindet sich vor allem auf dem zweiten Abschnitt nach dem Transektenknick, d.h. auf den Qua-

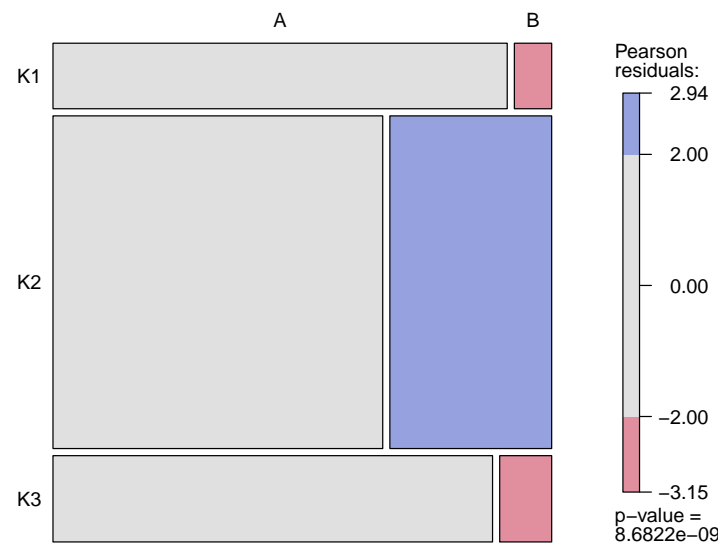


Abbildung 6.13: Mosaikplot für Komponenten und Abschnitte in Gfeichtethöh

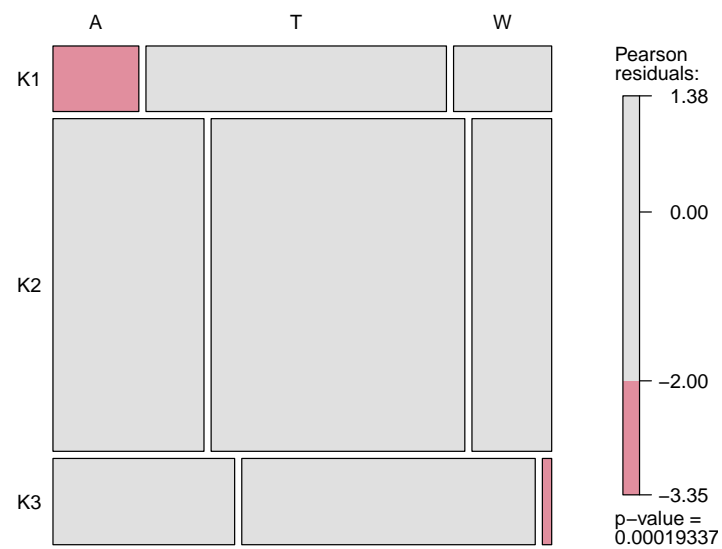


Abbildung 6.14: Mosaikplot für Komponenten und Wuchsgebiete (A=Altholz, T=Totholz und W=Windwurf) in Gfeichtethöh

draten 23-39, während die anderen beiden auf diesem Abschnitt unterrepräsentiert sind (vgl. Abbildung 6.13). Die Windwurffläche wird abgedeckt von den Probequadraten 14 bis 21 des Abschnitts A. Auf ihr befinden sich also weniger Vertreter von Komponente 2, weshalb die Windwurfverjüngung aus Individuen mit guten Überlebenschancen besteht oder andersherum ausgedrückt schützen die Gegebenheiten auf dem Windwurf die Bäume davor in Komponente 2 zu fallen. Aber gemäß Abbildung 6.14 sind auch Mitglieder von Komponente 3 deutlich weniger im eigentlichen Windwurf vertreten als man erwartet, was bedeutet, dass der Windwurf für die Verjüngung doch unwirtlicher und gefährlicher ist. Eine eindeutige Aussage ist also schwierig, weil sich auch die besonders kräftige Komponente 1 bezüglich des Windwurfs indifferent verhält. Dasselbe gilt in Abbildung 6.14 für die anfällige Komponente 2, für die man keine Aussage machen kann. Für den Altbestand ist der Befund aber eindeutig. Die größeren und kräftigeren Bäume sind im Altholz unterrepräsentiert, was aber daran liegt, dass dieses im Lauf der Zeit vollständig abstirbt und dann den Totholzsaum um den Windwurf bildet (vgl. Abbildung 6.1). Totholzsäume wiederum sind beliebte Aufenthaltsorte für das Wild, da sich dort die krautige Vegetation und die Gehölzverjüngung üppig entwickeln und diese Zonen in den ersten Jahren nach dem Absterben der Altbäume gut begehbar sind (vgl. Jehl (1995), S. 87ff). Deshalb kann sich dort auch keine starke und überlebensfähige Verjüngung durchsetzen, welche diese Unterrepräsentation relativiert.

Wichtig für die Verjüngung eines Windwurfs im Bergfichtenwald sind Kleinstandorte wie Baumstümpfe, Moderholz und Wurzelteller (vgl. Abbildung 6.4 und 6.5). Sie sind vielfältige Ansiedlungsmöglichkeiten und wichtige Trittsteine für die Etablierung gegenüber der Konkurrenz. Die Krautschicht ist in Bergfichtenwäldern sehr üppig, erst recht in Windwürfen, wo sie vermehrt Licht bekommt. Baumstümpfe, liegendes Totholz und der durch Wurzelteller freigelegte Mineralboden sind meist die einzigen, von derartiger Konkurrenzvegetation freien Bereiche (vgl. Detsch et al. (1994), S. 588 und Jehl (2001), S. 71ff). Tatsächlich stellt sich auch auf der Gfichtethöh der Befund ein, dass sich die Bäume der kräftigeren Komponente 3 vor allem auf Quadraten mit größerem Totholzvolumen wiederfinden. Ihr starkes Wachstum, das dem der robusten Komponente großer Bäume fast gleich kommt und das sich mit dem Beschneiden durch Nebetriebverbiss noch verstärkt, verdanken sie anscheinend diesem zusätzlichen Nährstofflieferanten. Andererseits steht auch den schwachen und anfälligen Bäumen der Komponente 2 vergleichsweise viel Totholz gegenüber, das ihnen allerdings weder ausreichend Nährstoffe, noch Schutz zu bieten scheint. Aber die Bäume der Komponente 2 stehen vor allem auf Abschnitt B, auf dem sich in den ersten Aufnahmen gemäß Abbildung 6.2 noch wenig liegendes Totholz befindet. Erst nach den erneuten Stürmen 2002, wegen

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>fixe Effekte</b>				
Intercept	0,1739	0,2804	0,6203	0,53506
Altholz	0,37910	0,2300	1,6480	0,09935
Totholz	0,0021	0,19490	0,0108	0,99135
Wurzelteller	0,4599	0,15190	3,0287	0,0025
Totholzvol.	2,606e-04	9,744e-05	2,6745	0,0075
<b>zufälliger Effekt</b>				
Intercept		1,1936		

Tabelle 6.3: Parameter des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 2 in Gfeichtethöh

denen die zweite Wiederholungsaufnahme auch unterbrochen wurde, befinden sich hier größere Mengen liegenden Totholzes, so dass seine tatsächliche Bedeutung für die Komponente 2 noch nicht endgültig bewertet werden kann.

Das Generalized Linear Mixed Model liefert nur für diese Komponente 2 signifikante Umwelteinflüsse (vgl. Tabelle 6.3). Komponente 2 enthält fast alle sterbenden Bäume und damit wären die genannten Einflüsse als Determinanten des Überlebens zu betrachten. Aber die Ergebnisse in Tabelle 6.3 sind mit Vorsicht und im Licht obiger Bemerkungen zu betrachten. Das Ergebnis, dass mit der Anzahl der Wurzelteller und mit der Größe des Totholzvolumens auf einem Quadrat für die dortigen Bäume auch das Risiko steigt zu Komponente 2 zu gehören und abzusterben, sagt nichts über die wahre Bedeutung des Totholzes für die Verjüngung aus. Denn Komponente 2 befindet sich wie gesagt in einem Bereich, in dem erst 2002 durch einen Sturm soviel Totholz geworfen und soviele Wurzelteller aufgerichtet wurden. Die Bäume auf diesem Gebiet waren aber vorher schon verbissanfällig und schwach, unabhängig vom Totholz bzw. eigentlich wegen des bis dahin fehlenden Schutzes durch tote Stämme (vgl. Abbildung 6.2 und 6.3). Letztendlich ist für die Komponenten in Gfeichtethöh vor allem die zeitliche Dimension des Entwicklungsstadiums und die örtliche Dimension des Standorts ausschlaggebend.

## 6.2 Der Waldort Ebengfeichtet

### 6.2.1 Die Daten von Ebengfeichtet

Als Untersuchungsgebiet für geräumte Windwürfe in den Hochlagen dient uns der Waldort Ebengfeichtet. Es handelt sich um einen Fichten-Hochlagenwald auf einer Höhe

von 1200-1250m ü.NN. Der Windwurf stammt von Stürmen im Herbst 1984. Die Erstaufnahme erfolgt acht Jahre später 1992. Darauf folgen noch zwei Aufnahmen 1997 und 2004, welche in die folgende Analyse eingehen. Aus der Erstaufnahme wird die Baseline-Höhe verwendet und die Information über den Leit- und Nebetriebverbiss wird über seine Fortschreibung gerettet. Da die meisten Daten der letzten Aufnahme eigentlich schon aus dem Jahr 2002 stammen, kann man durchaus von Äquidistanz der Zeitpunkte ausgehen. Die eigentliche Drittaufnahme musste 2002 abgebrochen werden und konnte erst zwei Jahre später beendet werden. Ein Sturm fegte über die gesamte Hochlage des Bayerischen Waldes und betrifft genauso die 2002 abgebrochene und 2004 wiederaufgenommene dritte Erhebung des belassenen Windwurfs auf der Gfeichtethöh.

Der Transekt ist insgesamt 280m lang und macht einen Knick nach den ersten 90m,

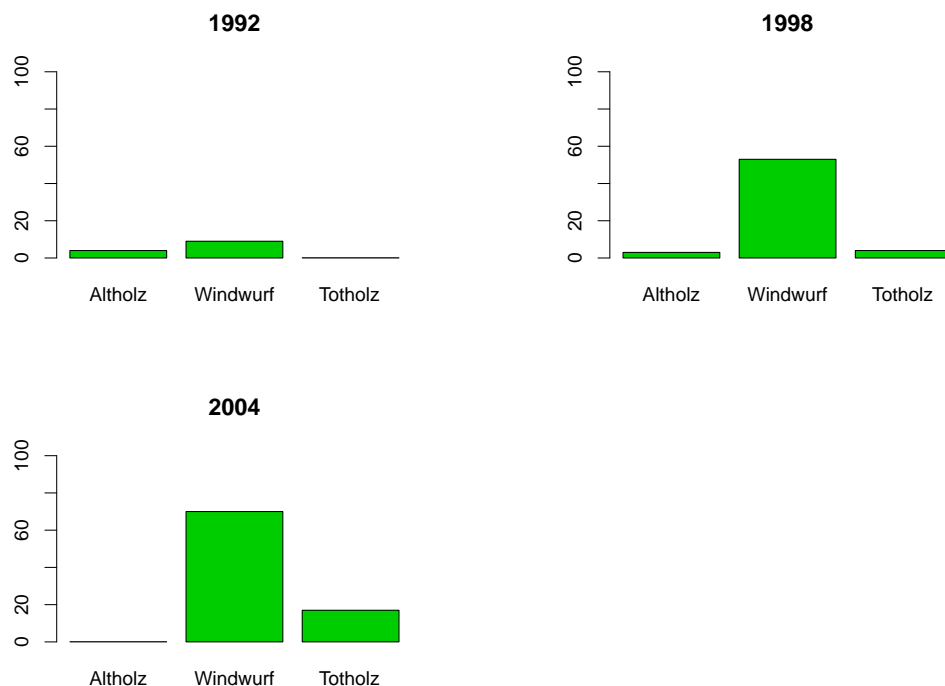


Abbildung 6.15: Wuchsgebiete in Ebengfeichtet

der den Transekt in zwei Abschnitte A und B unterteilt. Die Quadrate 1-9 gehen in Abschnitt A, die Quadrate 10-28 in Abschnitt B ein. Eine weitere Besonderheit ist, dass der Transekt an der Grenze zum Nationalpark Sumava und damit an der Landesgrenze zur Tschechischen Republik liegt (vgl. Anhang A). Aufgrunddessen werden die Probequadrate 23, 24 und 25 nicht erfasst. Man hat also insgesamt 25 Quadrate, deren Bestandsituation und ihre Entwicklung in Abbildung 6.15 dargestellt sind. Zunächst um-

fassen die Daten nur Beobachtungen des intakten Altholzes und des Windwurfs selbst. In der zweiten und der dritten Aufnahme weitet sich der Windwurf allerdings immer weiter auf den Bereich des Altholzes aus. Außerdem sterben Teile des Altbestandes, bis alle verbliebenen Quadrate im Totholzgebiet liegen (vgl. Jehl (1995), S. 121ff): Sind 1992 noch 9 Quadrate im geschlossenen Altholz, so sind es 1998 nur noch 2 Quadrate. Auch in den Hochlagen hat das Räumen des Windwurfs die extensive Ausbildung eines Totholzsaums um den Windwurf nicht verhindern können (Tomiczek (2003), S. 9ff). 2004 gibt es dann auf 3 Quadraten Totholz und den gesamten Rest umfasst der Windwurf. Die nach der Datenaufbereitung im Datensatz verbliebenen Bäume verteilen sich entsprechend der oben erläuterten Entwicklung auf die Wuchsgebiete. Man erkennt in Abbildung 6.15 aber nicht nur die Ausweitung des Windwurfs, sondern auch seine Verjüngung, denn über die Jahre hinweg gibt es hier immer mehr beobachtete Individuen, die neu hinzukommen. 1992 ist der geräumte Windwurf noch weitgehend eine Freifläche, während er 2004 schon recht zahlreich bevölkert ist. Vergleicht man die Abbildungen 5.1, 5.19, 6.1 und 6.15, so gibt es in Ebengfeichtet aber auch zuletzt nur eine sehr kleine Baumpopulation. Obwohl die Fallzahl an sich schon niedrig ist und obwohl

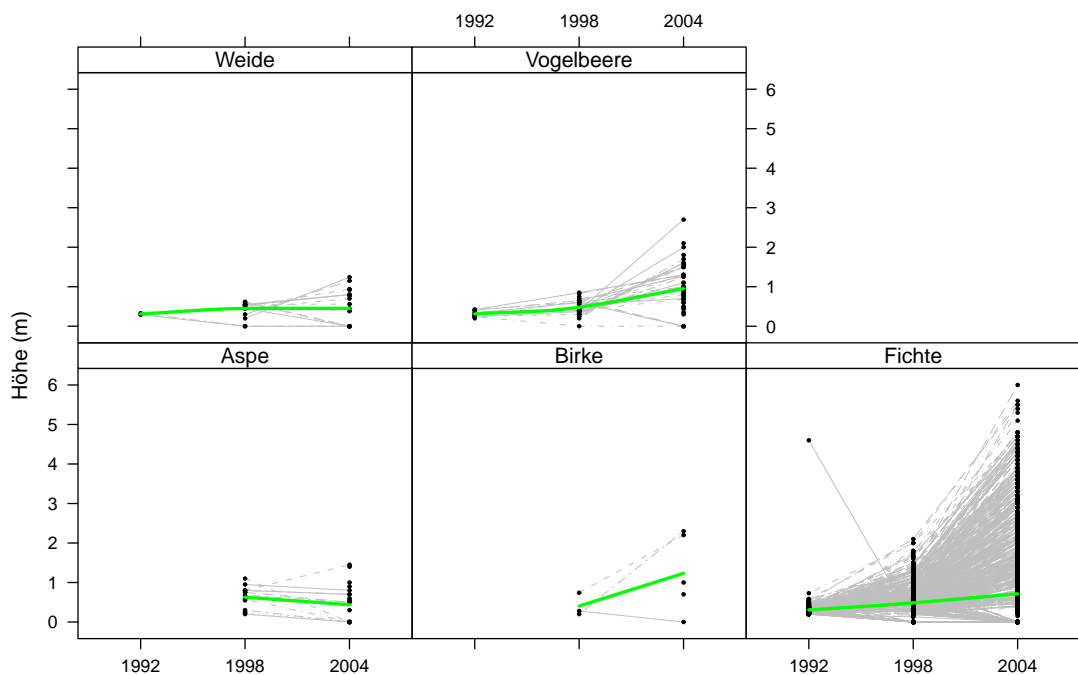


Abbildung 6.16: Höhenentwicklung in Ebengfeichtet

der größte Teil davon Fichten sind, werden diese aus den bereits bekannten Gründen

nicht in der Analyse berücksichtigt. Auch Ebengfeichtet dominieren sie (vgl. Abbildung 6.16), werden praktisch nicht verbissen (vgl. Abbildung 6.17) und sterben dennoch in sehr großer Zahl (vgl. Abbildung 6.16).

Die zentrale Größe der Auswertung ist die Höhe, welche Stärke und Vitalität der Bäume

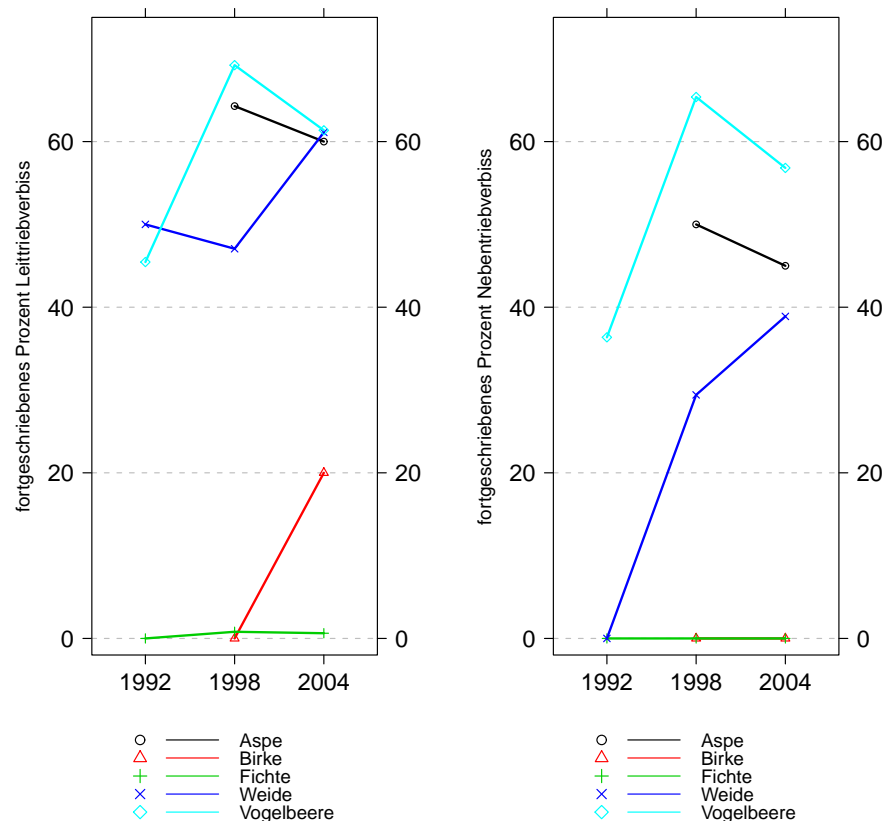


Abbildung 6.17: Verbissprozente in Ebengfeichtet: Fortgeschriebener Leit- (links) und Nebentriebverbiss (rechts)

aufzeigt. Betrachtet man die individuellen (grauen) Verläufe und ihre (grüne) Glättung mittels LOESS, so zeigt Abbildung 6.16 deutliche Unterschiede in den Arten auf. Dabei sticht das starke Wachstum der Birken und Vogelbeeren ins Auge, insbesondere im Vergleich zu den schwach wachsenden Weiden und den absterbenden Aspen.

Die Aspen werden im Lauf der Untersuchung auch stark verbissen, ganz im Gegensatz zu den Birken. Allerdings steht den Vogelbeeren ihr starker Leit- und Nebentriebverbiss nicht ihrem Wachstum entgegen. Insgesamt weist Abbildung 6.17 ziemlich hohe Anteile an Bäumen mit verbissenen leit- und neblrieben aus.

In das Modell geht die Höhe als logarithmierter Wert ein bzw. als Mischung der logarithmierten Höhen mit einem Indikator für abgestorbene Bäume. In Ebengfeichtet



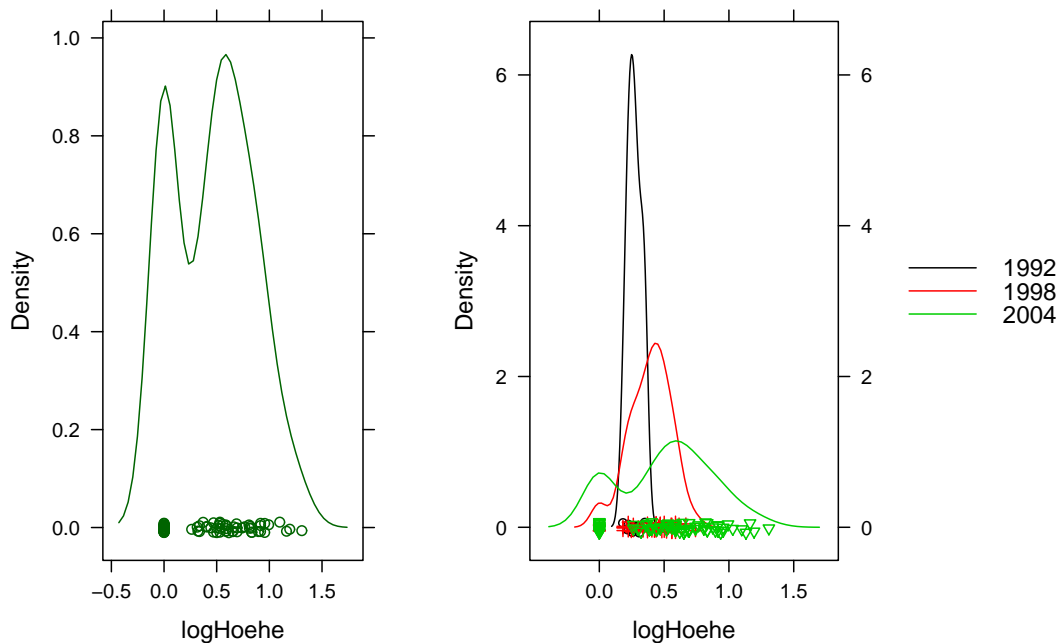


Abbildung 6.18: Verteilung der logarithmierten Höhen in Ebengfeichtet

haben wir es mit vergleichsweise wenig unbeobachteter Heterogenität zu tun. Es wirkt fast so, als bestünde die Mischung nur aus der speziellen Modellierung der Zielgröße für die Multi-state Survivalanalyse, also aus den beiden Komponenten toter und lebender Bäume. Über die beiden Jahre 1998 und 2004, die in diese Analyse eingehen, ist die Zielgröße so verteilt, wie auf der linken Seite von Abbildung 6.18 dargestellt. Auf der rechten Seite sind die Dichten zu den einzelnen Jahren zu sehen. Es zeigt sich einerseits das konstante Wachstum der Bäume, aber andererseits auch das Absterben und die Zunahme des Totholzes. Zudem haben wir es mit immer mehr Verjüngung von geringer Höhe zu tun. Die starke Zunahme der Verjüngung, die erst bei ausreichender Höhe in den datensatz aufgenommen wird, äußerte sich schon in Abbildung 6.15.

### 6.2.2 Das Finite Mixture Model für Ebengfeichtet

Das Finite Mixture Model für Ebengfeichtet hat also die gemischte Variable aus Höhe und Tod mit der gemischt lognormalen Verteilung aus Abbildung 6.18 als Zielgröße, den Tod und die Baseline-Höhe als feste Einflüsse und die Zeit, sowie den fortgeschriebenen Verbiss als komponentenspezifisch variierende Effekte. Im Gegensatz zur Gfeichtethöh weisen Leit- und Nebetriebverbiss allerdings keine eigenständigen Haupteffekte auf, sondern ihre Wirkung beruht auf einem gemeinsamen Interaktionseffekt ( $LTV*NTV$  in

Tabelle 6.5).

Für dieses Modell schätzen wir zunächst mithilfe des EM-Algorithmus die Verteilungsparameter und die a posteriori Wahrscheinlichkeiten der Komponentenzugehörigkeit. Gemäß ICL, aber auch BIC und AIC, erhalten wir als bestes Gesamtmodell eine Finite Mixture mit 3 Komponenten (vgl. Abbildung 6.19). Hier sind sich alle Kriterien einig und die Komponentenstatistiken sind durchweg gut, sogar mit einem Verhältnis  $\frac{n_{Größe}}{n_{aposteriori>0}} = 1$  für Komponente 1 (vgl. Tabelle 6.4). Es gibt keine Überschneidung mit einer anderen Komponente. In Abbildung 6.18 zeigt sich die Dichtefunktion nur zweigipflig, aber in den (Über-) Lebenden steckt wohl doch noch unbeobachtete Heterogenität, die sich in einer weiteren Komponente äußert.

Im Gegensatz zum Bergmischwald lässt sich in den Hochlage eine gleiche Komponentenanzahl für den belassenen und den geräumten Windwurf feststellen. Im Bergmischwald sind nicht nur beide Windwürfe differenzierter als in den Hochlagen, sie sind auch untereinander dahingehend verschieden, dass die Verjüngung auf dem geräumten in Feistenhäng in mehr Komponenten zerfällt.

Entsprechend der einhelligen Identifikation der Mischung durch die Kriterien und ent-

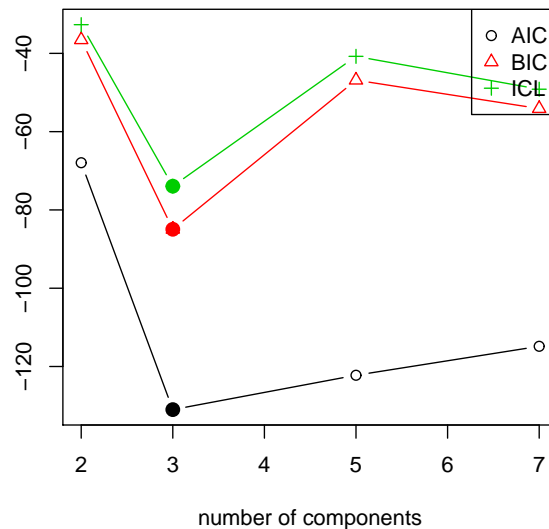


Abbildung 6.19: Informationskriterien des Finite Mixture Models für Ebengfeichtet

sprechend der geringen Kriterienwerte ist auch die Zuordnung der Bäume zu den Komponenten sehr gut. Abbildung 6.20 zeigt diese guten Zuordnungen anhand des Rootograms. Komponente 3 ist dabei am eindeutigsten. Es gibt eine große Anzahl an Bäumen, die eindeutig dieser Komponente zuzuordnen sind. Dementsprechend haben die

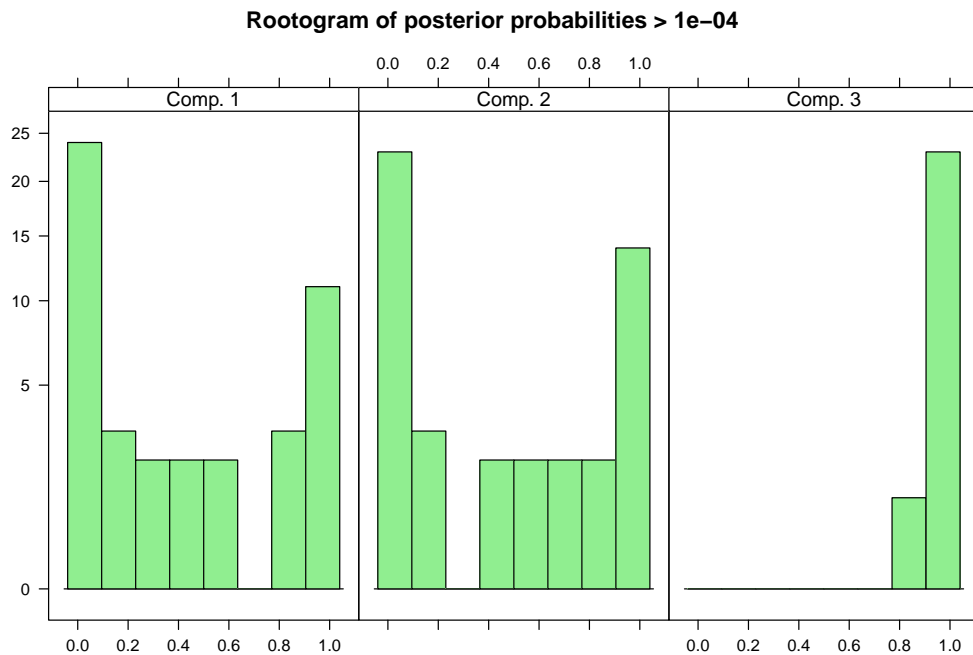


Abbildung 6.20: Rootogram der Komponentenzugehörigkeiten des Finite Mixture Modells für Ebengfeichtet

	a priori	Größe	a posteriori > 0	Verhältnis
Komponente 1	0,285	20	58	0,345
Komponente 2	0,332	24	58	0,414
Komponente 3	0,382	29	29	1,000
logLik 87,5082 (df=22)				

Tabelle 6.4: Komponentenstatistik für Ebengfeichtet

anderen beiden Komponenten große Anzahlen an Bäumen, die auch eindeutig nicht zu ihnen gehören. Komponente 1 und 2 haben darüberhinaus aber auch viele eindeutige Mitglieder mit hohen Zuordnungswahrscheinlichkeiten zu ihnen. Sie haben in Tabelle 6.4 dennoch nur mittelmäßige Verhältniswerte und überlappen. Die Komponenten sind ungefähr gleich groß mit 20-29 Bäumen in jeder Komponente. Diese Anzahlen reichen aber noch aus, um alle notwendigen Parameter zu schätzen. Tabelle 6.5 und Abbildung 6.21 zeigen wieder die Schätzwerte, ihre Varianzen und die statistische Inferenz über die Schätzungen. Da man die Werte an sich aufgrund der Modellierung über  $\log(Höhe + 1)$  ohnehin nicht direkt auf den zu erwartenden Response beziehen kann, ist es wieder angeraten eher Abbildung 6.21 näher zu betrachten. Anhand der 95%-Konfidenzintervalle kann man schließlich sowohl Varianz (Breite der Intervalle), als auch Signifikanz (Ein-

schluß der Null) beurteilen.

Betrachtet man zunächst die festen Populationseffekte, so erkennt man, dass die Baseline-

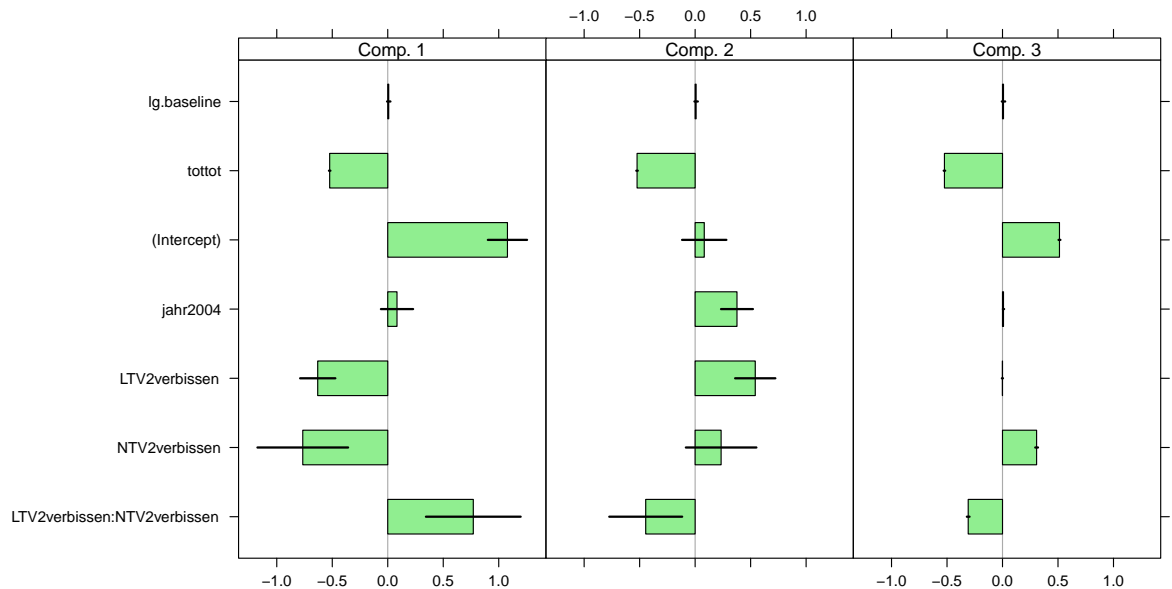


Abbildung 6.21: Parameter des Finite Mixture Models für Ebengfeichtet

Höhe der Bäume bei ihrer Erstaufnahme keine signifikante Bedeutung für ihr Überleben hat, d.h. im Prinzip sind kleine wie große Bäume gleich vital und gleich anfällig. Dies liegt wohl vor allem daran, dass sich nach der Räumung überhaupt erst eine neue Verjüngung bilden muss (vgl. Abbildung 6.15), innerhalb der alle Jungpflanzen auf gleichem Niveau starten. Zur Bestätigung der Modellierung des Survivals hat der Tod wieder einen signifikanten negativen Einfluss auf Höhe und Wachstum.

**Komponente 1** beinhaltet die großen Bäume von Ebengfeichtet, die allerdings nicht mehr signifikant wachsen, zumindest in einem Zeitraum von fast sieben Jahren. Diese Bäume zeigen sich sowohl vom Nebentriebverbiss, als auch vom Leittriebverbiss einzeln betrachtet durchaus in signifikanter Weise beeinträchtigt. Aber der signifikante Interaktionseffekt ist positiv, so dass diese Bäume durch gleichzeitigen Leit- und Nebentriebverbniss einen Wachstumschub bekommen müssten. Am Ende verhindert die Interaktion aber lediglich einen zu starken negativen Effekt der einzelnen Verbissarten für sich genommen.

**Komponente 2** beinhaltet die kleinsten Bäume (nicht signifikant von Null verschiedener Intercept). Allerdings wachsen diese Bäume in dieser Komponente gut und

	Schätzer	Standardfehler	z-Wert	p-Wert
<b>festе Effekte</b>				
Tod	-0,5232	0,0034	-150,7550	<2e-16
Baseline	0,0089	0,0079	1,1382	0,2550
<b>Komponente 1</b>				
Intercept	1,0785	0,0902	11,9584	<2e-16
Jahr 2004	0,0834	0,0740	1,1264	0,2599
LTV	-0,6309	0,0811	-7,7836	7,049e-15
NTV	-0,7657	0,2083	-3,6743	0,0002
LTV*NTV	0,7707	0,2178	3,5392	0,0004
<b>Komponente 2</b>				
Intercept	0,0820	0,1020	0,8039	0,4214
Jahr 2004	0,3771	0,0734	5,1393	2,758e-07
LTV	0,5415	0,0925	5,8526	4,838e-09
NTV	0,2342	0,1622	1,4442	0,1487
LTV*NTV	-0,4452	0,1676	-2,6556	0,0079
<b>Komponente 3</b>				
Intercept	0,5133	0,0044	116,3265	<2,2e-16
Jahr 2004	0,0089	0,0029	3,0315	0,0024
LTV	-0,0009	0,0027	-0,3231	0,7467
NTV	0,3074	0,0064	47,9266	<2,2e-16
LTV*NTV	-0,3090	0,0063	-49,3778	<2,2e-16

Tabelle 6.5: Parameter des Finite Mixture Models für Ebengfeichtet

lediglich bei Leit- und Nebetriebverbiss würde dieser Zuwachs nicht ausreichen, um das Überleben zu sichern.

**Komponente 3** beinhaltet die kleinen Bäume, die kaum noch wachsen. Dieses Wachstum könnte noch gefördert werden durch einen signifikanten positiven Effekt des Nebetriebverbisses, so wie es auch bei einer inhaltlich ähnlichen Komponente in Gfeichtethöh der Fall ist. Dem steht allerdings ein signifikanter negativer Interaktionseffekt mit dem Leittriebverbiss entgegen, so dass an Leit- und Nebetrieben verbissene Bäume eine geringere Höhe haben. Diese Komponente, die klar von allen anderen getrennt werden kann, enthält wohl die Bäume, die schon tot sind oder nicht überleben werden. Diesen Befund kann Abbildung 6.22 stützen, auf der man erkennt, wie stark die Besetzung der Komponente 3 von den toten Bäumen bestimmt wird und wie wenige lebende sie noch umfasst.

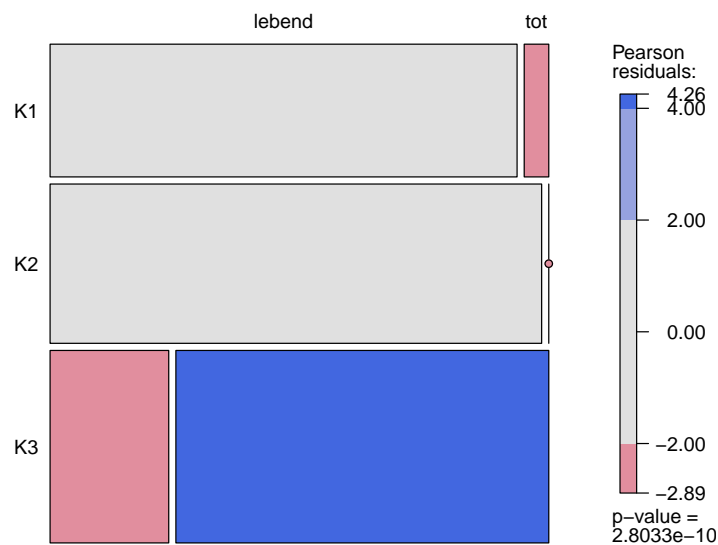


Abbildung 6.22: Verteilung toter und lebender Bäume auf die Komponenten für Ebengefichtet

Zusammenfassend hat man folgende Komponenten: Die Mischverteilung von Höhe und Tod besteht gemäß der Zusammensetzung der Zielvariablen aus einer Komponente sterbender oder schon abgestorbener Bäume und zwei Komponenten lebender Bäume. Die tote Komponente ist unter anderem wohl auf einen kombinierten negativen Einfluß von Leit- und Nebetriebverbiss zurückzuführen. Bezüglich der lebenden Bäume gibt es

im Waldort Ebengfeichtet erstens eine Komponente größerer und starker Bäume, die vom Verbiss nicht nur unbeeinträchtigt sind, sondern von diesem in ihrem ansonsten schwachen Wachstum gestärkt werden und zweitens eine Komponente kleinerer, aber ebenfalls starker Bäume, deren Überleben durch Verbiss gefährdet ist. Wenn man nur die Intercepts betrachtet bestätigt sich wieder der Eindruck, dass sich das Wild vor allem an Bäumen mittlerer Größe vergreift, die gut zu erreichen sind. Stellt man die Komponenten in eine Reihe mit der stärksten am Anfang so erhält man

$$2 > 1 > 3$$

Komponente 2 rangiert dabei noch vor Komponente 1, auch wenn diese gegen den Verbiss resistenter ist, weil ihre Mitglieder gemäß Abbildung 6.22 und Abbildung 6.23 über alle Jahre hinweg überleben, obwohl Verbiss sie beeinträchtigt.

### 6.2.3 Die Komponenten der Finite Mixture für Ebengfeichtet

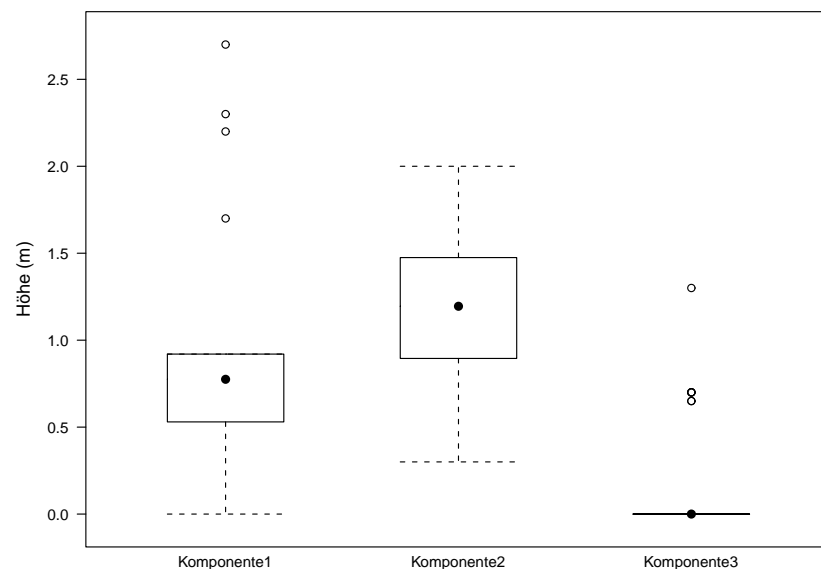


Abbildung 6.23: Höhen der Komponenten für Ebengfeichtet

Die Mischung der Verteilung der Zielvariablen ist damit sehr eindeutig in Hinblick das Überleben des Jungwuchses in Abhängigkeit vom Verbiss seiner Triebe. Gerade die Beimischung der Todesvariable in die Höhenvariable zur impliziten Modellierung der Survivalanalyse lässt sich in Ebengfeichtet sehr gut extrahieren (vgl. Abbildung 6.23). Hinsichtlich der Survivalanalyse stehen sich die Überlebenden der Komponente 2 und

die Sterbenden der Komponente 3 gegenüber. Komponente 1, in der Individuen sowohl überleben, als auch sterben (und das trotz der hohen Verbissresistenz) fängt die unbeobachtete Heterogenität auf, die ansonsten eine normale Survivalanalyse gestört hätte (vgl. Abbildung 6.23). Letztendlich muss es zumindest hier doch noch weitere Faktoren geben, welche wiederum mit der Verbisswirkung interagieren.

Mit dem Generalized Linear Mixed Model, wie es im Kapitel zur Modellierung erklärt

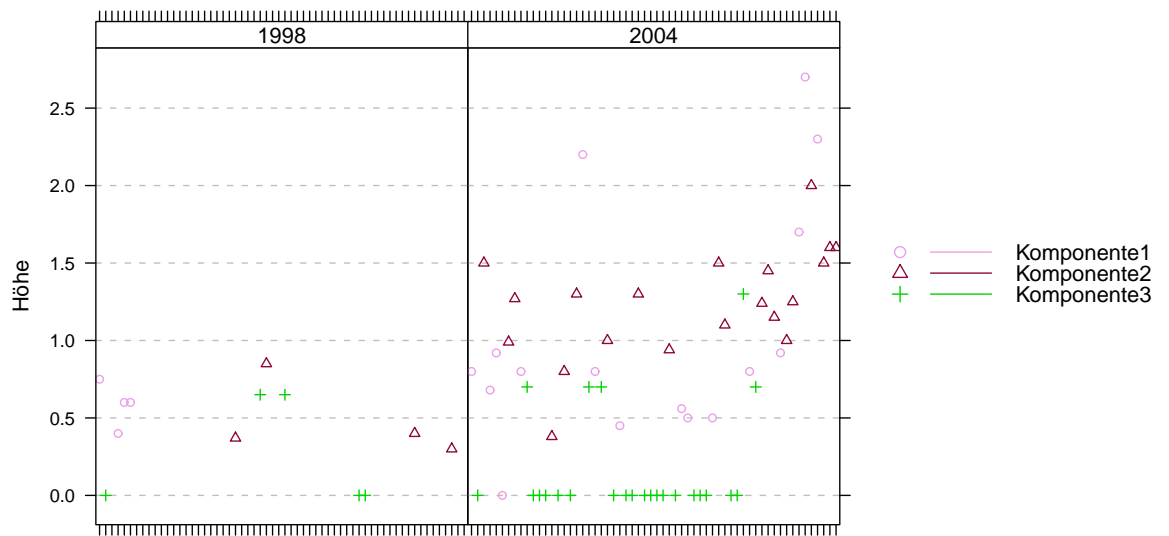


Abbildung 6.24: Höhenentwicklung in Ebengfeichtet

und schon in den vorangegangenen Analysen angewandt wurde, kann man in Ebengfeichtet keine signifikanten Abhängigkeiten irgendeiner Komponentenzugehörigkeit von ökologischen Gegebenheiten finden. Die unterschiedliche Streuung der Komponentenmitglieder in Abbildung 6.24 ist also weder auf die Arten, noch auf die Lage der Quadrate zurückzuführen. Sie ist unbeobachtete Heterogenität, die in weiteren syn- oder autökologischen Faktoren, die hier nicht erfasst wurden, zu suchen ist. Außerdem ist der  $\beta$ -Fehler der Tests auf die Parameter nicht quantifizierbar und die Trennschärfe bei der vorliegenden kleinen Stichproben- und Komponentengröße (vgl. Tabelle 6.4 und Abbildung 6.24) gering.

Dennoch ist eine sehr grobe lokale Determinierung am Transektenknick erkennbar, die man mit der Ansammlung von Totholz in diesem Bereich in Verbindung bringen kann. In Abbildung 6.25 drängen sich nämlich die Mitglieder von Komponente 1 über die Erwartung hinaus auf Abschnitt A, d.h. auf den Quadraten 1-9. Diese Komponente umfasst ja größere und robustere Bäume, die nicht verbissanfällig sind und auch nur



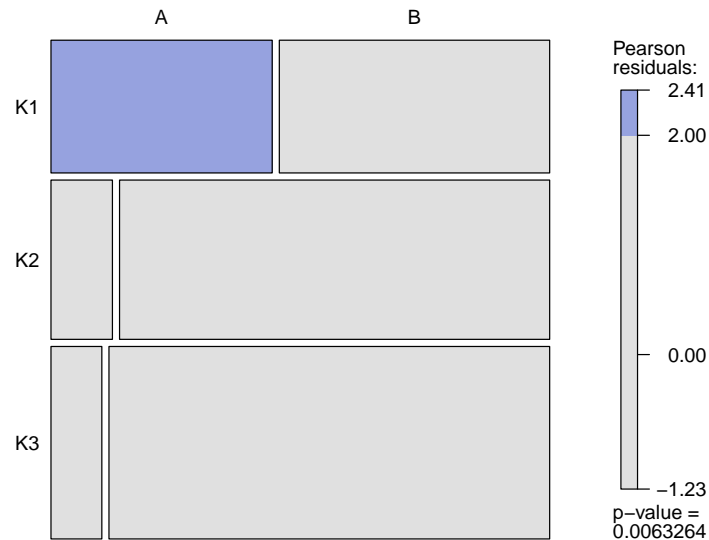


Abbildung 6.25: Mosaikplot für Komponenten und Abschnitte in Ebengfeichtet

in geringen Anzahlen absterben. Auf den Planquadraten 1-9, sammelt sich wiederum im Lauf der Jahre immer mehr liegendes Totholz an, was man auf Abbildung 6.26 gut verfolgen kann. Ein entsprechender  $\chi^2$ -Test auf die Unabhängigkeit der Komponenten-zugehörigkeit von der Anzahl an liegenden Totholzstämmen ergibt immerhin einen p-Wert von 0,0904 (asymptotischer Test mit  $\chi^2 = 34.0395$  aus Markov Chain Monte Carlo (MCMC) -Simulation der Prüfverteilung mit 5000 Durchgängen). Anscheinend schützt das Totholz diese Bäume vor dem Verbiss bzw. vor seinen negativen Folgen. Der schlechte p-Wert des zugehörigen Tests zeigt jedoch auch die mangelnde Bedeutung des Totholz für die anderen beiden Komponenten, was aber nicht am Totholz an sich liegt, sondern an seinem geringen Vorkommen auf dem geräumten Windwurf, insbesondere am insgesamt sehr geringen Volumen. Auch der ganz und gar ausbleibende Effekt der Wurzelteller im Generalized Linear Mixed Model ist einfach darauf zurückzuführen, dass in Ebengfeichtet nur ein einziger liegt. Andersherum könnte man aber auch sagen, dass es in Ebengfeichtet auf der einen Seite keine Wurzelteller und nur ein sehr geringes Volumen an Totholz gibt und auf der anderen Seite eine ziemlich große Komponente aus schwacher und verbissanfälliger Verjüngung (Komponente 3) mit geringer Überlebenschance vorhanden ist. In Anbetracht dieser Konstellation und der Bedeutung des Totholzes auf dem belassenen Hochlagen-Windwurf auf der Gfeichtethöh bestätigt sich

die Annahme „[...] aus der Literatur, aber auch aus dem Erfahrungsschatz von Förstern, die mit Bergfichtenwäldern vertraut sind, dass vermoderndes Holz in Form alter Baumstümpfe und liegender Stämme ein sehr günstiges Keimbett für Naturverjüngung bildet (sog. 'Rannenverjüngung').“ (Jehl (1995), S. 78)

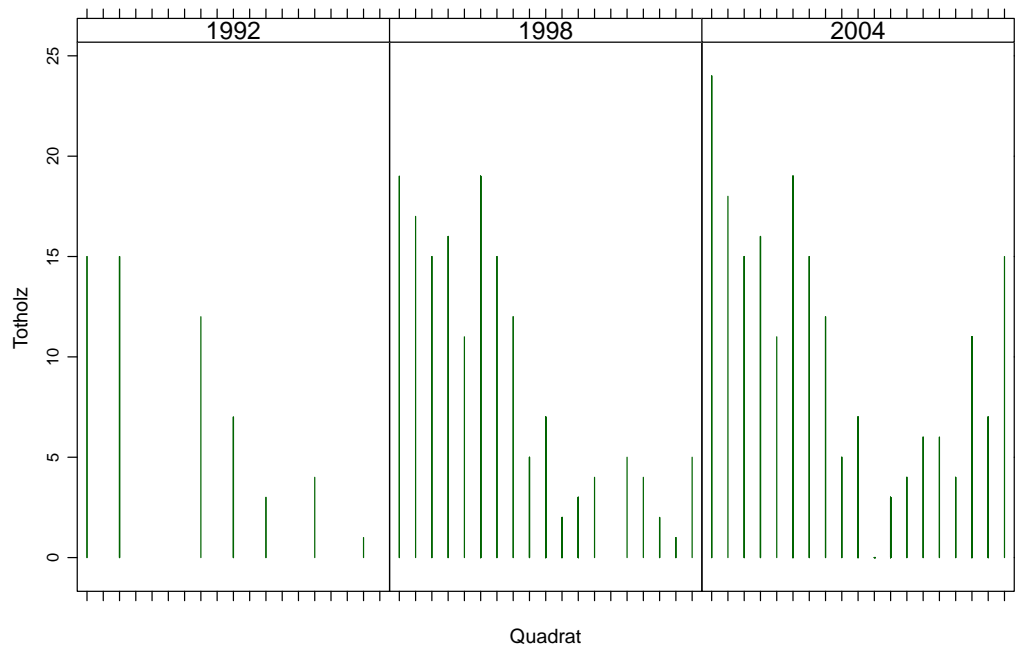


Abbildung 6.26: Anzahl liegenden Totholzes auf den Quadraten in Ebengfeichtet

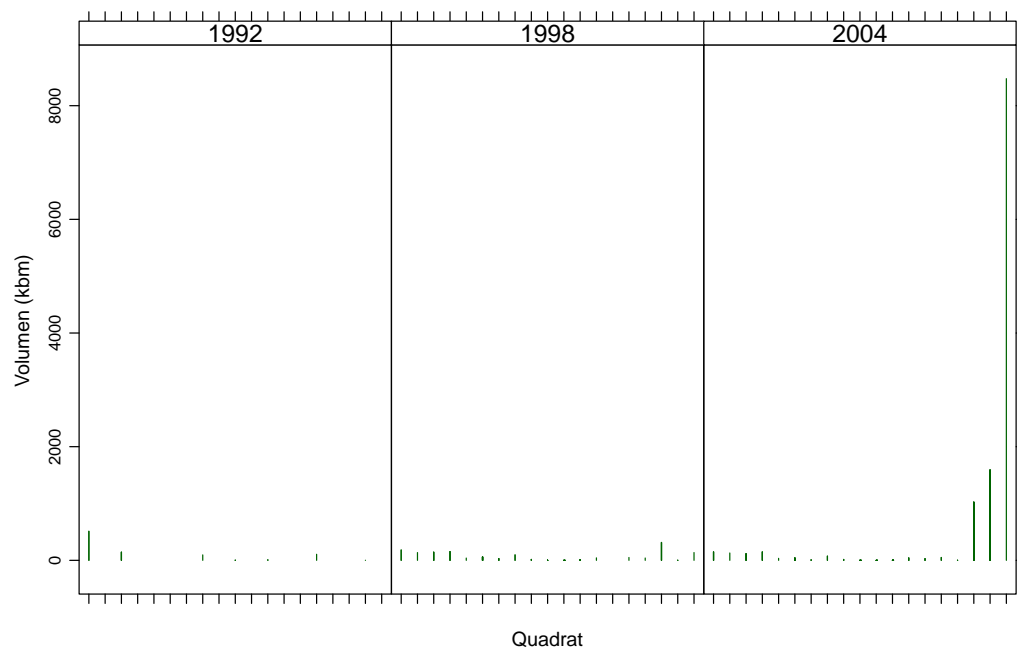


Abbildung 6.27: Volumen liegenden Totholzes auf den Quadraten in Ebengfeichtet

## Kapitel 7

# Schluss

Meine Aufgabe ist die Modellierung des Einflusses von Schalenwildverbiss auf das Waldwachstum, insbesondere auf das Wachstum der Verjüngung von Windwürfen. Die nachteilige, wenn nicht sogar tödliche Wirkung von Wildverbiss auf junge Bäume ist wissenschaftlich bereits vielfach belegt. Sie verlieren durch den Verbiss deutlich an Höhenzuwachs und sterben sogar ab. Für den Wald führt dies zu Verlust der Vielfalt, da das Wild meist nur bestimmte Höhen und bestimmte Arten verbeisst (geringere Arten-, Höhen- und Altersdifferenzierung), z.B. ist die Fichte am wenigsten gefährdet, dafür die Tanne umso mehr. Der größte Verbiss findet sich an den leicht erreichbaren Pflanzen mittlerer Höhe und damit mittleren Alters. Die älteren sind bereits zu hoch und die jüngeren noch zu niedrig. (vgl. Knoke et al. (2007), S. 177ff)

Die Frage nach dem Überleben von Jungpflanzen und der Wahrscheinlichkeit für ihren Übergang in die nächste vegetative Lebensphase ist der autökologische Aspekt forstwissenschaftlicher Modelle. Die Frage nach der Beziehung einer Jungpflanze mit ihrer Umwelt ist der synökologische Aspekt (vgl. Ammer et al. (2004), S. 100f). Mit beidem befasst sich die vorliegende Arbeit in Hinblick auf die Wirkung von Wildverbiss an Leit- und Nebentrieben von Jungpflanzen. Ziel ist die Bedeutung von Verbiss für das Ökosystem Wald und seine Regeneration.

„Extreme Naturereignisse wie z.B. Lawenniedergänge, Überschwemmungen, Waldbrände und Stürme beeinflussen die natürliche Walddynamik. Für eine nachhaltige Waldnutzung, die sich auf naturnahe Waldbaustrategien stützt, sind Kenntnisse der Entwicklungsprozesse in Natur- und Urwäldern, von denen es in Mitteleuropa nur noch wenige gibt, sehr wichtig.“  
(Lässig (2000), S. 59)

Der Aufbau und die Erhaltung arten- und strukturreicher Wälder mit standortgerechten Baumarten ist eine Aufgabe des Nationalparks, die in hohem Maße auch von der Verjüngung der Bestände abhängt. Allerdings unterscheiden sich Verjüngung, Verbiss und noch einige ökologische Faktoren der beiden je nach Wald, insbesondere je nach Höhenstufe. Deshalb betrachten wir hier Bergmischwälder und Hochlagenwälder. Die besondere Berücksichtigung des Hochlagenwaldes in dieser Untersuchung liegt auch in seiner hervorstechenden Bedeutung für den Bayerischen Wald, welche in der Verordnung über den Nationalpark in §14 bekräftigt wird:

- „(1) Der Hochlagenwald hat besondere Schutzfunktionen für den Wasserhaushalt und ist als genetisches Potential einer autochthonen Kaltklimafichtenrasse der Mittelgebirge schützenswert.
- (2) Durch geeignete naturnahe Maßnahmen der Walderhaltung und Walderneuerung ist der Hochlagenwald in seiner Substanz zu erhalten und in seiner Funktion zu sichern.
- [...]
- (6) Die Entwicklung der Hochlagenwälder ist wissenschaftlich zu dokumentieren.“ (Verordnung (1997))

Aktivitäten über die wissenschaftliche Dokumentation hinaus werden häufig gefordert. Ein menschlicher Eingriff muss aber nicht zwangsläufig einer Schädigung entgegenwirken und die Verjüngung günstig beeinflussen. Deshalb geht es bei meiner Analyse nicht allein um die Verbisswirkung an sich und die Verbisswirkung auf den Höhenstufen, sondern auch um den Einfluss des Wildes unter unterschiedlichen anthropogenen Gegebenheiten, nämlich mit und ohne menschlichen Eingriff. In Windwürfen äußert sich dieser in der Räumung gefallener Stämme und der Anpflanzung erwünschter Arten (vgl. Tomiczek (2003), S. 9ff).

Im Nationalpark Bayerischer Wald lässt sich das natürliche Zusammenspiel von Schader eignissen, Verjüngung und Wild beobachten und untersuchen. Die für die Untersuchung ursprünglich unterstellte und in Abbildung 4.1 dargestellte Zusammenhangsstruktur muss jedoch noch erweitert werden zu Abbildung 7.1. Sei  $Y_1(t)$  ein Wachstumsprozess, der sich in der Höhe  $y_{1it}$  und  $Y_2(t)$  ein Sterbeprozess, der sich im Überleben  $y_{2it}$  manifestiert. Seien die Manifestationen der latenten Prozesse beim  $i$ -ten Baum auch von Kovariablen  $x'_{1it}$  abhängig, hier der vor allem der Verbiss und die Zeit. Sei nun zusätzlich  $z_{it}$  eine latente Differenzierung der Individuen, die mit der Wirkung von  $x'_{1it}$  interagiert und die selbst wiederum von Kovariablen  $x'_{2it}$ , vor allem ökologische Standortfaktoren, abhängt. So gilt nun folgende Beziehung:

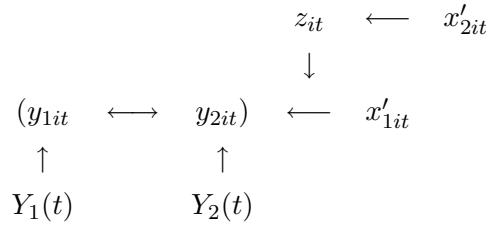


Abbildung 7.1: Zusammenhangsstrukturen im Modell

Die Interaktion von Wachstums- und Sterbeprozess kann man mithilfe einer Finite Mixture Distribution sehr gut modellieren und zu einer Multi-state Survivalanalyse heranziehen kann. Das Abhängigkeitsverhältnis zwischen den beiden stochastischen Prozessen und ihren Kovariablen (Tod, Wachstum, Verbiss und Ausgangshöhe), sowie die Intervention durch eine latente Gruppierung der Individuen lässt sich mittels Finite Mixture Models in geeigneter Weise abbilden. Die Modelle erreichen eine hohe Anpassung an die Daten (vgl. die Residuenplots in Anhang B). Die Abhängigkeit der latenten Gruppierung und ihrer Intervention von weiteren ökologischen Kovariablen (Art, Wuchsgebiet, Totholz und Wurzelteller) lässt sich ebenfalls so modellieren, dass die Schätzergebnisse gut an die Daten angepasst sind (vgl. die Residuenplots in Anhang C). Dennoch steckt in der unbeobachteten Heterogenität der Daten noch mehr, als es die Generalized Linear Mixed Models erklären können. Tabelle 7.1 bietet einen Überblick über die Ergebnisse der Analyse, unterschieden nach Lage und menschlichem Eingriff. In den Hochlagen gibt es deutlich weniger Komponenten als in den Hanglagen. Ihre Individuen sind homogener. Aber auch die Zuordnungen in den Hochlagen sind besser. Die Komponenten sind in ihrer Verbissresistenz, ihrem Wachstum und infolgedessen in ihrem Überleben deutlicher zu trennen. Allerdings ist es hier viel schwieriger ökologische Determinanten der Komponenten zu finden, um zu einer Charakterisierung der Gruppen zu gelangen. Die Komponenten in den Hochlagen sind einfacher zu finden und synökologisch zu interpretieren, dagegen schwierig autökologisch zu charakterisieren. Hier ist zwar weniger Heterogenität unbeobachtet, aber es ist auch schwieriger ihre Hintergründe zu analysieren. Es muss mit steigender Höhe der Lage komplexere Zusammenhänge geben, deren Variablen nicht erfasst wurden. In der Hanglage dagegen kann man Komponentenzugehörigkeiten über die Art und vor allem den Standort erklären.

Die Komponenten auf belassenen Windwürfen sind untereinander deutlicher getrennt und sind in sich einheitlicher. Insbesondere der Survival lässt sich auf belassenen Windwürfen besser modellieren, weil Komponenten mit den Sterbenden und Gestorbenen besser abgetrennt werden können. Ohne die Räumung der Flächen ist die Verjüngung weniger differenziert in der Verbisswirkung, was sich in einer geringeren Anzahl an Kom-

	belassen	geräumt
Bergmisch- wald	<b>Schönort</b> mittelmäßig differenziert (4 Komponenten); gute Trennung der Komponenten abhängig vom Verbiss mit schwachen und starken Individuen; positiver Einfluss von Wurzeltellern; starke und resistente Verjüngung der Windwurffläche; schwache und verbissanfällige Verjüngung im Totholzsaum; starke Birken, schwache Tannen, Vogelbeeren sind verbissanfällig, sterben aber nicht;	<b>Feistenhäng</b> stark differenziert (6 Komponenten); uneindeutige Trennung der Komponenten mit uneinheitlichen Ergebnissen (starke Individualität); positiver Einfluss von Wurzeltellern; grundsätzlich starke Verjüngung mit geringerem Sterberisiko; schwache Tannen, starke Vogelbeeren, viele Pionierbaumarten;
Hochlagen- wald	<b>Gfeichtethöh</b> wenig differenziert (3 Komponenten); eindeutige Trennung der Komponenten und gute Modellierung des Survival; keine Unterschiede in den Arten; Bedeutung des Totholzes in Abhängigkeit vom Volumen keine Bedeutung von Wurzeltellern;	<b>Ebengfeichtet</b> wenig differenziert (3 Komponenten); eindeutige Trennung von Komponenten, welche Modellierung und Heterogenität gut wiedergeben keine Unterschiede in den Arten; keine Bedeutung von Totholz aufgrund mangelnder Volumina;  keine Bedeutung von Wurzeltellern aufgrund Fehlens;

Tabelle 7.1: Komponentenstatistik für Ebengfeichtet

ponenten äußert.

Das Totholzvolumen spielt auf den beiden belassenen Windwürfen eine wichtige Rolle für die Komponentenzugehörigkeit ihrer Jungpflanzen. Zusammen mit dem Ergebnis, dass diese Windwürfe freundlichere und weniger lebensgefährdende Umgebungen sind als die anderen Wuchsgebiete um sie herum, kann man das Vorgehen des Nationalparks stützen, die Windwürfe im Bayerischen Wald nicht mehr zu räumen. Grundsätzlich ist die Verbissbelastung auf den Gebieten ohne menschliche Eingriffe viel geringer: Während auf belassenen Windwürfen das maximale Verbissprozent für fortgeschriebenen Leittriebverbiss bei 40% in Schönort und 48% auf der Gfeichtethöh liegt, erreicht der Anteil der im Lauf der Zeit an ihren Leittrieben verbissenen Bäume auf den geräumten Flächen 80% in Feistenhäng und 65% in Ebengfeichtet. Dennoch ist ohne Eingriffe nicht automatisch mit einer Verjüngung des ursprünglichen Naturwaldbestandes zu rechnen, da oft gerade die dafür notwendigen Arten zu den verbissanfälligen, schwach wachsenden und häufig sterbenden Komponenten der Verjüngung gehören. Es bestätigt sich auf jeden Fall, „[...]“, daß die Entmischung von Gehölzverjüngungen primär durch den Einfluß des Wildes bedingt wird.“(Luthhardt and Beyer (1998), S. 892) Ein Zugeständnis an die Kritiker des Nationalparks war die Bekämpfung des Borkenkäfers im ansonsten belassenen Windwurf Schönort. Aber gerade auf diesem Gebiet, wo die zur Bekämpfung gefälltten und geschälten Bäume letztendlich eben doch nicht entfernt wurden, bestätigt sich der unschätzbare Vorteil, den liegendes Totholz für die Verjüngung mit sich bringt.



# Literaturverzeichnis

- P. Acrifiacono and B. J. Jones. Finite Mixture Distributions, Sequential Likelihood and the EM Algorithm. *Econometrica*, 71:933–946, 2003.
- C. Ammer, P. Brang, T. Knoke, and S. Wagner. Methoden zur waldbaulichen Untersuchung von Jungwüchsen. *Forstarchiv*, 75:83–110, 2004.
- F. Barth, P. Mühlbauer, F. Nikol, and K. Wörle. *Mathematische Formeln und Definitionen*. Bayerischer Schulbuch-Verlag, 1994.
- H.-J. Bartsch. *Kleine Formelsammlung Mathematik*. Fachbuchverlag Leipzig, 2003.
- D. Bates, M. Maechler, and B. Dai. *lme4: Linear mixed-effects models using S4 classes*, 2008. R package version 0.999375-28.
- Bay. Staatsministerium Landwirtschaft und Forsten. Forstliche Gutachten zur Situation der Waldverjüngung. 2006.
- C. Biernacki, G. Celeux, and G. Govaert. Assessing a Mixture Model for Clustering with the Integrated Completed Likelihood. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(7):719–725, 2000.
- A.-L. Boulesteix. Skript zur Vorlesung „Analyse longitudinaler Daten und Zeitreihen“, 2008.
- A. Bäumler and H.D. Quednau. Untersuchung des Zusammenhangs von Zuwachs und Kronenzustand mit marginalen Modellen. *Deutscher Verband Forstlicher Forschungsanstalten, Sektion Biometrie und Informatik: 9. Tagung Tharandt/Oybin, 9.-12. September 1996*, pages 16–33, 1996.
- W. S. Cleveland. Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*, 74(368):829–836, 1979.

- C. M. Dayton and G. B. Macready. Concomitant-Variable Latent-Class Models. *Journal of the American Statistical Association*, 83:173–178, 1988.
- S. Deepayan. *Lattice, Multivariate Data Visualization with R*. Springer, 2008.
- S. Deepayan. *lattice: Lattice Graphics*, 2009. R package version 0.17-22.
- R. Detsch, M. Kölbl, and U. Schulz. Totholz - vielseitiger Lebensraum in naturnahen Wäldern. *AFZ - Der Wald*, 11:586ff, 1994.
- L. Fahrmeir. Skript zur Vorlesung „Lebensdauer und Ereignisanalyse“, 2007.
- L. Fahrmeir and E. Pritscher. Regression Analysis of Forest Damage by Marginal Models for Correlated Ordinal Responses. *Institut für Statistik der Universität München, SFB 386, Discussion Paper*, 9, 1996.
- L. Fahrmeir and G. Tutz. *Multivariate Statistical Modelling Based on Generalized Linear Models*. Springer, 2001.
- L. Fahrmeir, T. Kneib, and S. Lang. *Regression, Modelle, Methoden und Anwendungen*. Springer, 2007.
- J. R. S. Fonseca. The Application of Mixture Modeling and Information Criteria for discovering Patterns of Coronary Heart Disease. *Journal of Applied Quantitative Methods*, 3(4):292–303, 2008.
- B. Grün and F. Leisch. Finite Mixtures of Generalized Linear Regression Models. Technical Report Nr. 013, Department of Statistics, University of Munich, 2007.
- T. Hastie and R. Tibshirani. Varying Coefficient Models. *Journal of the Royal Statistical Society*, 55:757–796, 1993.
- M. Held and R. (Hrsg.) Pöhlmann. *Wilde Waldnatur. Nationalpark Bayerischer Wald*, 2005.
- R. C. Jansen. Maximum Likelihood in a Generalized Linear Finite Mixture Model by Using the EM Algorithm. *Biometrics*, 49:227–231, 1995.
- H. Jehl. Waldentwicklung auf Windwurfflächen im Nationalpark Bayerischer Wald. *25 Jahre auf dem Weg zum Naturwald. Nationalpark Bayerischer Wald*, pages 113–145, 1995.

- H. Jehl. *Die Waldentwicklung nach Windwurf in den Hochlagen des Nationalparks Bayerischer Wald*, pages 49–98. Wissenschaftliche Schriftenreihe der Nationalparkverwaltung, 2001.
- H. Küchenhoff. Stichproben. Skript zur Vorlesung „Stichproben“, 2006.
- E. Kennel. Die Überlebensprognose - Ein Verfahren zur Wertung von Verbissbefunden im Rahmen von Vegetationsgutachten. unveröffentlichtes Arbeitspapier, 1999.
- T. Knoke, T. Hothorn, R. Mosandl, and E. Kennel. Wissenschaftliche Expertise zum Forstlichen Gutachten zur Situation der Waldverjüngung in Bayern, 2007.
- T. Knoke, T. Hothorn, R. Mosandl, and E. Kennel. Verbissgutachten zeichnen realistisches Bild. Gutachten zur Situation der Waldverjüngung sind objektiv und zuverlässig. *LWF aktuell*, 62:50–52, 2008.
- F. Leisch. FlexMix: A General Framework for Finite Mixture Models and Latent Class Regression in R. *Journal of Statistical Software*, 11, 2004.
- F. Leisch and B. Grün. FlexMix Version2: Finite Mixtures with Concomitant Variables and Varying and Constant Parameters. *Journal of Statistical Software*, 28, 2008.
- K.-Y. Liang and S. L. Zeger. Longitudinal Data Analysis using Generalized Linear Models. *Biometrika*, 73(1):13ff, 1986.
- U. Ligges. *Programmieren mit R*. Springer, 2007.
- R. Lässig. Windwürfe - Chancen für artenreiche Wälder nutzen. *WALD und HOLZ*, 81:56–60, 2000.
- M. Luthhardt and G. Beyer. Einfluß des Schalenwildes auf die Waldvegetation. *AFZ - Der Wald*, 17:890–894, 1998.
- M. Markatu. Mixture Models, Robustness, and the Weighted Likelihood Methodology. *Biometrics*, 56:483–486, 2000.
- D. Meyer, A. Zeileis, and K. Hornik. *vcd: Visualizing Categorical Data*, 2009. R package version 1.2-3.
- F. Müller, W. Ruhm, and I. Strohschneider. Waldbauliche Entscheidungen zur Wiederbewaldung nach Sturmschadenkatastrophen. *Bundesamt und Forschungszentrum für Wald, BFW-Praxisinformation*, page 12ff, 2003.

- R Development Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2009.
- B. Rüger. *Test- und Schätztheorie, Band I: Grundlagen*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag Verlag, 1999.
- B. Rüger. *Induktive Statistik*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag Verlag, 1996.
- P. R. Rosenbaum and D. B. Rubin. Constructing a Control Group Using Multivariate Matched Sampling Methods That Incorporate the Propensity Score. *The American Statistician*, pages 33–38, 1985.
- A. Roth, E. Kennel, T. Knoke, and U. Matthes. Die Linien-Intersekt-Stichprobe: Ein effizientes Verfahren zur Erfassung von liegendem Totholz? *Manuskriptversion, erschienen in: Forstw. Cbl.*, 122:318–336, 2003.
- T. J. Thompson, P. J. Smith, and J. P. Boyle. Finite Mixtures with Concomitant Information: Assessing Diagnostic Criteria for Diabetes. *Applied Statistics*, 47:393–404, 1998.
- C. Tomiczek. Forstschutzprobleme in Windwurfgebieten mit hohem Fichtenanteil. *Bundesamt und Forschungszentrum für Wald, , BFW-Praxisinformation*, page 9ff, 2003.
- Verordnung. Nationalpark Bayerischer Wald, 1997.
- F. Vogel. *Beschreibende und schließende Statistik: Formeln, Definitionen, Erläuterungen, Stichwörter und Tabellen*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag Verlag, 2000.
- M. Waldherr and G. Hösl. Leittriebverbiß und Stammzahl - wieviel bleibt übrig? Simulationsmodell zur Wirkung des Wildverbisses. *AFZ - Der Wald*, 4:180ff, 1994.
- S. L. Zeger and K.-Y. Liang. Longitudinal Data Analysis for Discrete and Continuous Outcomes. *Biometrics*, (42):121ff, 1986.
- A. Zeileis, D. Meyer, and K. Hornik. Residual-based Shadings for Visualizing (Conditional) Independence. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 16(3):507ff, 2007.

## Anhang A

### Übersichtskarte

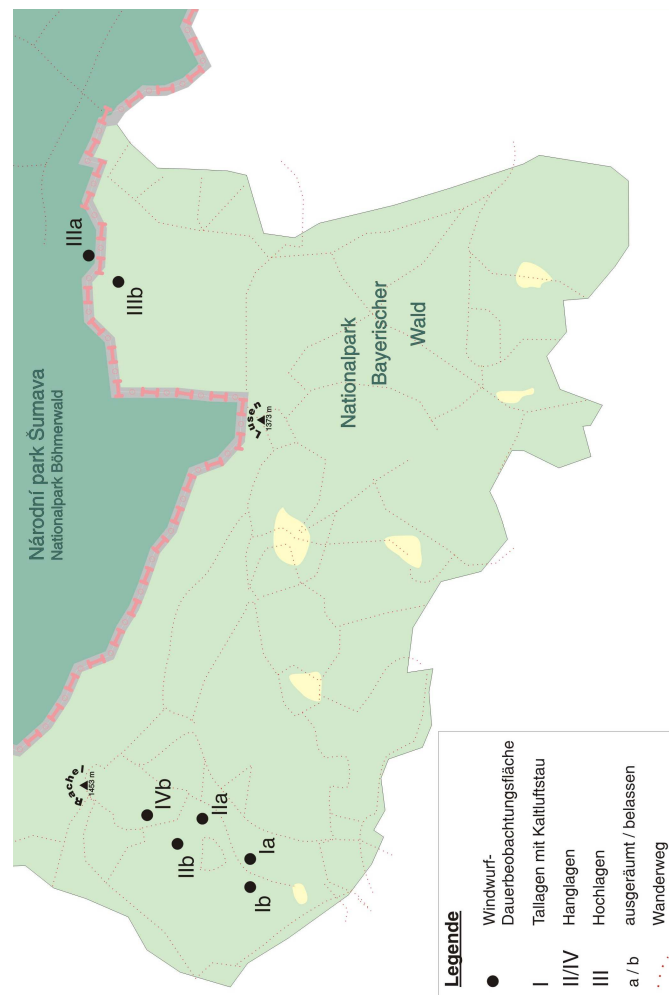


Abbildung A.1: Übersichtskarte mit Lage der Windwürfe (siehe Tabelle 2.1

## Anhang B

# Modelldiagnose: Finite Mixture Models

Zur Modelldiagnose verwendet man im einfachsten Fall einen Residuenplot. Dabei plottet man die Residuen für die Individuen und betrachtet ihre Lage und Streuung. Das Modell ist umso besser an die Daten angepasst, je kleiner die Residuen sind, bzw. je näher sie an Null sind. Im Residuenplot sollten die Residuen also möglichst um Null liegen. Was die Streuung betrifft, sollten die Residuen möglichst unsystematisch um Null streuen. Eine systematische Streuung deutet darauf hin, dass es in den Daten noch Aspekte (unbeobachtete Heterogenität, Korrelationen etc.) gibt, die das Modell nicht berücksichtigt, weshalb es nicht optimal angepaßt ist.

Zusätzlich zu den individuellen Residuen habe ich in diese Plots noch eine mittels LOESS geglättete Kurve, wie sie im Kapitel zur Modellierung beschrieben wird, in die Scatterplots eingefügt. Man erkennt daran, wie gut die Finite Mixture Models die Daten erklären, da der LOESS praktisch eine Linie auf Null beschreibt.

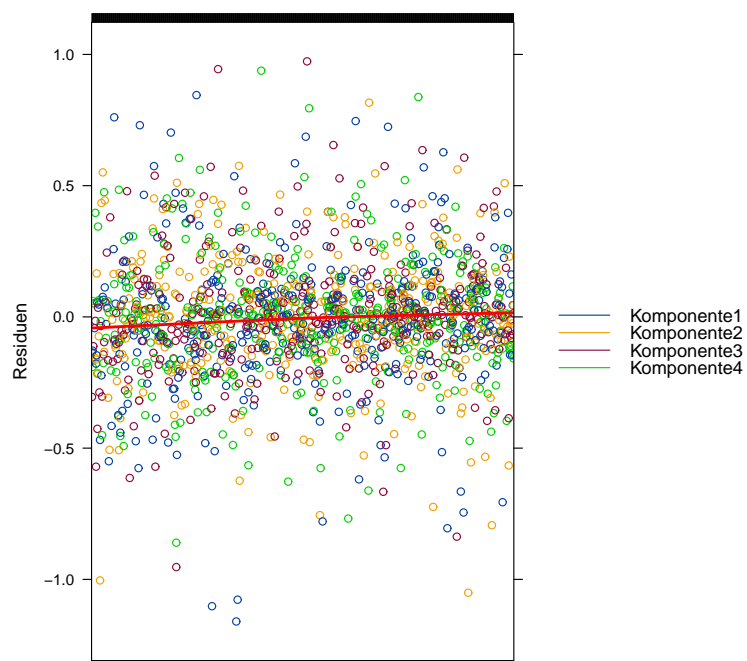


Abbildung B.1: Residuenplot des Finite Mixture Models für Schönort

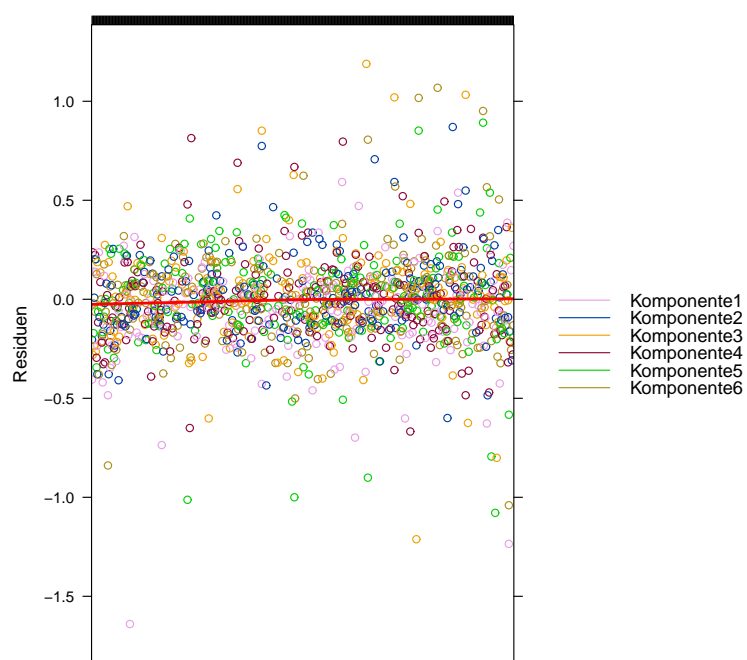


Abbildung B.2: Residuenplot des Finite Mixture Models für Feistenhäng

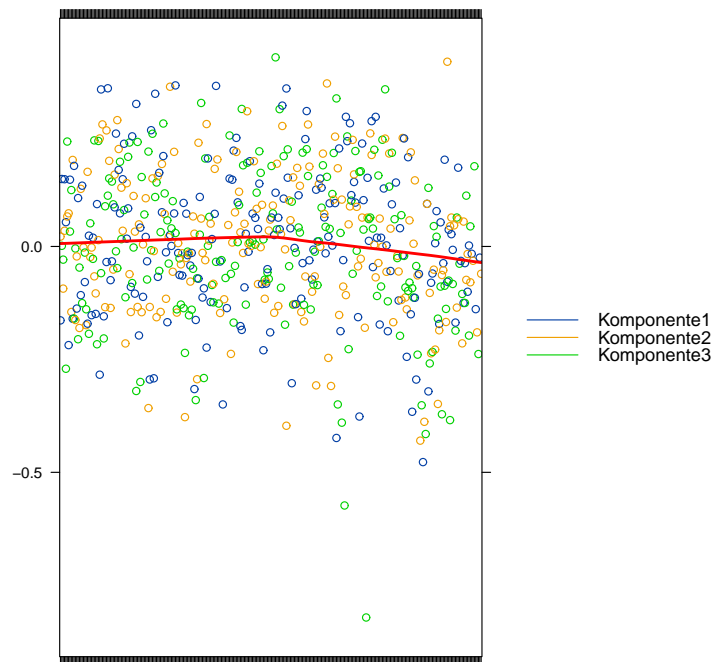


Abbildung B.3: Residuenplot des Finite Mixture Models für Gfeichtethöh

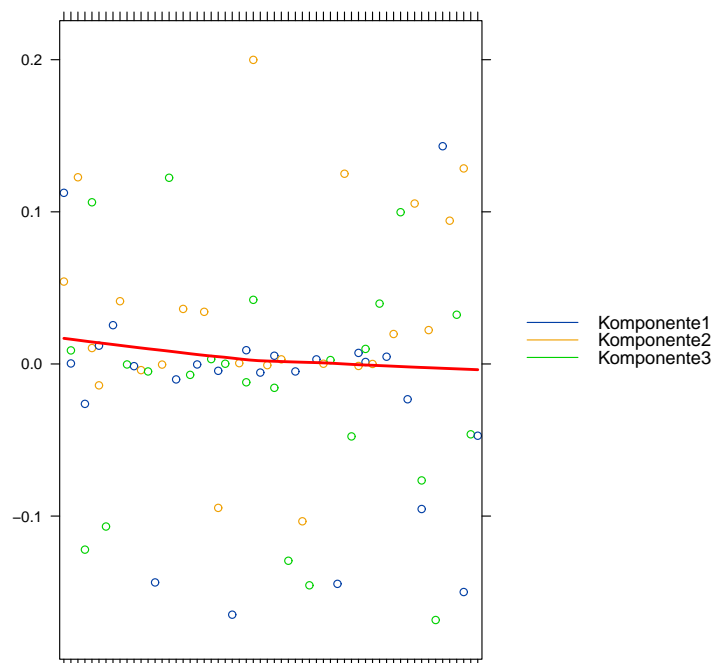


Abbildung B.4: Residuenplot des Finite Mixture Models für Ebengfeichtet



## Anhang C

# Modelldiagnose: Generalized Linear Mixed Models

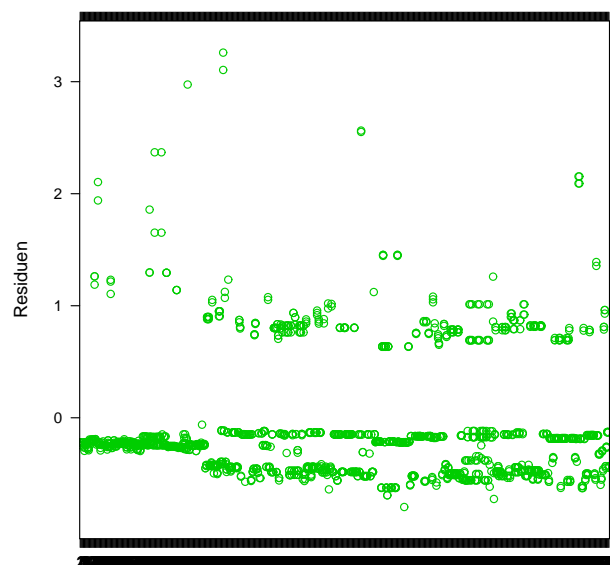


Abbildung C.1: Residuenplot des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 1 in Schönort

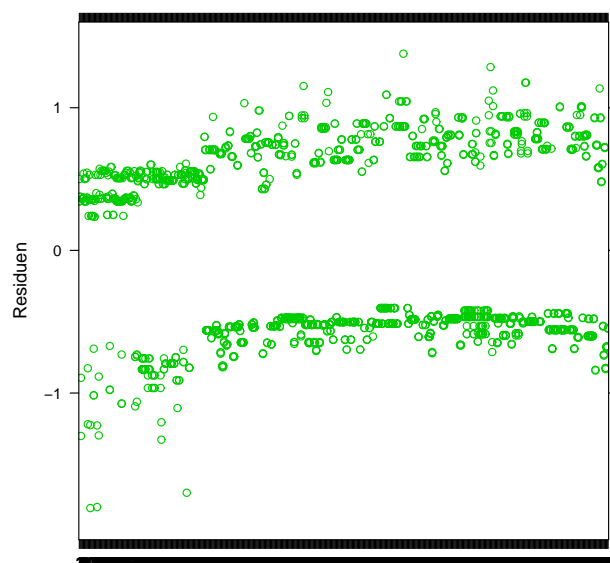


Abbildung C.2: Residuenplot des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 3 in Schönort

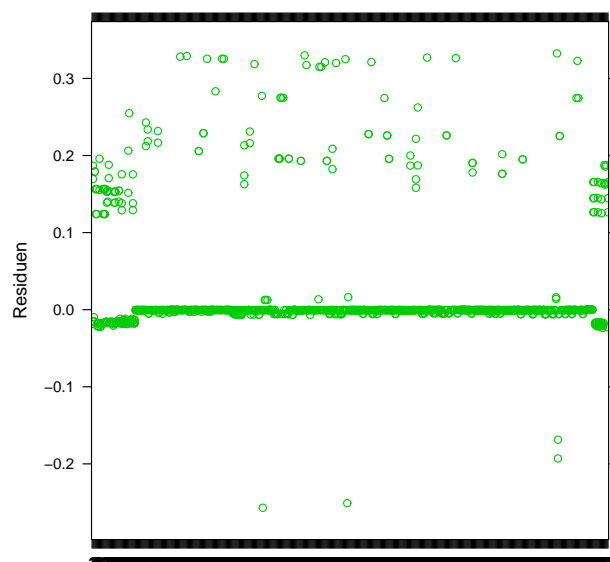


Abbildung C.3: Residuenplot des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 1 in Feistenhäng

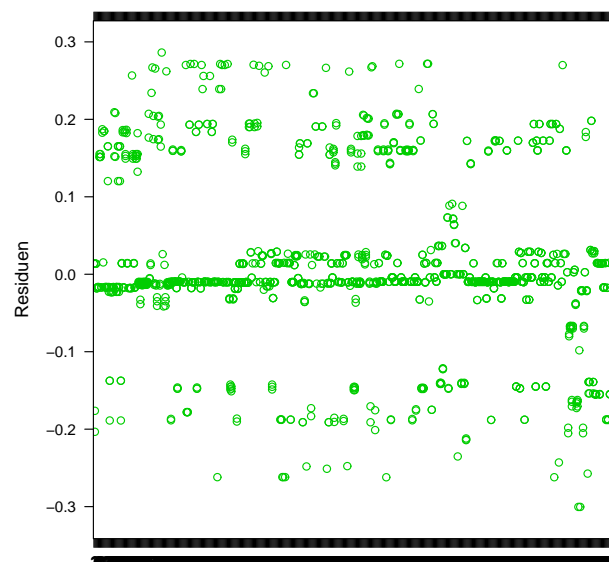


Abbildung C.4: Residuenplot des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 4 in Feistenhäng

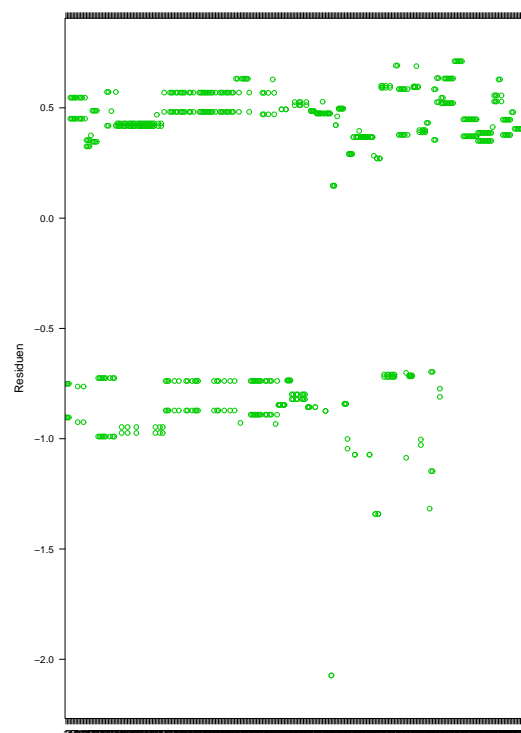


Abbildung C.5: Residuenplot des Generalized Linear Mixed Models für Komponente 2 in Gfichtethöh

# Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorstehende Master Thesis selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe.

München, 18.6.2009

Philipp Bleninger