

Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt  
Grätzelstraße 2, 37079 Göttingen



### **Projekträger**

Fachzentrum Klimawandel und Anpassung  
Hessisches Landesamt für Naturschutz, Umwelt und Geologie (HLNUG)  
Dr. Heike Hübener  
Rheingaustraße 186, 65203 Wiesbaden

### **Auftragnehmer**

Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt  
Grätzelstraße 2, 37079 Göttingen

### **Abschlussbericht des Projektes**

Analyse der Intensität und Andauer von Witterungsextremen unter heutigen und zukünftigen Klimabedingungen – Folgen für die Wälder in Hessen

### **Projektbeteiligte**

Dr. Henning Meesenburg (Projektleitung)  
Johannes Sutmöller (Projektleitung)  
Luca Smekal (Projektbearbeitung)

### **Projektlaufzeit**

01.10.2021 – 31.12.2024

## Zusammenfassung

Der Klimawandel führt in Hessen zu häufigeren und intensiveren Dürren sowie zu einer Verschiebung phänologischer Prozesse, was erhebliche Auswirkungen auf die Waldökosysteme hat. Besonders betroffen sind die Hauptbaumarten Buche, Fichte, Kiefer und Eiche, deren Vitalität und Überlebensfähigkeit durch langanhaltenden Trockenstress und biotische Schadfaktoren zunehmend gefährdet werden. Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass insbesondere lang andauernde Dürreperioden gravierende Auswirkungen auf die Baumgesundheit in Hessen haben. Der auf der klimatischen Wasserbilanz beruhende SPEI-24 erweist sich als der aussagekräftigste Dürreindex, da er die stärksten Zusammenhänge mit bei der Waldzustandserhebung (WZE) erhobenen Kronenschäden und Mortalität aufzeigt. Bei allen vier Hauptbaumarten gab es einen sprunghaften Anstieg der Mortalität ab 2019 und seitdem halten sich die Mortalitätsraten auf einem ähnlich hohen Niveau. Insbesondere WZE-Plots mit ausschließlicher Fichtenbestockung mussten stillgelegt werden, da keine vitalen Ersatzbäume mehr vorhanden waren. Selbst Buchen, die zwar sensibel gegenüber Dürren mit Blattabwurf reagieren, aber bis 2019 sehr niedrige Mortalitätsraten aufwiesen, zeigten in den Folgejahren deutlich gestiegene Absterberaten als Reaktion auf aufeinanderfolgende Dürrejahre. Eine kontinuierliche Verschlechterung der Vitalität seit dem ersten Dürrejahr 2018 gemessen am Kronenzustand kann ebenfalls für alle vier Hauptbaumarten festgestellt werden. Modellprojektionen deuten darauf hin, dass extreme Dürreereignisse in Zukunft noch häufiger und mit kürzeren Erholungsphasen auftreten werden. Die Dauer für extreme Dürren wie 2018-2020 (37 Monate) würde in der Periode 2071 bis 2100 nicht mehr als außergewöhnliches Ereignis eingestuft, da in diesem Zeitraum extreme Dürren eine durchschnittliche Dauer von über 90 Monaten in Hessen erreichen könnten. Neben der Dürreproblematik stellt die Verschiebung phänologischer Prozesse eine zusätzliche Herausforderung dar. Der frühere Knospenaufbruch bei Laubbäumen verlängert die Vegetationsperiode und erhöht das Risiko von Spätfrostschäden, insbesondere für die Stieleiche. Die aktuellen Klimaprojektionen lassen eine weitere Vorverlagerung des Knospenaufbruchs erwarten, während das letzte Frühjahrsfrostereignis nur schwer vorherzusagen ist. Zusammenfassend zeigt die Studie, dass sich die klimatischen Bedingungen in Hessen erheblich verändern werden und tiefgreifende Konsequenzen für die Forstwirtschaft haben. Eine nachhaltige Waldbewirtschaftung erfordert eine verstärkte Fokussierung auf klimaresiliente Baumarten und angepasste Bewirtschaftungsstrategien. Die bisherigen Baumartenempfehlungen sollten unter Berücksichtigung zukünftiger Extremereignisse angepasst werden, um die Widerstandsfähigkeit der Wälder langfristig zu sichern.

## Summary

Climate change is causing more frequent and intense droughts in Hesse, as well as shifts in phenological processes, both of which have significant impacts on forest ecosystems. The main tree species beech, spruce, pine, and oak are particularly affected, with their vitality and survival increasingly threatened by prolonged drought stress and biotic threats. The results of this study demonstrate that extended drought periods have severe effects on tree health in Hesse. Among the drought indices analyzed, the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index with a 24-month timescale (SPEI-24) proves to be the most informative, as it shows the strongest correlation with crown defoliation and tree mortality observed within the crown condition survey (WZE). All four major species exhibit a sharp rise in mortality beginning in 2019, with elevated mortality rates persisting in recent years. In particular, WZE plots dominated exclusively by spruce had to be abandoned, as no vital replacement trees were available. Even beech, which had previously shown low mortality rates and typically responds to drought with premature defoliation, experienced a marked increase in tree mortality in the years following repeated drought events. A continuous decline in vitality, reflected in

crown condition, has been observed across all four species since the first drought year 2018. Model projections indicate that extreme drought events will become more frequent in the future, with shorter recovery periods. By the period 2071–2100, drought events comparable in severity to those of 2018–2020 would no longer be considered exceptional, as extreme droughts may reach an average duration of over 90 months in Hesse. In addition to drought stress, shifts in phenological processes present further challenges. Earlier bud burst in deciduous species is extending the growing season and increasing the risk of spring frost damage, particularly in pedunculate oak. Current climate projections suggest a continued advancement of bud burst timing, while the timing of the last frost event in spring remains difficult to predict. In summary, this study highlights that climatic conditions in Hesse are undergoing profound change, with far-reaching consequences for forestry. Sustainable forest management will require a stronger focus on climate-resilient tree species and adaptive silvicultural strategies. Existing tree species recommendations should be revised in light of expected future extremes to ensure the long-term resilience of forest ecosystems.

# Inhaltsverzeichnis

<b>Zusammenfassung</b> .....	<b>i</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b> .....	<b>iv</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b> .....	<b>vi</b>
<b>1 Einleitung</b> .....	<b>1</b>
<b>2 Reaktionen der Hauptbaumarten auf historische Dürreereignisse</b> .....	<b>2</b>
2.1 Datengrundlage und Methoden.....	2
2.1.1 Historische Klimadaten.....	2
2.1.2 Daten der Waldzustandserhebung.....	3
2.1.3 Bodenfeuchtemodellierung.....	6
2.1.4 Dürreindizes .....	8
2.1.5 Wirkungsanalyse mit Regressionsmodellen.....	15
2.2 Ergebnisse.....	16
2.2.1 Vitalitätsverschlechterungen während Dürren und Legacy-Effekte .....	17
2.2.2 Mortalitätsraten während Dürren .....	24
2.3 Fazit Dürreindizes und Wirkanalyse .....	26
<b>3 Dürreereignisse in Hessen – Historisch vs. RCP8.5 Projektionen</b> .....	<b>28</b>
3.1 Datengrundlage und Methoden.....	28
3.1.1 Aufbereitung von historischen und projizierten Klimadaten.....	28
3.1.2 Standardisierte Dürreindizes .....	29
3.2 Ergebnisse.....	30
3.2.1 Standardized Precipitation Index .....	30
3.2.2 Standardized Precipitation Evapotranspiration Index.....	32
3.3 Fazit Dürreindizes und Klimaprojektionen .....	35
<b>4 Spätfrostrisiko für Stieleichen in Hessen</b> .....	<b>37</b>
4.1 Datengrundlage und Methoden.....	37
4.1.1 Vorverarbeitung von historischen Klimadaten und Klimaprojektionen.....	37
4.1.2 Phänologische Daten .....	38
4.1.3 Phänologische Modelle zur Abschätzung des Frostrisikos in Hessen für Stieleichen .....	38
4.1.4 Frostrisiko .....	39
4.2 Ergebnisse.....	40
4.2.1 Frostrisiko unter rezenten Klimabedingungen.....	40
4.2.2 Spätfrostrisiko unter zukünftigen Klimabedingungen.....	41
4.3 Fazit Spätfrostrisiko .....	43
<b>5 Fazit und Handlungsempfehlungen</b> .....	<b>44</b>
<b>6 Abkürzungen und Definitionen</b> .....	<b>47</b>
<b>7 Literatur</b> .....	<b>48</b>
<b>8 Anhang</b> .....	<b>55</b>

## Abbildungsverzeichnis

<b>Abbildung 2.1</b>	Aktive und Inaktive Plots der Waldzustandserhebung (WZE, blau, n = 2065) und der Bodenzustandserhebung (BZE, rot, n = 419) im Zeitraum 1984-2023.	3
<b>Abbildung 2.2</b>	Mittlerer Kronenzustand der vier Hauptbaumarten, dargestellt anhand des prozentualen Nadel/Blattverlustes. Die Farbskala repräsentiert die Anzahl der Bäume, die jährlich für die Erhebung berücksichtigt wurden.	5
<b>Abbildung 2.3</b>	Mittlerer standardisierter Kronenzustand der vier Hauptbaumarten, dargestellt anhand des Z-Scores des Nadel/Blattverlustes. Die Farbskala repräsentiert die Anzahl der Bäume, die jährlich für die Erhebung berücksichtigt wurden.	5
<b>Abbildung 2.4</b>	Modellschema des hydrologischen Modells LWF-Brook90 (Hallas et al., 2018). In unserer Anwendung auf Punktskala ohne Grundwasserinteraktionen.	6
<b>Abbildung 2.5</b>	Klassifizierung von Dürre- und Trockenheitsindizes (Erklärung siehe Tab. 2.1). Die Stufen der Pyramide geben die Informationsebenen an, die ein Index berücksichtigt. Indizes auf der linken Seite werden zur Quantifizierung von Dürre verwendet, während die Indizes auf der rechten Seite Trockenheit beschreiben. Verändert nach Speich (2019).	9
<b>Abbildung 2.6</b>	Klassifizierung der Indexwerte nach Wahrscheinlichkeit. Abgeleitet aus der Standardnormalverteilung. Rechts als kumulative Darstellung mit Unterschreitungswahrscheinlichkeiten (Summe Wahrscheinlichkeit pro Kategorie C1, C1.5 und C2).	10
<b>Abbildung 2.7</b>	Beispielhafte Berechnung des SPI6 (Werte = -1, -1,5 und -2). Links: Fitten einer geeigneten Verteilung für empirische Werte. Rechts: Übertragung der Wahrscheinlichkeiten auf die gefittete Verteilungsfunktion der empirischen Werte (Bezug zwischen Niederschlagssumme und SPI6).	12
<b>Abbildung 2.8</b>	Zeitreihen der klimatischen Dürreindizes SPI und SPEI mit unterschiedlichen Aggregationszeiträumen auf allen WZE-Plots und des SSMI auf allen BZE-Plots (grau = einzelne Plots, rot = Mittelwert).	13
<b>Abbildung 2.9</b>	Dürremerkmale am Beispiel des Dürreereignisses 2018-2020 (ermittelt anhand des mittleren SPEI12 für Hessen).	15
<b>Abbildung 2.10</b>	Korrelationsanalyse für Vitalität und Mortalität zusammengefasst für die Hauptbaumarten.	17
<b>Abbildung 2.11</b>	Geschätzte Werte des Nadel/Blattverlustes in Prozent für die vier Hauptbaumarten in Abhängigkeit standardisierter Dürreindizes zum Zeitpunkt der WZE. Die vertikalen Markierungen zeigen die Schwellenwerte der definierten Dürreklassen mäßig, schwer und extrem.	18
<b>Abbildung 2.12</b>	Durchschnittlicher Nadel/Blattverlust der vier Hauptbaumarten während mäßigen (C1), schweren (C1.5) und extremen (C2) Dürren. Dürreklassen abgeleitet aus dem jeweiligen standardisierten Dürreindex.	19
<b>Abbildung 2.13</b>	Über alle Baumarten gemittelter standardisierter Nadel/Blattverlust während mäßigen (C1), schweren (C1.5) und extremen (C2) Dürren. Dürreklassen abgeleitet aus dem jeweiligen standardisierten Dürreindex.	20
<b>Abbildung 2.14</b>	Boxplots der Z-Scores des Nadel/Blattverlustes der vier Hauptbaumarten während verschiedener Dürreklassen ermittelt anhand des SPEI-24. Dargestellt sind die Interquartil-Intervalle der Z-Scores zum Monitoring-Zeitpunkt, welche die mittleren 50 % der Daten beinhalten. Der vertikale Strich repräsentiert den Median, das Kreuz den Mittelwert.	20

<b>Abbildung 2.15</b>	Transpirationsverhältnis der Hauptbaumarten 2017 bis 2022 (gemittelte Minimumwerte pro Plot in den Sommermonaten JJA). Unten: Zeitreihe des SSMI zum Zeitpunkt der WZE Aufnahme im Sommer.	21
<b>Abbildung 2.16</b>	Mittlerer standardisierter Nadel/Blattverlust der Hauptbaumarten 2017 bis 2023. Unten: Zeitreihe des SPEI-12 und -24 zum Zeitpunkt der WZE Aufnahme im Sommer.	22
<b>Abbildung 2.17</b>	Summe der abgestorbenen Bäume pro Jahr der kompletten WZE 1984 bis 2023. Mortalität definiert als NBV = 100. Stehende Tote Bäume sind nur im Jahr ihres Absterbens berücksichtigt.	24
<b>Abbildung 2.18</b>	Geschätzte Mortalität der vier Hauptbaumarten in Abhängigkeit standardisierter Dürreindizes zum Zeitpunkt der WZE im Sommer. Die Schwellenwerte der definierten Dürreklassen mäßig, schwer und extrem werden durch die vertikalen Markierungen gekennzeichnet.	25
<b>Abbildung 3.1</b>	Bester Fit für 12-monatige aggregierte Niederschlagssummen ermittelt anhand des niedrigsten AIC (minimum AIC) pro Rasterzelle (links) und 12-monatige aggregierte Summen der KWB ermittelt anhand der höchsten log-likelihood (Maximum LogLik) pro Rasterzelle (rechts). Beobachtete Klimadaten 1971-2000.	30
<b>Abbildung 3.2</b>	Anzahl der Dürremonate pro Kategorie abgeleitet aus SPI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und den RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	31
<b>Abbildung 3.3</b>	Identifizierte Dürreereignisse in SPI12 Zeitreihen aus beobachteten Daten und RCP8.5 Klimamodellen.	32
<b>Abbildung 3.4</b>	Zeitreihe des SPEI-12 in Hessen 1951-2022 aus gemittelten Rasterdaten. Die Markierung zeigt Ereignisse, die in Abbildung 3.5 berücksichtigt werden.	32
<b>Abbildung 3.5</b>	Anzahl der Dürremonate pro Kategorie abgeleitet aus SPEI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und den RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	33
<b>Abbildung 3.6</b>	Identifizierte Dürreereignisse in SPEI12 Zeitreihen aus beobachteten Daten und RCP8.5 Klimamodellen.	34
<b>Abbildung 3.7</b>	Dichteverteilungen der klimatischen Wasserbilanz [mm] für die Vegetationsruhe und Vegetationszeit dargestellt für 3 Zeiträume und zwei Klimamodelle.	35
<b>Abbildung 4.1</b>	Räumliche Verteilung von 504 phänologischen Stationen in Hessen (weiß) und 241 Klimastationen, die für die Interpolation von Temperaturdaten verwendet wurden (schwarz), sowie ihre Höhenverteilung.	37
<b>Abbildung 4.2</b>	Mittlerer beobachteter Knospenaustrieb (BB) für Quercus robur L. in Hessen 1961-2020 und beobachtete Daten des letzten Frostereignisses im Frühjahr. Mittelwerte berechnet aus allen phänologischen Stationen. Die gestrichelten Linien zeigen die Glättung mit einem linearen Modell. <b>Unten:</b> Mittlerer beobachteter BB im Vergleich zum BB, der mit den beiden phänologischen Modellen TSM (Temperatur-Summen-Modell) und PIM (Promotor-Inhibitor-Modell) berechnet wurde.	40
<b>Abbildung 4.3</b>	Mittlerer simulierter BB und letzter Frost aller Stationen nach Klimaprojektion und beobachteten Daten. Durchgezogene Linien als angepasste lineare Modelle, jeweils für die Zeiträume 1951-2022 und 2023-2100.	42

<b>Abbildung 4.4</b>	Aus der ECDF $P(X \leq 0)$ extrahierte Wahrscheinlichkeitswerte für die Differenz in Tagen ( $X = \text{DOY BB} - \text{DOY Frost}$ ) pro Zeitspanne und phänologisches Modell.	42
<b>Abbildung A1</b>	Jahresmitteltemperatur Beobachtung und projizierte Modellergebnisse mit Trendlinien (GAMs).	55
<b>Abbildung A2</b>	Abweichung mittlerer monatlicher Niederschlagssummen zwischen Klimamodellen und Beobachtungen für Hessen aus 5 km Rasterdaten nach angewandter Bias Korrektur.	55
<b>Abbildung A3</b>	Abweichung mittlerer monatlicher potenzieller Evapotranspirationssummen zwischen Klimamodellen und Beobachtungen für Hessen aus 5 km Rasterdaten nach angewandter Bias Korrektur.	56
<b>Abbildung A4</b>	Histogramme des NBV in den erhobenen 5 % Klassen der Hauptbaumarten seit 1984 der vier Trägerländer der NW-FVA. Berechnung der Z-Scores anhand des Mittelwertes (blau) und der Standardabweichung aus den Schadstufe 0 bis 2 (vgl. Tab. 2.1). Rechts: Z-Scores pro Schadstufe der Hauptbaumarten.	56
<b>Abbildung A5</b>	Altersverteilung der Hauptbaumarten. 50-jährige Altersklassen gehen in die Modellierungen ein (Kap. 3.1.1 und 3.2). Individuelle Bäume werden mehrfach abgebildet.	57
<b>Abbildung A6</b>	Modellierung der Mortalität mit faktorbasierter Altersverteilung der Hauptbaumarten.	57
<b>Abbildung A7</b>	Monatliches modelliertes Transpirationsverhältnis der vier Hauptbaumarten seit 1984.	58
<b>Abbildung A8</b>	Modelliertes Transpirationsverhältnis vs. Pflanzenverfügbares Bodenwasser (pF-Wert 1,8 bis 4,2) bis 2 m Tiefe der vier Hauptbaumarten in den Sommermonaten (JJA). Darstellung begrenzt auf einen Bereich bis 100 mm. Farbige Linien als Rollendes Mittel (pro 5 mm), Gestrichelte Linie als GAM, aus dem Grenzwerte für $\text{Tratio} = 0,8$ abgeleitet wurden.	58
<b>Abbildung A9</b>	Mittlere Dauer der Ereignisse abgeleitet aus SPEI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	59
<b>Abbildung A10</b>	Mittlere Wiederkehrzeit abgeleitet aus SPEI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	60
<b>Abbildung A11</b>	Magnitude abgeleitet aus SPEI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	60
<b>Abbildung A12</b>	Schwere der Ereignisse abgeleitet aus SPEI12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.	60

## Tabellenverzeichnis

<b>Tabelle 2.1</b>	Definition der Schadstufen nach NBV Werten (BMEL, 2023).	4
<b>Tabelle 2.2</b>	Beschreibung der Abkürzungen aus Abb. 2.5. Hervorgehoben sind Indikatoren, die im Projekt untersucht wurden.	9
<b>Tabelle 2.3</b>	Klassifizierung der Wertebereiche der Dürreindizes. Ab einer Abweichung unter -1 ist die Definition für eine Dürre erfüllt und kann in eine von drei Dürrekategorien eingeteilt werden (C1 bis C2).	11
<b>Tabelle 3.1</b>	Globale Zirkulationsmodelle (GCM) und regionale Klimamodelle (RCM) mit Abkürzungen und vollständigen Namen. WETTREG (WTR) ist das einzige	28

	RCM, das ein empirisch-statistisches Downscaling (ESD) anwendet, die anderen RCMs verwenden dynamisches Downscaling.	
<b>Tabelle 4.1</b>	Modell Evaluierung mit KGE Parametern r (Pearson Korrelationskoeffizient), a (Variabilität der Vorhersagefehler) und b (Bias = Mittelwert der simulierten Werte / Mittelwert der beobachteten Werte).	39
<b>Tabelle 4.2</b>	Multimodell-Mittelwert (MMM) der Klimaprojektionen, die den BB und den letzten Frühjahrsfrost als numerischen Tag des Jahres vorhersagen, Differenz in Tagen zwischen den phänologischen Modellvorhersagen (BB) und Differenz zwischen den vorhergesagten BB- und letzten Frühjahrsfrostdaten (X) pro Zeitraum.	41
<b>Tabelle 5.1</b>	Reaktion der Hauptbaumarten auf extreme Dürren in der Vergangenheit. Vitalitätsveränderung bewertet anhand des absoluten Nadel/Blattverlustes und der relativen Veränderung von daraus berechneten Z-Scores, sowie Mortalitätsereignisse erhoben in der Waldzustandserhebung.	44
<b>Tabelle A1</b>	Mittelwerte des RCP8.5 Ensembles für den SPI12, Frequenz, Dauer, Wiederkehrzeit in Monaten, Magnitude und Schwere als Indexwerte des SPI.	59
<b>Tabelle A2</b>	Mittelwerte des RCP8.5 Ensembles für den SPEI12, Frequenz, Dauer, Wiederkehrzeit in Monaten, Magnitude und Schwere als Indexwerte des SPEI.	59

# 1 Einleitung

Der Klimawandel zeigt sich zunehmend in Form extremer Witterungsereignisse, die weltweit und auch in Hessen deutliche Auswirkungen auf diverse Ökosysteme hinterlassen. Der globale Temperaturanstieg führt zu häufigeren und intensiveren Hitzewellen. Eine Verschiebung der Temperaturverteilung bedeutet, dass Extremwerte häufiger überschritten werden (IPCC, 2021). Zusätzlich ändert sich das atmosphärische Zirkulationsmuster, wodurch sich z.B. blockierende Wetterlagen häufiger oder länger einstellen können (Kornhuber et al., 2019; Lohmann et al., 2024). Diese blockierenden Hochdruckgebiete können zu langanhaltenden Dürreperioden in der Vegetationszeit führen.

Schwere Dürreereignisse haben in vielen Waldökosystemen weltweit zu einem massiven Absterben von Bäumen geführt, was tiefgreifende Auswirkungen auf die Funktion dieser Ökosysteme und deren Kohlenstoffbilanz hat. Es wird erwartet, dass der Klimawandel regionale Dürren weiter verschärft, wodurch die physiologischen Grundlagen des dürrebedingten Baumsterbens zunehmend in den Fokus rücken. Obwohl Wälder gegenüber einer Vielzahl extremer Klimaereignisse anfällig sind, haben Dürren und die damit verbundenen Störungen weltweit die größten Auswirkungen (Reichstein et al., 2013; Seidl et al., 2017). Bereits seit einiger Zeit wird prognostiziert, dass die Erwärmung der Landoberfläche zu längeren und intensiveren Dürren führen könnte (Trenberth et al., 2014). Dieses Erkenntnis hat das Augenmerk auf dieses Forschungsfeld gelenkt und die Bedeutung präziser Vorhersagen zu den Auswirkungen von Dürren auf Waldökosysteme hervorgehoben.

Die Klimaerwärmung ist in Hessen durch seit Ende des letzten Jahrhunderts vorliegende Messungen eindeutig belegt. Im Vergleich zur international gültigen Klimanormalperiode 1961 bis 1990 beträgt die mittlere Temperaturerhöhung rund 1 K, im Vergleich zur vorindustriellen Zeit (vor 1880) bereits ca. 1,5 K (**Abb. A1, Anhang**). Längere Trockenperioden, intensivere Hitzewellen und veränderte Niederschlagsmuster belasten Wälder und stellen erhebliche Herausforderungen für die nachhaltige Bewirtschaftung dar. Insbesondere die Jahre 2018 bis 2020 und 2022 zeichneten sich durch außergewöhnliche Dürrebedingungen aus und führten zu signifikanten Schäden. Diese Ereignisse haben zu einer deutlichen Schwächung der Waldbestände in Hessen geführt und die Anfälligkeit gegenüber Schädlingen und Krankheiten erhöht (Waldzustandsbericht Hessen, 2024; Waldzustandsbericht Hessen, 2023).

Besonders betroffen sind die Hauptbaumarten Buche (*Fagus sylvatica* L.) und Fichte (*Picea abies* (L.) H.Karst.), deren Vitalität und Überlebensfähigkeit durch Trockenstress und biotische Schädigungen stark beeinträchtigt werden. Gleichzeitig gewinnen Risiken wie Spätfrostanomalien durch eine Vorverlegung des Vegetationsbeginns an Bedeutung, etwa für die Stieleiche (*Quercus robur* L.), was die Komplexität klimainduzierter Gefährdungen weiter erhöht. Die Auswirkungen solcher Extremereignisse auf die Wälder haben ökologische und wirtschaftliche Relevanz, da die Wälder Hessens zentrale Funktionen für Biodiversität, Wasserschutz und Kohlenstoffspeicherung erfüllen.

Diese Entwicklung unterstreicht die Notwendigkeit, Anpassungsstrategien für die Forstwirtschaft weiterzuentwickeln. Dieses Projekt widmet sich der Analyse klimabedingter Extremereignisse in Hessen, mit besonderem Fokus auf Dürren und Spätfrost. Ziel ist es, die Intensität, Häufigkeit und Dauer solcher Ereignisse basierend auf historischen Daten und Projektionen von Klimamodellen zu untersuchen. Ein Schwerpunkt liegt auf der Nutzung der Klimamodelle des ReKliEs-De-Projekts und dem Szenario RCP8.5, um Veränderungen bis zum Ende des Jahrhunderts zu projizieren (Hübener et al., 2017). Die Klimaanpassung der Wälder ist derzeit die größte Herausforderung für Forstbetriebe in Hessen (Eichhorn et al., 2020). Durch die Kombination von klimatologischen und ökologischen Analysen bietet dieses Projekt die wissenschaftliche Grundlage, um bestehende Handlungsempfehlungen für ein klimaangepasstes Waldmanagement zu überprüfen und ggf. zu modifizieren.

## 2 Reaktionen der Hauptbaumarten auf historische Dürreereignisse

Bäume haben Resilienzeigenschaften entwickelt, um Wasserstress zu vermeiden und ein hohes Wasserpotenzial aufrechtzuerhalten. Dies geschieht durch eine Regulierung der Wasseraufnahme (z. B. durch tiefe Verwurzelung) und Wasserabgabe (z. B. Schließung der Stomata, Blattabwurf, geringe Kutikulartranspiration) (Choat et al., 2018). Jährlich erneuerte Assimilationsorgane sind dabei empfindlicher gegenüber Trockenstress als mehrjährige Organe und werden häufig als kurzfristige Anpassung nach Trockenheitsbelastung abgeworfen, um die Wiederverwertung von Nährstoffen zu ermöglichen (Bréda et al., 2006; Tyree et al., 1993).

Der Kronenzustand von Bäumen ist daher ein bedeutender Indikator für die Vitalität von Bäumen und spielt eine entscheidende Rolle bei der Analyse von Dürrebedingungen. Verschiedene Merkmale des Kronenzustandes werden jährlich in der Waldzustandserhebung (WZE) erfasst (Wellbrock et al., 2018). Die umfangreiche Datenbasis der seit 1984 durchgeführten WZE ermöglicht eine fundierte Analyse der Vitalitäts- und Mortalitätsreaktionen der Hauptbaumarten im Zusammenhang mit Witterungsextremen, insbesondere bei großskaligen Ereignissen wie mehrjährigen Dürren. Um die Reaktion der vier Hauptbaumarten Fichte (*Picea abies*), Buche (*Fagus sylvatica*), Eiche (*Quercus robur* und *Quercus petraea*; wird als eine Baumart betrachtet) und Kiefer (*Pinus sylvestris*) auf vergangene Dürreereignisse zu untersuchen, wird der Kronenzustand aus der jährlichen WZE in den vier Trägerländern der NW-FVA (Hessen, Niedersachsen, Sachsen-Anhalt und Schleswig-Holstein) analysiert.

Dürren werden mithilfe standardisierter Dürreindizes identifiziert, die sie als Abweichung vom klimatischen Normalzustand einer Region beschreiben. Ein zentrales Ziel des Projekts ist es, zu ermitteln, welcher Index am besten geeignet ist, um die Reaktionen von Einzelbäumen auf Dürreereignisse zu erklären. Bislang existiert in der Forstwissenschaft kein einheitlicher Standard für diese Fragestellung (Speich, 2019). Im Projekt werden drei standardisierte Dürreindizes unterschiedlicher Komplexität verwendet: 1) der Standardized Precipitation Index (SPI, McKee et al., 1993), der ausschließlich auf Niederschlagsdaten basiert, 2) der Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI, Vicente-Serrano et al., 2010), der die klimatische Wasserbilanz, die den Überschuss oder das Defizit des gefallenen Niederschlags gegenüber den potenziellen Verdunstungsverlusten kennzeichnet, berücksichtigt, und 3) der Standardized Soil Moisture Index (SSMI, z.B. Carrão et al., 2016), der zusätzlich den Bodenwasserhaushalt einbezieht. Während der SPI und SPEI direkt aus Klimadaten berechnet werden können, erfordert der SSMI zunächst eine Modellierung des Bodenwasserhaushalts, auf deren Basis die standardisierten Werte berechnet werden.

### 2.1 Datengrundlage und Methoden

#### 2.1.1 Historische Klimadaten

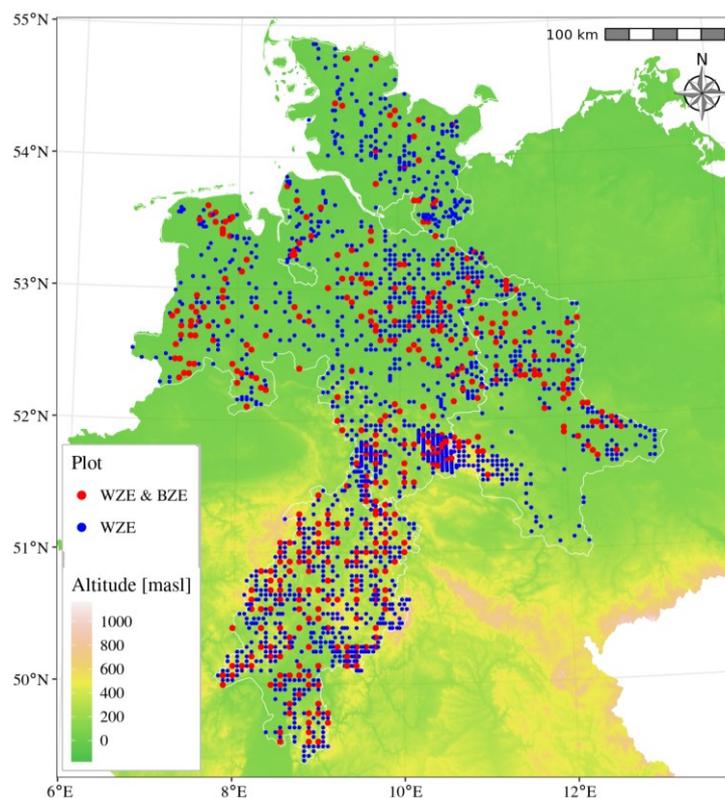
Die Intensität und Andauer von Trockenperioden und Dürren sowie deren mehrjährige Abfolge wurde anhand von Beobachtungen des Deutschen Wetterdienstes (DWD) untersucht. Um Aussagen für ausgewählte Standorte treffen zu können, ist es notwendig, die Stationsdaten des DWD in die Fläche zu interpolieren. Die Regionalisierung der Klimadaten erfolgte anhand eines kombinierten Verfahrens aus Inverse Distance Weighting (IDW) und Höhenregression aus dem Wasserhaushaltsmodell WaSiM. Mit den erprobten Regionalisierungsverfahren ist es möglich, die räumliche Verteilung ausgewählter Klimavariablen und abgeleiteter Indikatoren zu schätzen. Die Messdaten wurden für den Zeitraum 1980-2023 für die WZE-Plots in Hessen, Niedersachsen, Sachsen-Anhalt und Schleswig-Holstein regionalisiert.

Die Klimatische Wasserbilanz (KWB) ergibt sich aus der Differenz von Niederschlag und potenzieller Verdunstung (Evapotranspiration PET) für eine einheitliche Grasbedeckung. Die Berechnung der PET erfolgte nach Penman-Monteith (Brutsaert, 1982; Monteith et al., 1965).

### 2.1.2 Daten der Waldzustandserhebung

Die Waldzustandserhebung ist eine seit 1984 jährlich bundesweit im Rahmen des Forstlichen Umweltmonitorings durchgeführte, rasterbasierte Erhebung zur Bewertung des Vitalitätszustandes des Waldes. Dabei wird der Kronenzustand der Waldbäume systematisch erfasst, um den Gesundheitszustand der Wälder zu überwachen. Der Kronenzustand dient als unspezifischer, aber aussagekräftiger Indikator für den Waldzustand, der eine flächenrepräsentative und zeitnahe Berichterstattung ermöglicht. Die Erhebung erfolgt im Rahmen des bundesweiten Waldmonitorings nach § 41a BWaldG (Eichhorn et al., 2016) und des internationalen Programms ICP Forests unter dem Übereinkommen über weiträumige grenzüberschreitende Luftverunreinigung der UNECE (Wellbrock et al., 2018).

**Abbildung 2.1** zeigt eine Übersicht über alle Plots, an denen im Zeitraum 1984–2023 Daten zum Kronenzustand erhoben wurden. Dabei liegen von vielen WZE-Plots jedoch nicht kontinuierliche Erhebungen vor (inaktive Plots). An jedem Plot werden jährlich 24 Bäume erfasst. Der vollständige in diesem Projekt ausgewertete Datensatz umfasst 74289 Einzelbäume (nur Hauptbaumarten) mit insgesamt 882105 jährlichen Beobachtungen. Alle Plots der Bodenzustandserhebung (BZE) sind gleichzeitig auch WZE-Plots, auf denen der Kronenzustand dokumentiert wurde. Auf diesen Flächen konnte das Bodenwasserhaushaltsmodell kalibriert werden, sodass der SSMI nur für einen Teil des Gesamtdatensatzes verfügbar ist (an 419 von 2065 Plots).



**Abbildung 2.1:** Aktive und Inaktive Plots der Waldzustandserhebung (WZE, blau, n = 2065) und der Bodenzustandserhebung (BZE, rot, n = 419) im Zeitraum 1984-2023.

Die Kronenverlichtung, definiert als Nadel- bzw. Blattverlust (NBV) im Vergleich zu einem vitalen Referenzbaum, wird unabhängig von der Ursache des Schadens eingeschätzt. Die Einschätzung erfolgt in 5 %-Stufen und ermöglicht eine präzise Bewertung der Vitalität der Stichprobenbäume. Das Konzept des Referenzbaumes ist von zentraler Bedeutung für diese Erhebungen und umfasst sowohl lokale als auch absolute Referenzbäume. Solange ein Baum noch lebt, wird er nicht mit einem Nadel/Blattverlust von 100 % beschrieben. Ein Nadel/Blattverlust von 100 % ist abgestorbenen Bäumen vorbehalten. Diese Bäume verbleiben in der WZE-Aufnahme, solange noch Feinreisig an den Bäumen erkennbar ist. Sterben alle 24 Bäume an einem Plot ab und lassen sich keine Ersatzbäume in der Nähe finden, wird dieser als ruhender Plot nicht weiter aufgenommen. Methoden zur Berücksichtigung fehlender Daten, wie Mixed-Effects-Modelle, können genutzt werden, um ruhende Plots in Auswertungen einzubeziehen.

Im Projekt erfolgt die Auswertung der NBV-Daten sowohl in den einundzwanzig 5 %-Klassen als auch durch die Standardisierung des NBV mittels Z-Scores (**Abb. 2.2, Abb. 2.3**). Die Entscheidung für die Verwendung von Z-Scores basiert darauf, dass sie den Kronenzustand unabhängig von zeitlich konstanten, aber räumlich differenzierten Parametern wie z.B. dem Nährstoffangebot des Standorts berücksichtigen. Veränderungen im NBV im Laufe der Zeit werden bei Z-Scores durch kurz- und langfristige Umwelteinflüsse wie Klimaänderungen (z.B. Trockenheit und Stürme) oder Kalamitäten (z.B. Borkenkäfer, Misteln, und Pilze) verursacht, die allerdings oft nicht klar voneinander trennbar sind und sich untereinander beeinflussen können, wie das erhöhte Schadensrisiko durch Borkenkäfer in durch Trockenheit vorgeschädigten Fichtenbeständen.

Ein Z-Score gibt an, wie viele Standardabweichungen ein einzelner Datenwert vom Mittelwert entfernt ist, und wird gemäß der Formel (1) berechnet:

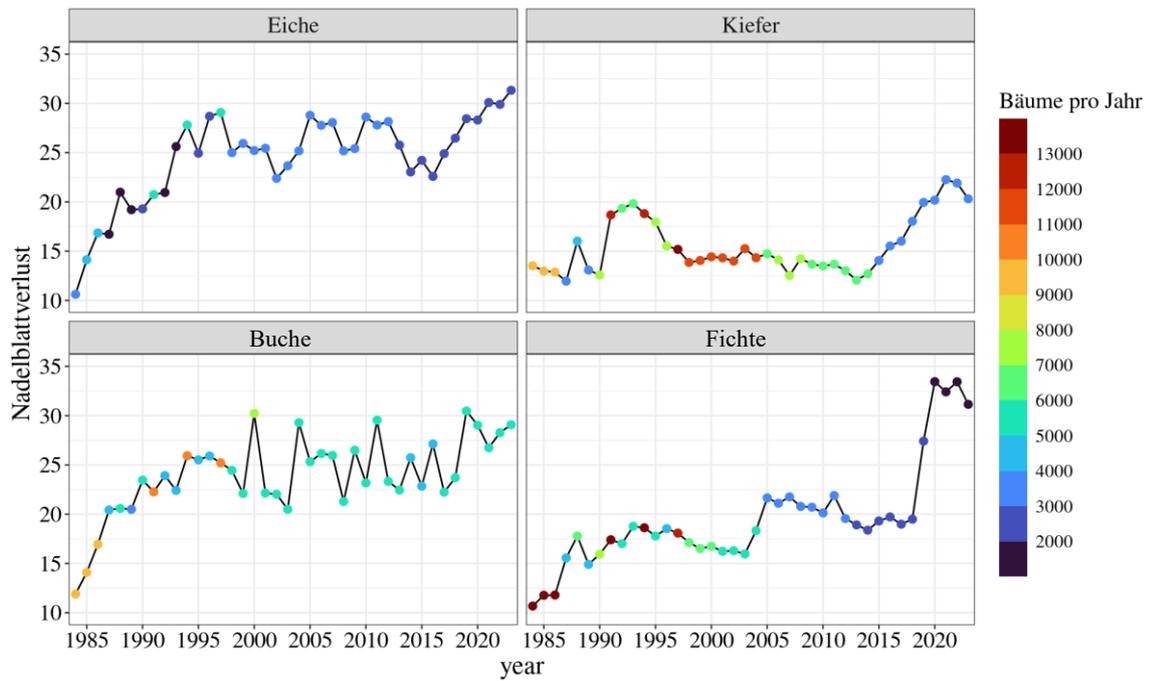
$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

Dabei steht  $x$  für den Wert des NBV pro Baum und Jahr. Mittelwert  $\mu$  und Standardabweichung  $\sigma$  werden aus der jeweiligen baumartenspezifischen Verteilung der Beobachtungen errechnet, bei denen abgestorbene Bäume und starke Kronenverlichtung ausgeschlossen werden (**Tab. 2.1**). Eine ergänzende Übersicht der Rohdaten ist im Anhang als Histogramm dargestellt (**Abb. A4**).

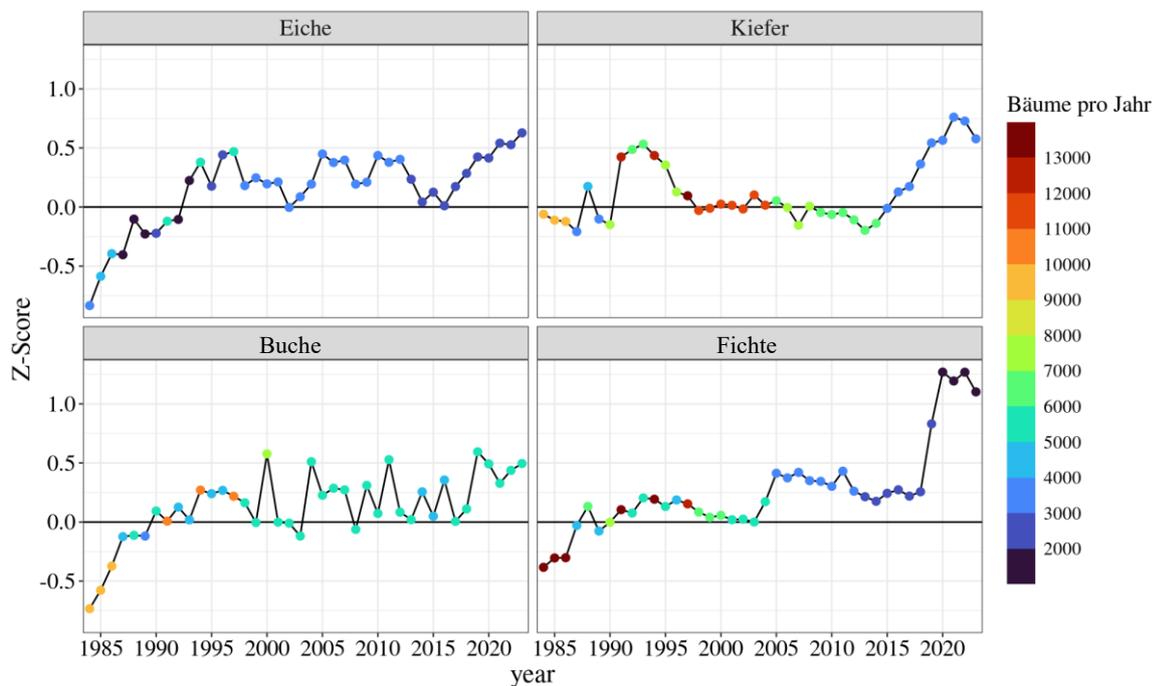
**Tabelle 2.1:** Definition der Schadstufen nach NBV Werten (BMEL, 2023).

Schadstufe	NBV	Bezeichnung
0	0-10 %	Ohne Kronenverlichtung
1	11-25 %	Schwache Kronenverlichtung
2	26-60 %	Mittelstarke Kronenverlichtung
3	61-99 %	Starke Kronenverlichtung
4	100 %	Abgestorben

Eiche und vor allem Buche zeigen die höchste interannuelle Variabilität, was zumindest bei der Buche auch auf die Jahre mit starker Fruktifikation zurückzuführen ist (**Abb. 2.2, Abb. 2.3**). Während der Fruktifikation investiert der Baum mehr Energie in die Früchte als in die Blätter, so dass trotz gleichbleibender Vitalität der NBV steigt (Klinck et al., 2021).



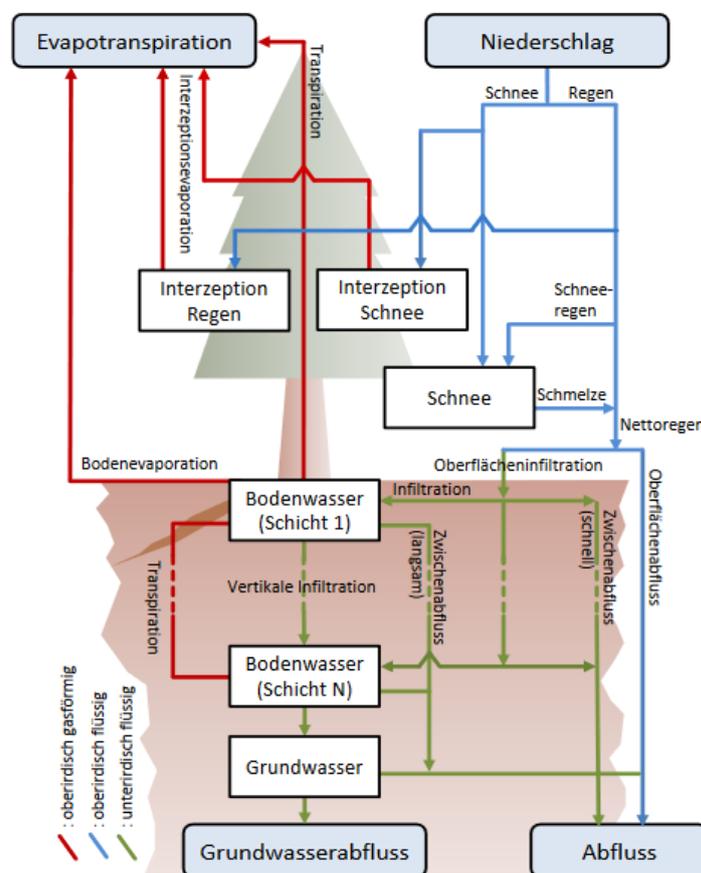
**Abbildung 2.2:** Mittlerer Kronenzustand der vier Hauptbaumarten, dargestellt anhand des prozentualen Nadel/Blattverlustes. Die Farbskala repräsentiert die Anzahl der Bäume, die jährlich für die Erhebung berücksichtigt wurden.



**Abbildung 2.3:** Mittlerer standardisierter Kronenzustand der vier Hauptbaumarten, dargestellt anhand des Z-Scores des Nadel/Blattverlustes. Die Farbskala repräsentiert die Anzahl der Bäume, die jährlich für die Erhebung berücksichtigt wurden.

### 2.1.3 Bodenfeuchtemodellierung

Im Verlauf des Projekts wurden einige methodische Anpassungen vorgenommen, um die Zielsetzungen des Vorhabens effizienter und präziser zu adressieren. Eine wesentliche Änderung bestand im Austausch des ursprünglich geplanten und auch im Projekt zunächst berechneten Palmer Drought Severity Index (PDSI, Palmer, 1965) durch den Standardized Soil Moisture Index (SSMI, z.B. Carrão et al., 2016). Der SSMI wurde vorgezogen, da er auf Bodenfeuchtemodellen basiert, die eine differenziertere Abbildung der Bodenwasserverhältnisse erlauben. Im Projekt wurde die Bodenfeuchte mithilfe des Soil-Vegetation-Atmosphäre-Transfer (SVAT-)Modells LWF-Brook90 (Hammel & Kennel, 2001; Schmidt-Walter et al., 2020, 2023) berechnet, das ermöglicht, den Wasserhaushalt spezifisch auf die standörtlichen und baumartenspezifischen Bedingungen zu parametrisieren. LWF-Brook90 ist ein prozessbasiertes forsthydrologisches Modell, das die Wasserflüsse für einen Standort vertikal eindimensional beschreibt und bilanziert (**Abb. 2.4**).



**Abbildung 2.4:** Modellschema des hydrologischen Modells LWF-Brook90 (Hallas et al., 2018). In unserer Anwendung auf Punktskala ohne Grundwasserinteraktionen.

Im Gegensatz dazu basiert der PDSI auf der nutzbaren Feldkapazität als einzigen Bodenparameter, wodurch wichtige standortspezifische Eigenschaften wie Bodentiefe, Struktur oder Durchlässigkeit unzureichend berücksichtigt werden. Obwohl wir den PDSI mit einer Selbstkalibrierung berechnet haben (SC-PDSI, Wells et al., 2004; Zhong et al., 2018), um das zugrunde liegende Modell auch außerhalb des ursprünglichen Anwendungsgebiets (Mittlerer Westen der USA) anwenden zu können, sahen wir klare Vorteile durch die eigenständige Modellierung der Bodenfeuchte. Die Verwendung des SSMI erlaubte somit eine präzise und anpassbare Modellierung der Bodenfeuchtebedingungen und ihrer Extremwerte, was insbesondere für die spezifische Analyse der Auswirkungen auf Baumarten und

regionale Waldökosysteme von Bedeutung ist. Die Berechnung des SSMI erfolgte aus dem modellierten pflanzenverfügbaren Bodenwasser (pF-Wert zwischen 1,8 und 4,2) bis 2 m Tiefe.

LWF-BROOK90 ist eine modifizierte Version des ursprünglichen hydrologischen Modells BROOK90 (Federer, 1995), das die Evapotranspiration und Bodenwasserflüsse eines von Vegetation bedeckten Bodenprofils eindimensional auf der Punktskala simuliert. Neben den Wasserflüssen werden auch Zustandsgrößen, darunter Bodenwassergehalt und das Bodenwasserpotenzial, berechnet. Das Modell berücksichtigt Makroporen-assistierte Infiltration und Oberflächenabfluss sowie Module für Schneeakkumulation und -schmelze. Grundwasserneubildung und kapillarer Aufstieg des Grundwassers werden in der hier durchgeführten Modellierung auf Punktskala nicht berücksichtigt. Das Modell verwendet den modifizierten Ansatz von Shuttleworth-Wallace (1985) zur Berechnung der Verdunstung und ist in der Lage, zwischen Bodenverdunstung und Kronentranspiration sowie Tages- und Nachtzeit-Evapotranspiration zu unterscheiden. Dieser Ansatz basiert auf der Monteith-Gleichung (Monteith et al., 1965) und schätzt getrennt die Dampf Flüsse, die von einer eindimensionalen Blatt- bzw. Pflanzenschicht (Transpiration und Interzeptionsevaporation) und der Bodenoberfläche (Boden- und Schneeverdunstung) ausgehen. Das Modell verwendet dynamische, temperaturgesteuerte Vegetationsmerkmale in der Simulation und bietet eine Mualem-van Genuchten-Parametrisierung der bodenhydraulischen Kennwerte (Mualem, 1976; Van Genuchten, 1980).

Die Inputvariablen sind tägliche Klimaantriebsdaten (Temperatur (min. und max.), Niederschlag, relative Luftfeuchtigkeit, Globalstrahlung, Windgeschwindigkeit), Vegetationsparameter wie Blattphänologie, Blattflächenindex (LAI), Stammflächenindex (SAI), Bestandeshöhe und Feinwurzelverteilung sowie bodenhydraulische Parameter. Eine wichtige steuernde Variable im Modell ist der LAI, der dazu dient, die verfügbare Energie nach dem Beer'schen Gesetz zwischen Pflanzen und Boden aufzuteilen, um die maximale Interzeptionsspeicherkapazität sowie Auffangraten zu bestimmen und um die stomatäre Leitfähigkeit auf die Bestandesebene zu skalieren. Dabei werden die Transpiration und Interzeption aus einer einlagigen Pflanzenschicht (single big leaf approach) berechnet, wobei Interzeptionsraten als konstanter Anteil des Niederschlags oder Schneefalls pro LAI und SAI für die Kronenschicht angenommen werden. Eine partielle Befeuchtung und Austrocknung der Kronenschicht wird nicht berücksichtigt. Der berechnete Wasserbedarf der Baumkronen (potenzielle Transpiration) wird durch eine Wasserversorgungsrate (tatsächliche Transpiration) gedeckt. Die Bodenwasserbegrenzung der Transpiration wird unter Berücksichtigung von Wurzeldichteprofilen, Pflanzenwiderständen und einem kritischen Blattwasserpotenzial berechnet. Die stomatäre Leitfähigkeit wird aus der maximalen Blattleitfähigkeit berechnet, die in Abhängigkeit von Temperatur, Dampfdruckdefizit und Globalstrahlung nach dem Modell von Jarvis et. al (1997) reduziert wird. Der Bodenmatrixfluss als vertikale Wasserbewegung durch die Bodenschichten wird mittels Richards-Gleichung modelliert (Richards, 1931), wobei die Wurzelwasseraufnahme und eine Makroporen-unterstützte Infiltration berücksichtigt werden. Ein Bypass-Flow durch Makroporen kann berücksichtigt werden.

Insgesamt bietet das etablierte LWF-BROOK90-Modell eine umfassende und zuverlässige Methode zur Modellierung des Wasserhaushalts und trägt damit zur Verbesserung des Verständnisses und der Vorhersage von Wasserkreisläufen und deren Auswirkungen auf Waldökosysteme bei.

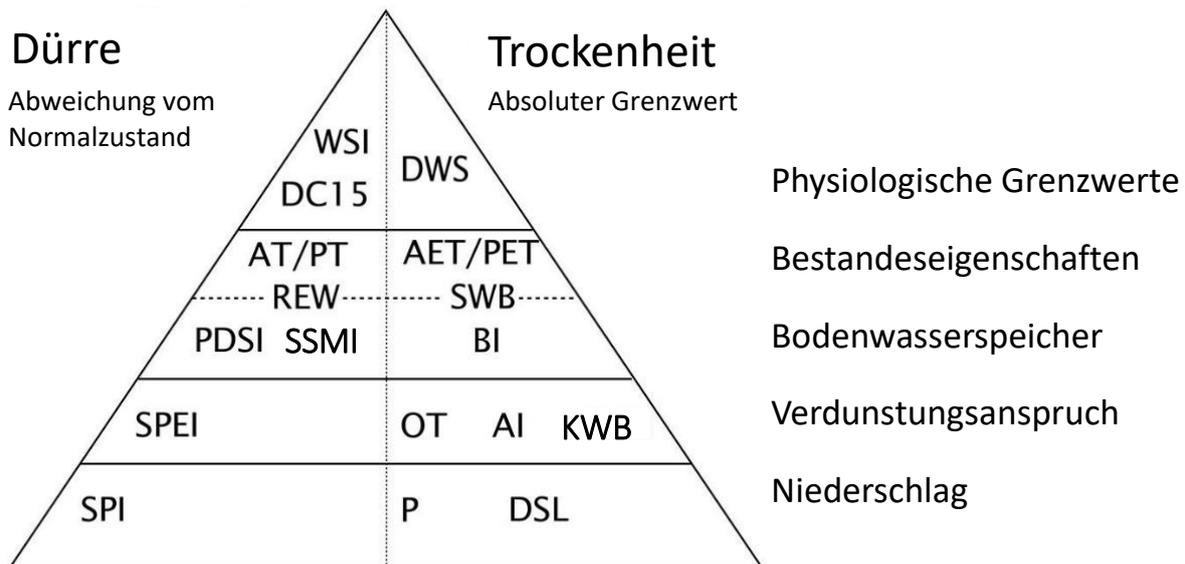
#### 2.1.4 Dürreindizes

Es gibt verschiedene Methoden, um die Auswirkungen von Dürre auf Wälder zu verstehen, darunter dendrochronologische Analysen, Klimatrendanalysen und dynamische Modelle. Bei diesen Ansätzen wird die Wasserverfügbarkeit oft in einem einzigen Wert zusammengefasst, der als Dürre- oder Trockenheitsindex bezeichnet wird. Da Dürren komplexe Phänomene sind, geht mit der Nutzung solcher Indizes stets ein gewisser Informationsverlust einher. Es existieren zahlreiche unterschiedliche Indizes, die für verschiedene Fragestellungen entwickelt wurden. Anknüpfend an diese Methoden war es Ziel des Projekts herauszufinden, welche Dürreindizes geeignet sind, um Veränderungen im Kronenzustand der Bäume zu erklären. Dabei wurde untersucht, inwieweit verschiedene Indizes die komplexen Wechselwirkungen zwischen Wasserverfügbarkeit und der Vitalität/Mortalität der Bäume abbilden können.

**Abbildung 2.5** zeigt verschiedene Dürre- und Trockenheitsindizes mit aufsteigender Komplexität. Die Indizes auf der untersten Ebene berücksichtigen nur den Niederschlag, während die Indizes auf den höheren Ebenen auch den Verdunstungsanspruch, die Feuchtigkeitsspeicherung im Boden und Veränderungen der Vegetationseigenschaften berücksichtigen. Dürre beschreibt eine anomale Abweichung vom klimatischen Normalzustand mit zeitlich begrenzter Wasserknappheit, die meist durch einen relativen Wert dargestellt wird. Trockenheit hingegen bezieht sich auf einen langfristigen, stabilen Zustand mit dauerhaft geringer Wasserverfügbarkeit, der meist durch die Unterschreitung eines Absolutwertes definiert ist.

Basierend auf der alleinigen Verwendung von Niederschlagsdaten wurde neben der Dry Spell Length (DSL, z.B. Serra et al., 2016, Anzahl an aufeinanderfolgenden Tagen ohne Niederschlag) der Standardized Precipitation Index (SPI, McKee et al., 1993) entwickelt, welcher Dürre als negative Niederschlagsanomalie über einen Zeitraum definiert. Durch das Einbeziehen des Verdunstungsanspruchs der Atmosphäre anhand der potenziellen Evapotranspiration (PET) wird die Klimatische Wasserbilanz ( $KWB = P - PET$ ) als Indikator für die Wasserverfügbarkeit verwendet. Der Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI, Vicente-Serrano et al., 2010) bildet die standardisierte Version der KWB und definiert Dürre als negative Anomalie der am Standort vorkommenden Normalbedingungen.

Unter Berücksichtigung des Bodenwasserspeichers wurde die in der Forstwissenschaft verwendete Standortwasserbilanz (SWB) untersucht (Spellmann et al., 2007), auf der die aktuelle Baumartenempfehlungen der NW-FVA beruhen (Böckmann et al., 2019; Spellmann et al., 2020). Die SWB wird als die Summe der nutzbaren Feldkapazität (nFK) am Standort und der KWB in der Vegetationszeit als 30-jähriger Mittelwert berechnet. Im Verlauf des Projekts wurde der SC-PDSI durch den Standardized Soil Moisture Index (SSMI, z.B. Carrão et al., 2016) ersetzt, da der SSMI auf einer stärker physikalisch basierten und speziell für Waldstandorte entwickelten Bodenfeuchtemodellierung basiert, die eine differenziertere Darstellung der Bodenwasserverhältnisse und die Berechnung weiterer Indikatoren ermöglicht (siehe **Kap. 2.1.3**). Ein Dürreindikator mit Berücksichtigung von Bestandeseigenschaften ist das Transpirationsverhältnis (reale/potenzielle Transpiration  $AT/PT$ ), welches wie der SSMI ebenfalls auf den Ergebnissen einer Wasserhaushaltsmodellierung basiert. Das Transpirationsverhältnis kann Werte zwischen 0 und 1 annehmen, wobei ein Wert unter 0,8 auf akuten Trockenstress des Baumes hindeutet (Petrík et al., 2022). Die reale Transpiration wird durch Limitation der Wasserverfügbarkeit im Boden verringert, wohingegen die potenzielle Transpiration unabhängig von der Wasserverfügbarkeit im Boden ist.



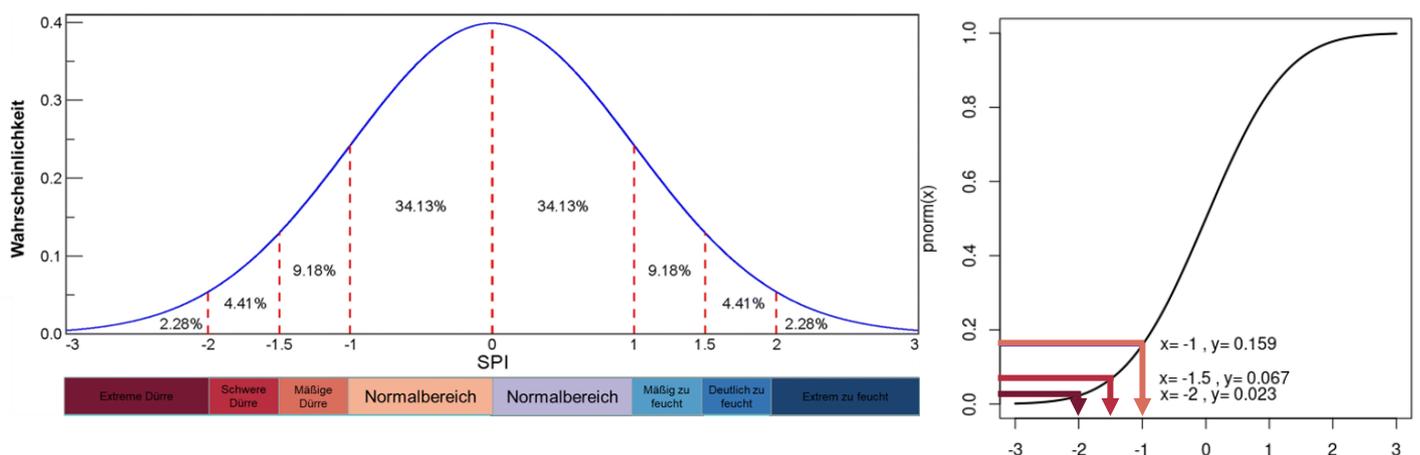
**Abbildung 2.5:** Klassifizierung von Dürre- und Trockenheitsindizes (Erklärung siehe **Tab. 2.2**). Die Stufen der Pyramide geben die Informationsebenen an, die ein Index berücksichtigt. Indizes auf der linken Seite werden zur Quantifizierung von Dürre verwendet, während die Indizes auf der rechten Seite Trockenheit beschreiben. Verändert nach Speich (2019).

**Tabelle 2.2:** Beschreibung der Abkürzungen aus **Abb. 2.5**. Hervorgehoben sind Indikatoren, die im Projekt untersucht wurden.

Abkürzung	Beschreibung
<b>SPI</b>	<b>Standardized Precipitation Index</b>
<b>P</b>	<b>Niederschlag</b>
<b>DSL</b>	<b>Dry spell length</b>
<b>SPEI</b>	<b>Standardized Precipitation Evapotranspiration Index</b>
OT	Ombrothermische Indizes
AI	Ariditätsindex (Budyko & Miller, 1974)
<b>KWB</b>	<b>Klimatische Wasserbilanz (P – PET)</b>
<b>PDSI</b>	<b>Palmer Drought Severity Index</b>
<b>SSMI</b>	<b>Standardized Soil Moisture Index</b>
BI	Bioklimatische Intensität
REW	Relativ verfügbare Bodenfeuchtigkeit
<b>SWB</b>	<b>Standortwasserbilanz (KWB + nFK)</b>
<b>AT/PT</b>	<b>Transpirationsverhältnis</b>
AET/PET	Evapotranspirationsverhältnis
DC15	Dürrestressindex (Cáceres et al., 2015)
DWS	Dynamischer Wasserstress (Porporato et al., 2001)
WSI	Wasserstress Integral

Im Projekt lag der Fokus auf den drei standardisierten Dürreindizes SPI, SPEI und SSMI. Trockenheitsindizes auf Basis absoluter Werte liefern wertvolle Informationen über die lokale Intensität eines Extremereignisses, jedoch eignen sie sich weniger gut für die Identifizierung von Dürren. Dürren sind komplexe, regional und saisonal unterschiedlich ausgeprägten Schwankungen der Wasserverfügbarkeit, die für die Bewertung der Auswirkungen auf Wälder von zentraler Bedeutung sind. Einen wesentlichen Vorteil der Dürreindizes stellt die großräumige Vergleichbarkeit dar, welche durch eine einheitliche Skalierung gewährleistet wird. Dadurch können unterschiedliche Regionen, Zeiträume und Klimabedingungen systematisch miteinander in Beziehung gesetzt werden. Das ist insbesondere bei großräumigen und langfristigen Ereignissen, die beispielsweise durch blockierende Hochdrucksysteme ausgelöst werden, von entscheidender Bedeutung. Zusätzlich ermöglichen standardisierte Indizes die flexible Anpassung des Aggregationszeitraums, wodurch spezifische Phänomene, etwa die Dauer und Intensität der Vorbedingungen, gezielt untersucht werden können. Ein weiterer Vorteil liegt in der Möglichkeit, spezifische Dürrecharakteristika wie Dauer, Magnitude, Intensität und Häufigkeit zu berechnen. Diese Eigenschaften machen standardisierte Indizes zu einem vielseitigen Werkzeug, um die komplexen und dynamischen Auswirkungen von Dürre auf Wälder differenziert zu analysieren.

Die standardisierten Indizes SPI, SPEI und SSMI ermöglichen eine einheitliche Bewertung und Charakterisierung der Wasserverfügbarkeit im Vergleich zu den Normalwerten. Die Grundlage ihrer Berechnung ist die Transformation von Klimadaten wie Niederschlag, klimatischer Wasserbilanz oder Bodenfeuchtigkeit in eine Standard-Normalverteilung (Mittelwert 0 und Standardabweichung 1). Dadurch wird jedem Datenwert eine Position in der Verteilungsfunktion zugeordnet, die als standardisierter Indexwert ausgedrückt wird (**Abb. 2.6** und **Tab. 2.3**). Negative Indexwerte entsprechen trockenen und positive Werte feuchten Witterungsperioden im Vergleich zum Normalzustand. Ein Dürreereignis aus einer Kategorie  $C_j$  ist definiert als der Zeitraum, in dem der standardisierte Dürreindex (SPI, SPEI, SSMI) kontinuierlich unter einem kritischen Schwellenwert  $\Omega_j$  liegt und dauert an, bis der Wert wieder einen positiven Bereich erreicht. Hier ist  $\Omega_1 = -1$ ,  $\Omega_{1.5} = -1,5$  und  $\Omega_2 = -2$ .



**Abbildung 2.6:** Klassifizierung der Indexwerte nach Wahrscheinlichkeit, abgeleitet aus der Standard-Normalverteilung (rechts als kumulative Darstellung mit Unterschreitungswahrscheinlichkeiten (Summe Wahrscheinlichkeit pro Kategorie C1, C1.5 und C2).

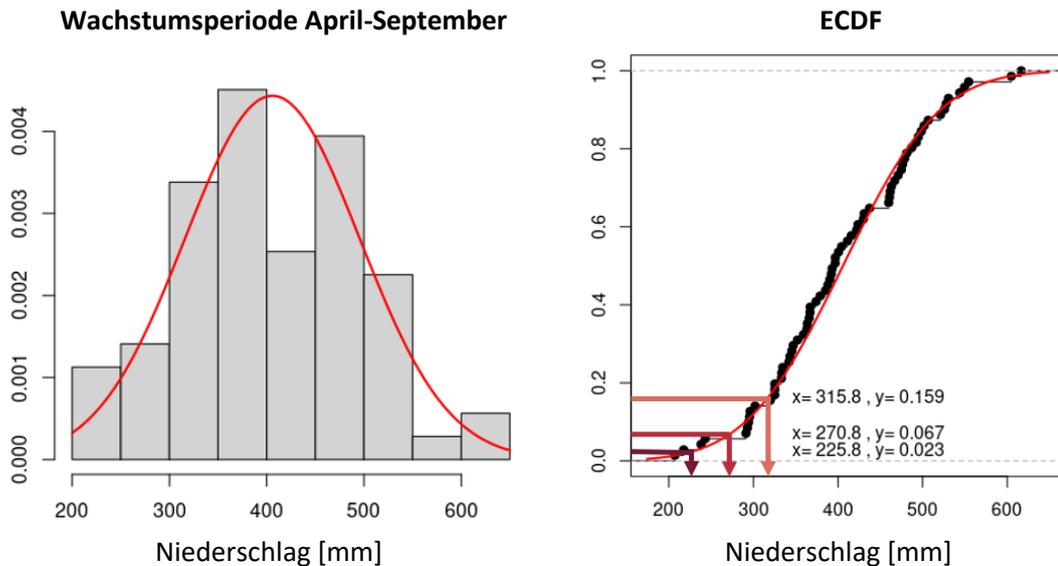
**Tabelle 2.3:** Klassifizierung der Wertebereiche der Dürreindizes. Ab einer Abweichung unter -1 ist die Definition für eine Dürre erfüllt und der Zeitraum kann in eine von drei Dürrekategorien eingeteilt werden (C1 bis C2).

Klassifizierung	Wertebereich [ $\sigma$ ]	Wahrscheinlichkeit [%]
Extrem zu feucht	> 2	2,3
Deutlich zu feucht	1.5 bis 2	4,4
Mäßig zu feucht	1 bis 1.5	9,2
Normalbereich	0 bis 1	34,1
Normalbereich	-1 bis 0	34,1
Mäßige Dürre <b>C1</b>	-1.5 bis -1	9,2
Schwere Dürre <b>C1.5</b>	-2 bis -1.5	4,4
Extreme Dürre <b>C2</b>	< -2	2,3

Für die Berechnung der standardisierten Dürreindizes wurden zunächst Verteilungsfunktionen an die Klimadaten angepasst. Dabei wurden Niederschlagssummen und die KWB für die Berechnung des SPI und SPEI für verschiedene Zeiträume (6, 12 und 24 Monate) aggregiert, um die zeitlichen Dimensionen von Dürren abzubilden. Diese Aggregation ermöglicht es, den Zeitraum zu definieren, der vor der WZE-Aufnahme (meistens im Juli) den stärksten Effekt auf die Reaktion der Bäume hat. Die Verteilungsfunktion wird für jeden Aggregationszeitraum und Monat separat gefittet. Im Gegensatz dazu wurde die Bodenfeuchte, die im SSMI berücksichtigt wird, nicht aggregiert. Der SSMI basiert auf einer Modellierung des Bodenwasserhaushalts, bei der die Bodenfeuchte dynamisch simuliert wird und die Speicherung von Wasser zwischen den Monaten von standortspezifischen Eigenschaften abhängt.

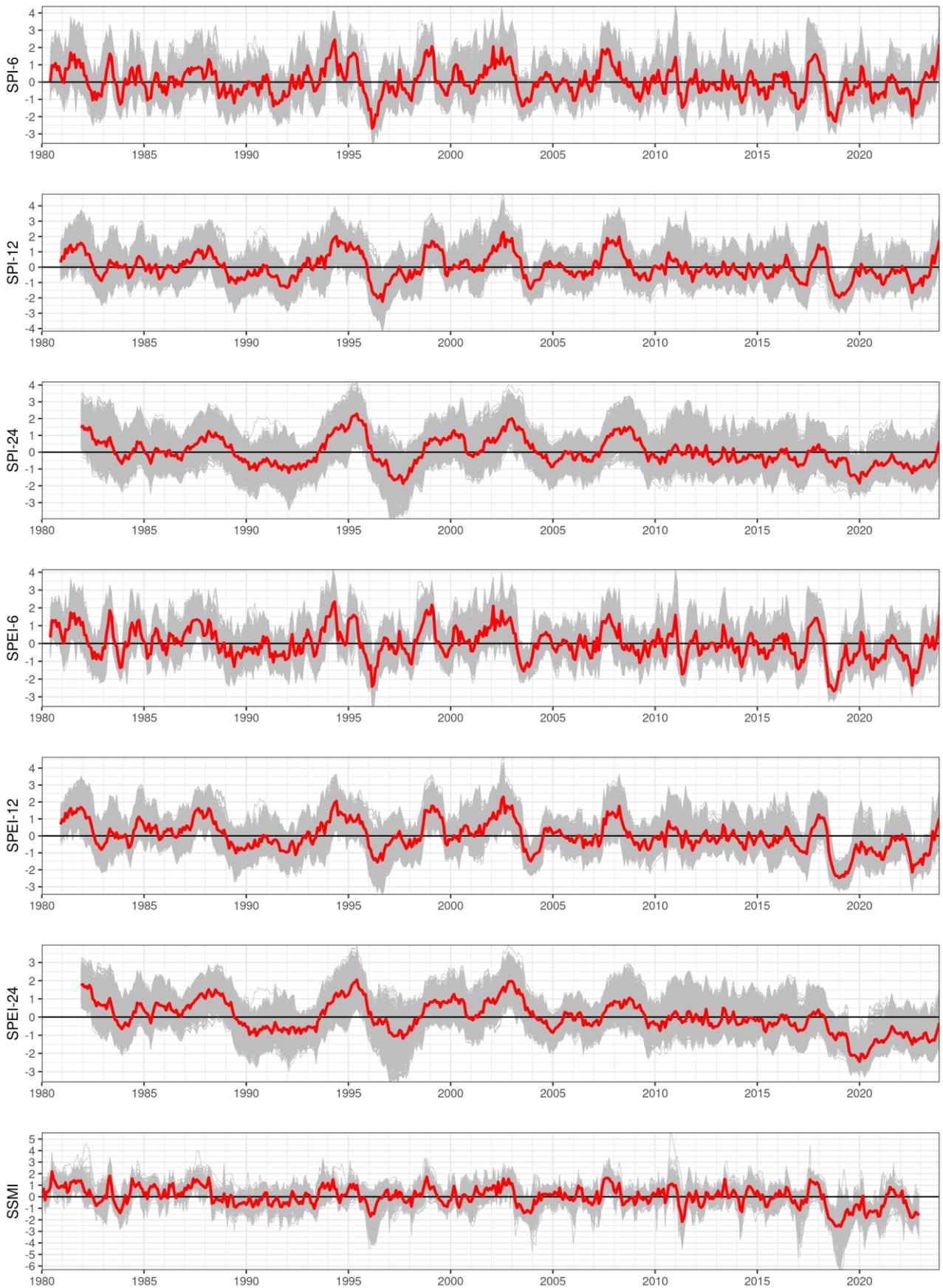
**Abbildung 2.7** veranschaulicht exemplarisch die Berechnung des SPI auf Basis der Niederschlagssummen für eine 6-monatige Periode. Dabei werden die Niederschlagssummen auf ihre Verteilungsfunktion geprüft und der Indexwert wird anschließend unter Verwendung der Standard-Normalverteilung berechnet. Die Wahl der optimalen Verteilungsfunktion variiert je nach Aggregationszeitraum.

Ein besonderes Augenmerk liegt auf den Extrembereichen der Verteilungen, da diese die Beziehung zwischen extremen Dürren und den zugrunde liegenden Klimaparametern darstellen. Deshalb wurde für jeden WZE-Plot und Index die geeignetste Verteilungsfunktion anhand verschiedener Kriterien ermittelt. Die Parameterschätzungen der Verteilungen basieren auf monatlich aggregierten Beobachtungsdaten für den Zeitraum 1980–2023. Für den SPI wurden drei zweiparametrische Verteilungsfunktionen (Gamma-, Normal- und Weibullverteilung) berücksichtigt. Der beste Fit wurde anhand des niedrigsten mittleren Akaike-Informationskriteriums (AIC) über alle Monate pro Plot bestimmt. Der AIC wurde verwendet, da alle infrage kommenden Verteilungen dieselbe Anzahl von Parametern aufweisen. Für den SPEI wurden eine zweiparametrische (Normalverteilung) und zwei dreiparametrische Verteilungsfunktionen (Generalisierte Extremwertverteilung und Generalisierte Logistische Verteilung) geprüft. Da hier Verteilungen mit unterschiedlicher Parameteranzahl verglichen werden, wurde stattdessen die mittlere maximale logarithmische Likelihood als Entscheidungskriterium verwendet. Die Vorauswahl der zu testenden Verteilungsfunktionen erfolgte basierend auf den Empfehlungen von Stagge et al. (2015).



**Abbildung 2.7:** Beispielhafte Berechnung des SPI-6 (Werte = -1, -1,5 und -2). Links: Fitten einer geeigneten Verteilung für empirische Werte. Rechts: Übertragung der Wahrscheinlichkeiten auf die gefittete Verteilungsfunktion der empirischen Werte (Bezug zwischen Niederschlagsumme und SPI-6).

Für die Berechnung des SSMI wurde ebenfalls die maximale logarithmische Likelihood als Kriterium für infrage kommende Verteilungsfunktionen (Gamma-, Weibull-, Normalverteilung, Generalisierte Extremwertverteilung, Generalisierte Logistische Verteilung und Pearson Type III) für das pflanzenverfügbare Bodenwasser bis 2 m Tiefe verwendet. Die Berechnung der Indexwerte wurde anschließend auf einen Wertebereich zwischen -4 und 4 begrenzt und erfolgte mithilfe des R-Packages *SCI* (Stagge & Gudmundsson, 2016). **Abbildung 2.8** zeigt die auf diese Weise berechneten Zeitreihen von SPI, SPEI und SSMI für die einzelnen WZE- bzw. BZE-Plots sowie als Mittelwert. Die Indizes mit längeren Aggregationszeiträumen (SPI-24, SPEI-24) zeigen deutliche mehrjährige Schwankungen, während kürzere Zeiträume (SPI-6, SPEI-6, SSMI) stärkere kurzfristige Variabilität aufweisen. Besonders ab 2018 sind starke negative Ausschläge erkennbar, die mit bekannten Dürrejahre übereinstimmen.



**Abbildung 2.8:** Zeitreihen der klimatischen Dürreindizes SPI und SPEI mit unterschiedlichen Aggregationszeiträumen auf allen WZE-Plots und des SSMI auf allen BZE-Plots (grau = einzelne Plots, rot = Mittelwert).

Für jede Kategorie wurden die folgenden sechs Hauptmerkmale von Dürreereignissen ermittelt: Dauer, min. Intensität, Frequenz, Wiederkehrzeit zwischen den Ereignissen, Schwere und Magnitude (Dracup et al., 1980; Ge et al., 2016; Le et al., 2019; Vevevich, 1969).

Die Dauer (Du) eines Dürreereignisses in einer Kategorie  $C_j$  ist die Anzahl aller aufeinanderfolgenden Monate mit negativen Indexwerten, in denen der Dürreindex unter  $\Omega_j$  fällt und anschließend wieder über 0 steigt.

Die Wiederkehrzeit (T) zwischen den Dürreereignissen ist die Dauer (in Monaten) zwischen dem Zeitpunkt des Beginns zweier aufeinander folgender Dürreereignisse (unabhängig von der Länge) in derselben Dürrekategorie  $C_j$ . Sie umfasst die Dürreperiode und die darauf folgenden Nicht-Dürreperioden. Daher charakterisiert T die zeitliche Variabilität von Dürreereignissen.

Die Frequenz (F) von Dürren der Kategorie  $C_j$  über einen Zeitraum N (Monate) ist die Wahrscheinlichkeit des Auftretens einer Dürre, die als Verhältnis der Gesamtdauer der Dürre zur Gesamtzeit (N) berechnet wird, wobei m die Anzahl der Dürreereignisse in  $C_j$  ist und  $j := \{1, 1.5, 2\}$ :

$$F_j = \frac{\sum_{i=1}^m Du_i}{N} 100\% \quad (2)$$

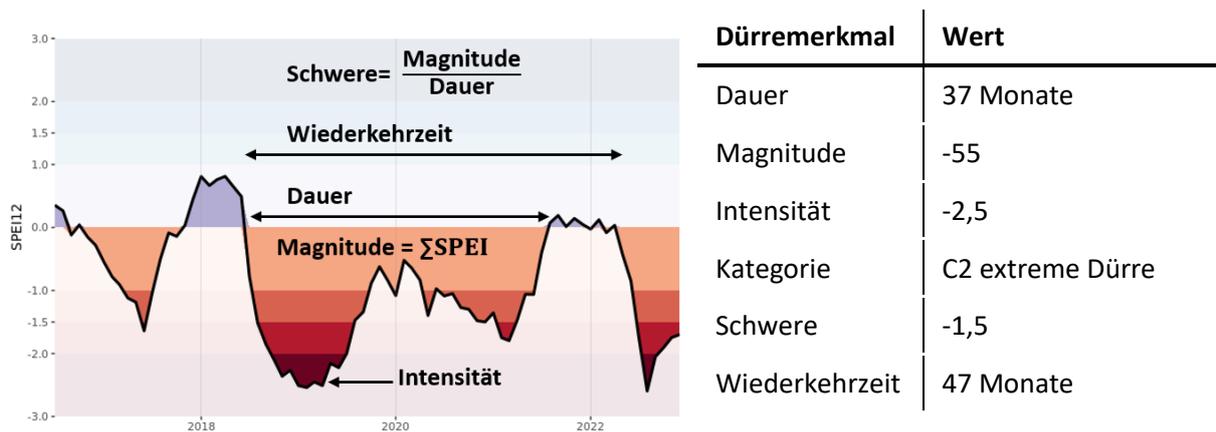
Die Magnitude (M) eines Dürreereignisses in der Kategorie  $C_j$  ist der kumulative Index (hier der SPEI) während des Ereignisses:

$$M_j = \sum_{k=1}^{Du} SPEI_k | SPEI_k < \Omega_j \quad (3)$$

Die Schwere (S) eines Dürreereignisses gibt die mittlere Intensität des Ereignisses der Kategorie  $C_j$  an:

$$S_j = \frac{M_j}{Du_j} \quad (4)$$

Die Analyse des Dürreereignisses 2018–2020 für den SPEI-12 ergab eine außergewöhnlich lange Dauer von 37 Monaten sowie eine sehr kurze Wiederkehrzeit von 47 Monaten bis zur darauffolgenden extremen Dürre im Jahr 2022. Mit einer minimalen Intensität von -2,5 wurde es als extreme Dürre (Kategorie C2) klassifiziert (**Abb. 2.9**). Die Magnitude von -55 gibt die Summe des Defizits an (aufsummierte Standardabweichungen der KWB des Dürreereignisses) und die Schwere von -1,5 eine mittlere Intensität für das gesamte Ereignis.



**Abbildung 2.9:** Dürremerkmale am Beispiel des Dürreereignisses 2018-2020 (ermittelt anhand des mittleren SPEI-12 für Hessen).

### 2.1.5 Wirkungsanalyse mit Regressionsmodellen

Zur Untersuchung des Einflusses von Dürren auf den Kronenzustand wurde ein Generalisiertes Additives Modell (GAM) angewendet (Wood, 2023). Die Verwendung von GAMs ermöglicht eine flexible Modellierung der nichtlinearen Beziehungen zwischen Dürreindizes und dem Kronenzustand bzw. der Mortalität. Der Einsatz von Glättungstermen erlaubt es, artspezifische Sensitivitäten und Schwellenwerte zu identifizieren.

Dabei wurde der Nadel- bzw. Blattverlust (NBV) als abhängige Variable und die zum Zeitpunkt der Waldzustandserhebung (WZE) berechneten Dürreindizes als unabhängige Variable gewählt. Für jede Baumart wurde ein separater Glättungsterm geschätzt, um artspezifische Reaktionen auf Trockenstress abzubilden.

#### Modellierung des Kronenzustandes

Der NBV wird in der WZE in 5 %-Schritten geschätzt. Aufgrund der Schätzung der Kronenverlichtung in 5 %-Schritten besteht die Problematik, dass die Annahme der Gleichheit der Differenz zwischen den Schritten nicht gewährleistet ist. Um dieser Herausforderung zu begegnen, wurde der NBV in 21 geordnete Kategorien umgewandelt, was ein ordinale Skalenniveau impliziert. Das ordinale Regressionsmodell ist somit in der Lage, für die abhängige Variable Werte in geordneten Kategorien anzunehmen.

Da diese Modellierung sich von den typischen GAM-Einstellungen (family="ocat") unterscheidet, werden hier keine Residuen berechnet (Fahrmeir et al., 2009). Nur für die numerischen Werte der Dürreindizes wird ein Glättungsterm angewendet. Die Struktur des verwendeten Modells kann wie folgt beschrieben werden:

$$y = \beta_0 + x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + f(x_3, x_1 * x_2) \quad (5)$$

Mit:

$y$  = Kronenverlichtung als Kategoriale Variable (21 Stufen)

$\beta_0$  = Der Achsenabschnitt des Modells

$x_1\beta_1$  = Parametrischer Faktorterm für Dürreindizes

$x_2\beta_2$  = Parametrischer Faktorterm für Baumarten

$x_3$  = numerische Indexwerte

$f(x_3, x_1 * x_2)$  = Glättungsterm für die Indexwerte mit Interaktion aus Baumart und Indexname

### Modellierung der Mortalität

Zusätzlich wurde ein separates Binomiales Regressionsmodell entwickelt, um die Baumsterblichkeit in Zusammenhang mit Dürren zu untersuchen. Hierbei wurde die Mortalität als binäre abhängige Variable (0 = lebend, 1 = tot) definiert. Auch hier wurden Dürreindizes, Baumart, und ein Glättungsterm für den Indexwert modelliert, wobei die Interaktion zwischen Dürreindex und Baumart berücksichtigt wurde. Die Modellstruktur kann wie folgt beschrieben werden:

$$y = \beta_0 + x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + f(x_3, x_1 * x_2) + \epsilon$$

(6)

Mit:

$y$  = Mortalität als Binäre Variable (0, 1)

$\beta_0$  = Der Achsenabschnitt des Modells

$x_1\beta_1$  = Parametrischer Faktorterm für Dürreindizes

$x_2\beta_2$  = Parametrischer Faktorterm für Baumarten

$x_3$  = numerische Indexwerte

$f(x_3, x_1 * x_2)$  = Glättungsterm für die Indexwerte mit Interaktion aus Baumart und Indexname

$\epsilon$  = Residualfehler

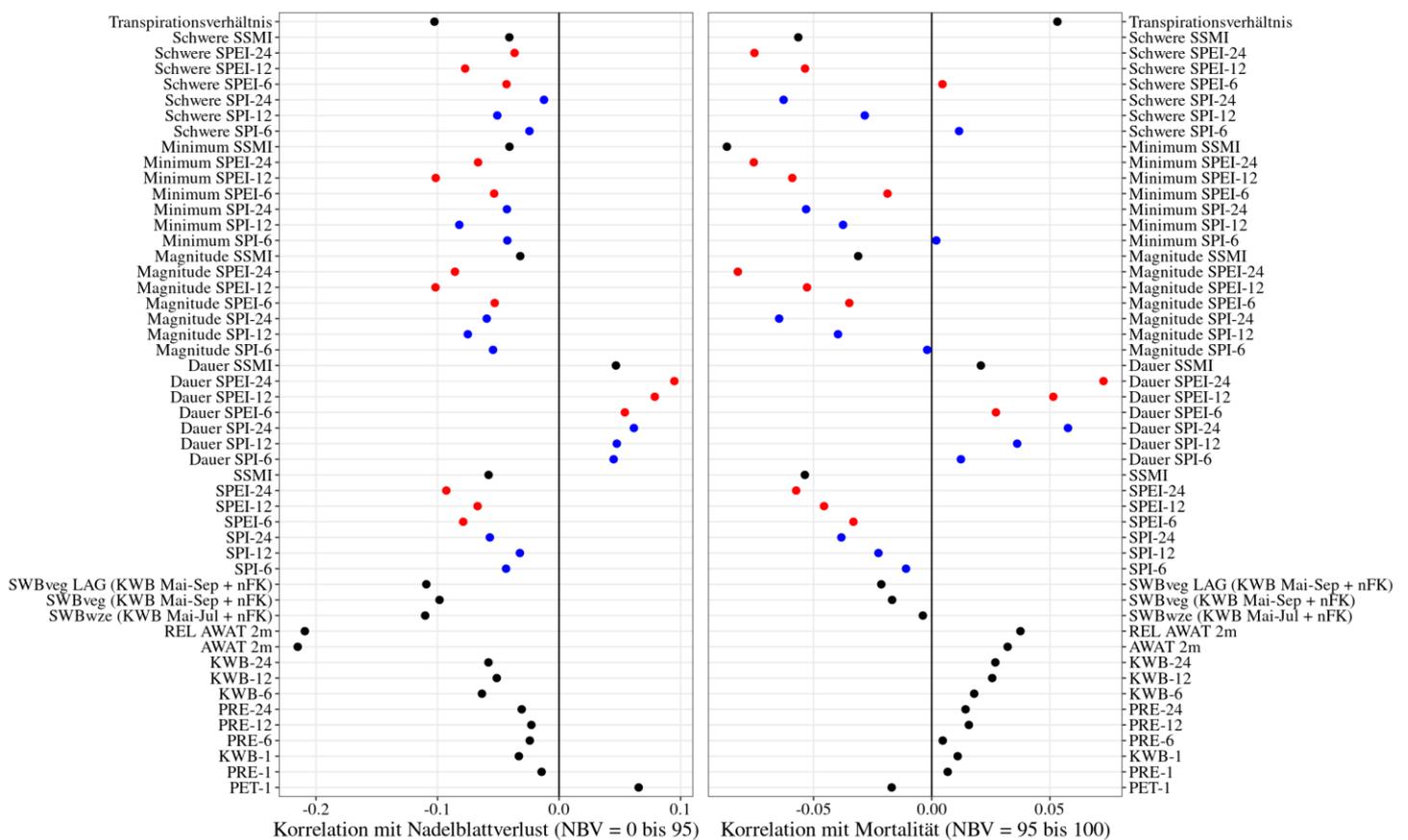
## 2.2 Ergebnisse

Eine grundlegende Übersicht bietet die Korrelation verschiedener Trocken- und Dürreindizes mit der Vitalität sowie der Mortalität (beides gemessen als Nadel/Blattverlust, NBV) (**Abb. 2.10**). Die Korrelationspaare wurden jeweils zum Zeitpunkt des Monitorings (WZE-Aufnahme) gebildet, wobei die Dürremerkmale – wie beispielsweise die Magnitude – für den Beobachtungszeitpunkt im Juli berechnet wurden. Werte nahe 0 deuten auf keinen oder nur einen sehr schwachen Zusammenhang hin. Positive Werte bedeuten, dass beide Variablen tendenziell gemeinsam steigen oder fallen, während negative Werte darauf hinweisen, dass eine Variable steigt, wenn die andere fällt.

Für die Erklärung von Vitalitätseinbußen (NBV bis 95 %) sind verschiedene Variablen relevant, darunter insbesondere der modellierte Bodenwasserhaushalt für einen Teildatensatz der ausgewerteten Flächen an den BZE Plots (AWAT 2m = pflanzenverfügbares Bodenwasser bis 2 Meter Tiefe und REL AWAT 2m = relative Bodenfeuchte bis 2 Meter Tiefe). Die Standortwasserbilanz (SWB) wurde nicht wie üblich als 30-jähriger Mittelwert berechnet, sondern dynamisch in drei Varianten: Mit der Summe der KWB bis zur WZE Aufnahme im Sommer (SWBwze), in der Vegetationszeit (SWBveg), sowie der Vegetationszeit aus dem Vorjahr (SWBveg LAG), und addiert jeweils mit der nFK am Standort. Die erste und die dritte Variante beschreiben den Zusammenhang zum Kronenzustand etwas besser, als die Berechnung mit der Vegetationszeit aus dem Jahr der Erhebung. Von den Dürreindizes und den daraus berechneten Metriken zeigt der SPEI mit 12- und 24-monatlicher Aggregation die höchste Korrelation, der die KWB der vorhergehenden ein bzw. zwei Jahre vor der WZE-Aufnahme zusammenfasst.

Im Gegensatz dazu wird die Mortalität vor allem durch längerfristige Dürrebedingungen geprägt. Die stärkste Korrelation zeigt der SPEI-24. Dieser Index hebt hervor, dass die langfristige bzw. mehrjährige Wasserverfügbarkeit in Abhängigkeit des Verdunstungsanspruchs der Atmosphäre der entscheidende Faktor für das Überleben der Bäume ist.

Insgesamt zeigt der SPEI stärkere Zusammenhänge zum NBV als der SPI und deutet an, dass die Länge des Aggregationszeitraumes einerseits und die zunehmende Komplexität des Index andererseits relevant ist. Indizes mit einem kurzen Aggregationszeitraum (z. B. ein- oder sechsmonatige Vorbedingungen) oder weniger komplexe Variablen (z. B. PRE = reine Niederschlagssummen) zeigen eine geringe Korrelation. Auch wird deutlich, dass die standardisierten Dürreindizes die Reaktion der Bäume mit Nadel- bzw. Blattabwurf besser erklären als die nichtstandardisierten Klimavariablen (z.B. 24-monatige KWB). Beim SSMI trifft diese Aussage allerdings nur auf die Korrelation mit der Mortalität zu, bei der Vitalitätsveränderung ist die Korrelation mit der modellierten Bodenfeuchte deutlich höher.



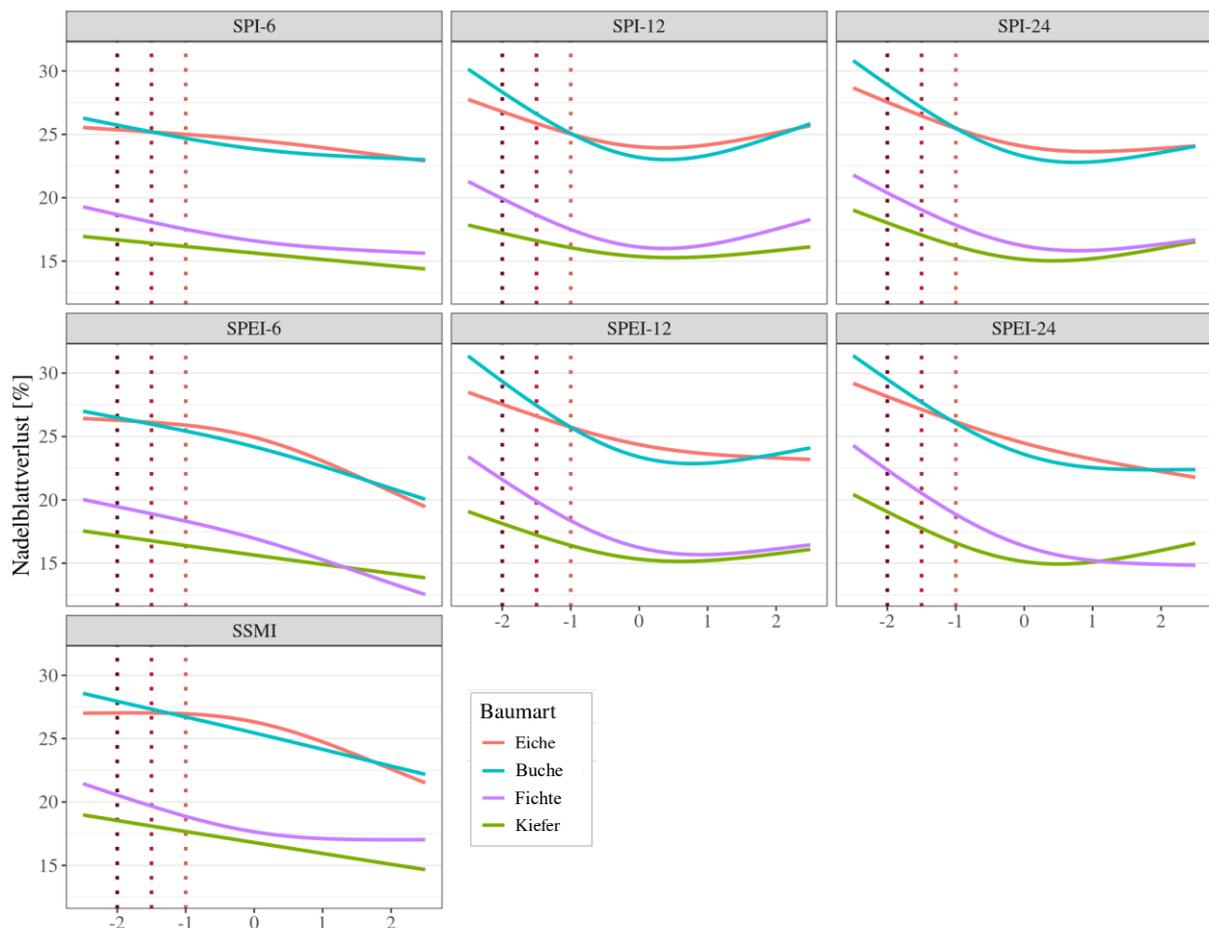
**Abbildung 2.10:** Korrelationsanalyse von Dürreindikatoren mit Vitalität und Mortalität, zusammengefasst für die Hauptbaumarten (SPEI = rot, SPI = blau).

### 2.2.1 Vitalitätsverschlechterungen während Dürren und Legacy-Effekte

Der Zusammenhang zwischen verschiedenen Dürreindizes und dem NBV als Indikator für die Kronenschäden für unterschiedliche Baumarten ist in **Abbildung 2.11** dargestellt. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass Kronenschäden unter trockenen Bedingungen (negative Dürreindex-Werte) für alle Baumarten zunehmen. Gleichzeitig zeigen die Baumarten unterschiedliche Sensitivitäten: Kiefern reagieren insgesamt mit einem geringeren Schadniveau auf Dürre, während Buchen und Eichen als Laubbäume insgesamt höhere Kronenverlichtung aufweisen. Bei Fichten und Buchen steigt die Kronenverlichtung während Dürren stärker an, als bei Eichen und Kiefern.

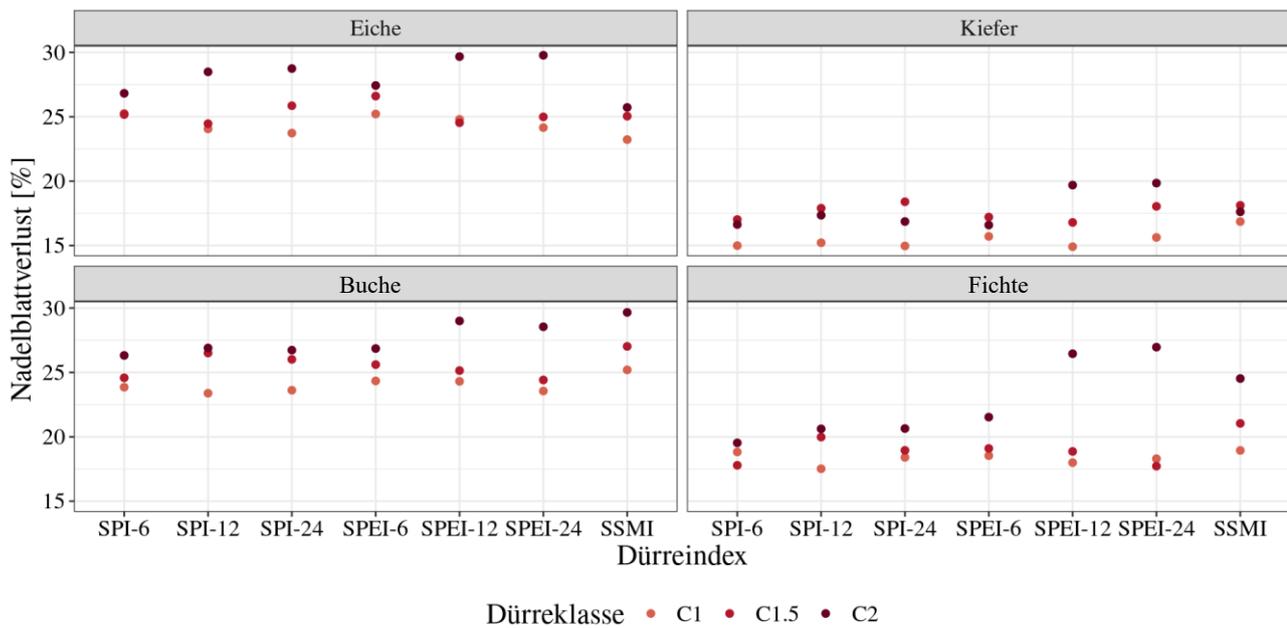
Indizes mit langen Aggregationszeiträumen, insbesondere SPEI und SPI mit 24-monatiger Aggregation, weisen die stärksten Zusammenhänge mit dem Nadel- bzw. Blattverlust auf. Dies unterstreicht die besondere Relevanz mehrjähriger Dürrebedingungen für Kronenschäden. Besonders der SPEI-24 zeigt für alle Baumarten die deutlichsten Effekte, wobei Fichten und Buchen während Dürren den stärksten Anstieg des Nadel- bzw. Blattverlustes verzeichnen. Zudem wird erneut deutlich, dass die Länge des Aggregationszeitraums (SPI-24 und SPEI-24) eine wichtige Rolle spielt.

Insgesamt hängt der Zusammenhang zwischen Dürre und Nadel- bzw. Blattverlust sowohl von der Baumart als auch von der Art und dem Zeitraum des verwendeten Dürreindex ab. Insbesondere lang anhaltende Dürrebedingungen erweisen sich als zentrale Faktoren für Kronenschäden.



**Abbildung 2.11:** Geschätzte Werte des Nadel/Blattverlustes in Prozent für die vier Hauptbaumarten in Abhängigkeit standardisierter Dürreindizes zum Zeitpunkt der WZE. Die vertikalen Markierungen zeigen die Schwellenwerte der definierten Dürreklassen mäßig (-1), schwer (-1,5) und extrem (-2).

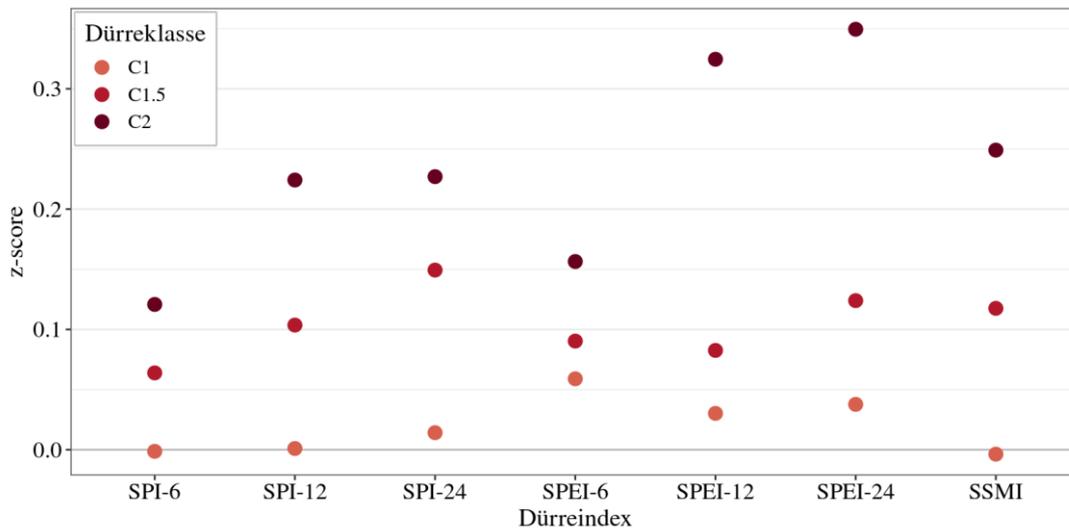
Nadelbäumen zeigen im Vergleich zu Laubbäumen niedrigere Werte des beobachteten NBV auf (vgl. auch **Abb. 2.2**). Dies zeigt sich auch während Dürren (**Abb. 2.12**) und ist Folge der strukturellen und physiologischen Anpassungen der Nadeln an Stressbedingungen (dickere Cuticula und eine geringere Oberfläche im Verhältnis zum Volumen) sowie der konservativen Strategie der Nadelbäume, Nadeln länger zu behalten. Laubbäume reagieren schneller auf Trockenstress u.a. wegen der größeren Oberfläche der Laubblätter, was zu einem sichtbar stärkeren Blattverlust führt.



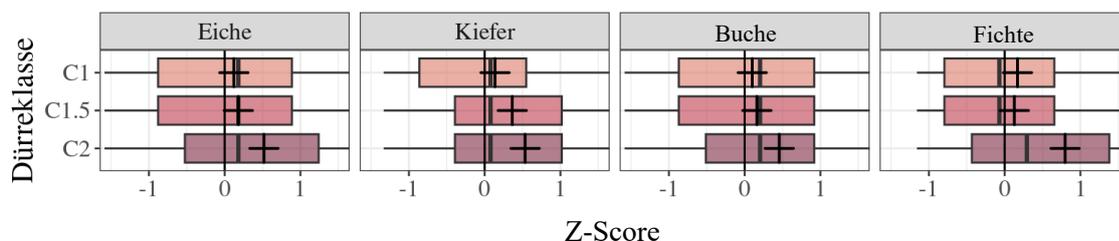
**Abbildung 2.12:** Durchschnittlicher Nadel/Blattverlust der vier Hauptbaumarten während mäßigen (C1), schweren (C1.5) und extremen (C2) Dürren. Dürreklassen abgeleitet aus dem jeweiligen standardisierten Dürreindex.

Die Auswertung der berechneten Z-Scores zeigt relative Veränderungen des Nadel/Blattverlustes (**Abb. 2.13**). Durch die oben erwähnten physiologischen Unterschiede zwischen Nadel- und Laubbäumen eignen sich die berechneten Z-Scores besonders gut, um die relativen Vitalitätsveränderungen der Bäume während Dürren zu analysieren. Wie bereits in den vorherigen Auswertungen erkennbar, weisen alle Baumarten stärkere Effekte bei zunehmenden Aggregationszeiträumen und zunehmender Dürreklasse auf. Dies unterstreicht, dass länger anhaltende Trockenperioden relevanter für die Baumvitalität sind als kurzfristige Schwankungen. Der SPEI erweist sich dabei erneut als besonders aussagekräftig, da er die stärksten Effekte zeigt. Die sprunghafte Vitalitätsverschlechterung zwischen schweren (C1.5) zu extremen (C2) Dürren bestätigt, dass vor allem extreme Dürreperioden (mit einer statistischen Wahrscheinlichkeit von <2,3 % vgl. **Tab. 2.3**) starke Auswirkungen auf die Baumvitalität haben.

Der SPEI-24 erweist sich als der Index mit dem stärksten Effekt auf den Kronenzustand für alle Hauptbaumarten (**Abb. 2.14**). Die Ergebnisse verdeutlichen, dass Bäume bis zu einem gewissen Grad in der Lage sind, mit moderatem Trockenstressbedingungen umzugehen (C1- und C1.5-Ereignisse), jedoch bei einem C2-Dürreereignis ihre Resilienz stark abnimmt. Bis zu einer schweren Dürre scheinen die Bäume Mechanismen wie eine reduzierte Transpiration, eine Anpassung des Wasserhaushalts oder eine Mobilisierung von Reservestoffen einsetzen zu können, um den Trockenstress auszugleichen. Dieser Effekt kann als Ausdruck einer gewissen Resilienz gegenüber Klimaschwankungen interpretiert werden. Der Übergang zu extremen Dürrebedingungen stellt jedoch offensichtlich eine Belastungsgrenze dar, bei der diese Kompensationsmechanismen überfordert werden (McDowell et al., 2008). Dies führt zu einer drastischen Verschlechterung der Vitalität, was sich in den stark erhöhten Z-Scores für Nadel- bzw. Blattverluste äußert.



**Abbildung 2.13:** Über alle Baumarten gemittelter standardisierter Nadel/Blattverlust während mäßigen (C1), schweren (C1.5) und extremen (C2) Dürren. Dürreklassen abgeleitet aus dem jeweiligen standardisierten Dürreindex.



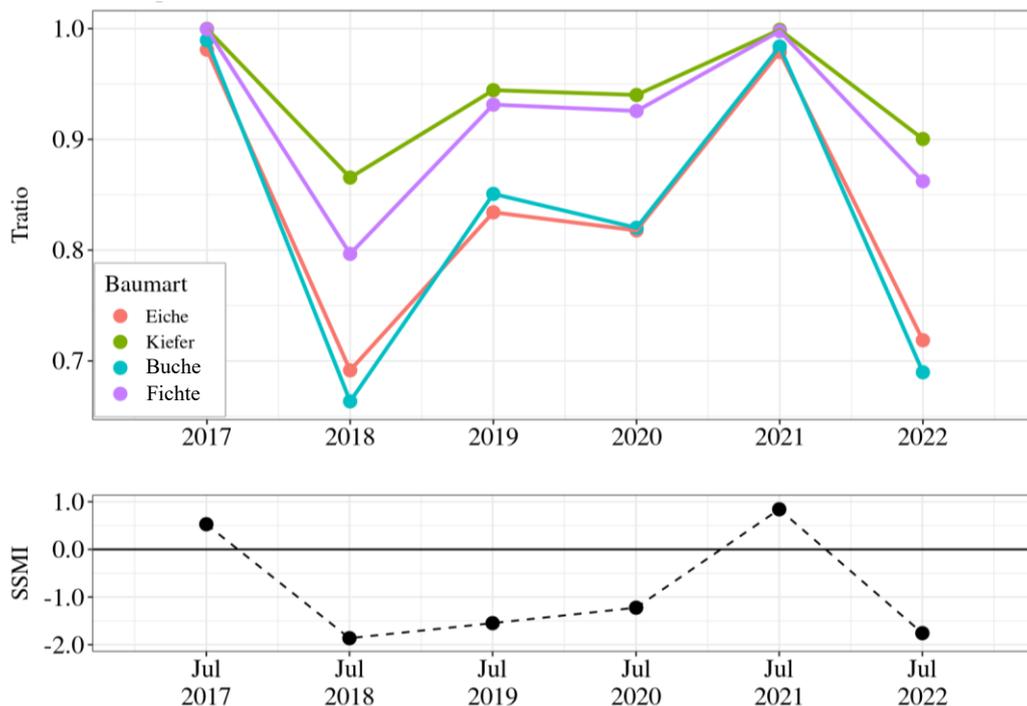
**Abbildung 2.14:** Boxplots der Z-Scores des Nadel/Blattverlustes der vier Hauptbaumarten während verschiedener Dürreklassen ermittelt anhand des SPEI-24. Dargestellt sind die Interquartil-Intervalle der Z-Scores zum Monitoring-Zeitpunkt, welche die mittleren 50 % der Daten beinhalten. Der vertikale Strich repräsentiert den Median, das Kreuz den Mittelwert.

Die Reaktion der Bäume unter extremen (C2) Dürrebedingungen definiert durch den SPEI-24 lässt sich größtenteils auf die extremen klimatischen Bedingungen seit 2018 zurückführen (vgl. **Abb. 2.8**, Unterschreitung von -2 in den SPEI-24 Zeitreihen). Deshalb ist die Reaktion der Hauptbaumarten in diesem Zeitraum von besonderem Interesse.

Das Transpirationsverhältnis (modelliert an BZE-Plots) stellt das Verhältnis zwischen der tatsächlichen Transpiration (AT) und der potenziellen Transpiration (PT) dar. Die potenzielle Transpiration ist die maximale Wassermenge, die ein Baum unter ungestressten Bedingungen (keine Limitierung der Wasserverfügbarkeit) verdunsten könnte. Das Transpirationsverhältnis gibt somit an, wie stark die Transpiration durch Wassermangel eingeschränkt ist. Deshalb gibt es einen deutlichen Zusammenhang zwischen dem SSMI und dem Transpirationsverhältnis (**Abb. 2.15**). In den Jahren 2018 und 2022 gab es extreme Dürrebedingungen (C2) im Sommer zum Zeitpunkt der WZE in Bezug zum monatlich pflanzenverfügbaren Bodenwasser, dargestellt durch die Zeitreihe des SSMI. In diesen beiden Jahren zeigen alle Baumarten eine Einschränkung der modellierten Transpiration. Im Vergleich zur vollständigen Zeitreihe ab 1984 (**Abb. A7 im Anhang**) sind diese beiden Jahre für alle Baumarten mit großem Abstand die extremste Belastung. Baumartenspezifische Unterschiede zeigen sich zum einen zwischen Nadel- und Laubbäumen, aber auch zwischen Kiefern und Fichten.

Ein zentrales Konzept bei der artenspezifischen Reaktion auf Trockenheit sind die verschiedenen Strategien zur Wasserregulierung, d. h. die Beziehung zwischen der stomatären Leitfähigkeit und der

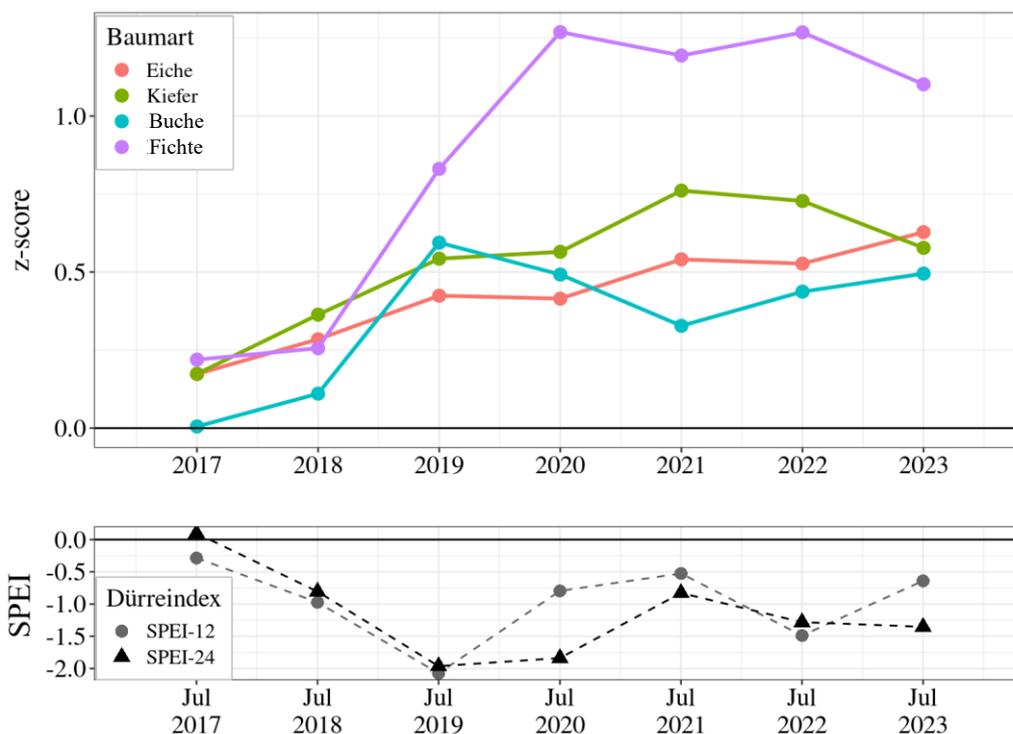
Wiederauffüllung der Wasserreserven im Stamm nach Trockenheit (Rehydration). Die isohydrischen Arten, die unter Trockenheit eine stärkere stomatäre Kontrolle ausüben, schließen ihre Spaltöffnungen frühzeitig, um weiteren Wasserverlust zu verhindern (z.B. Kiefer). Insgesamt haben isohydrische Arten bei Trockenheit in der Regel weniger Assimilate für die Aufrechterhaltung und Abwehrmechanismen gegen sekundäre Krankheitserreger (z. B. Borkenkäfer, Pilze) zur Verfügung, während anisohydrische Arten (z.B. Buchen und Eichen) anfälliger für die Austrocknung des Gewebes aufgrund eines hydraulischen Versagens sind (Hartmann et al., 2021). Die Übergänge zwischen den Strategien sind fließend, anisohydrische Arten gelten als trockentoleranter. Peters et al. (2023) fanden heraus, dass Arten mit einer stärkeren Stomata-Kontrolle weniger effektiv bei der Rehydration waren. Sie stufte die Reihenfolge der Baumarten vom anisohydrischen zum isohydrischen Verhalten wie folgt ein: Eiche, Buche, Fichte und Kiefer. Die in der Studie genannten zugrunde liegenden Mechanismen erklären weitgehend die in **Abbildung 2.15** dargestellte Reihenfolge der artspezifischen Reaktionen (vgl. auch **Abb. A8 im Anhang**). Kiefer weist unter den hier untersuchten Baumarten die stärksten stomatäre Kontrolle auf und kann somit die Transpiration während Trockenheit am stärksten regulieren. Eichen und Buchen transpirieren durch die geringere stomatäre Kontrolle während Trockenheit stärker und weisen eine höhere Anfälligkeit für die Austrocknung der Blätter auf, was auch zu einem vorzeitigen Blattabwurf führen kann. Allerdings führt diese Strategie auch zu einer schnelleren Rehydration wenn die Bodenfeuchte nach der Dürre steigt, da die höhere Transpiration als hydraulischer Antrieb zwischen Boden und Atmosphäre fungiert.



**Abbildung 2.15: Oben:** Transpirationsverhältnis [AT/PT] der Hauptbaumarten 2017 bis 2022 (gemittelte Minima pro Plot in den Sommermonaten JJA). **Unten:** Zeitreihe des SSMI zum Zeitpunkt der WZE Aufnahme im Sommer.

Der mittlere standardisierte Nadel/Blattverlust (Z-Score) zeigt in diesem Zeitraum im Vergleich zum akuten Trockenstress aufgrund verringerter Transpiration eine verzögerte Reaktion (**Abb. 2.16**). Während im Jahr 2017 der Kronenzustand von allen Baumarten nahe dem Normalzustand war (Z-Score = 0), verschlechterte sich dieser zunehmend bei allen Baumarten. Die erste deutliche Verschlechterung trat erst im zweiten Dürrejahr 2019 auf, besonders starke Reaktionen zeigen vor

allem Fichten, aber auch Buchen. Die relative Kronenverlichtung der Fichten steigt dabei extrem bis zum Jahr 2020 an und hält sich auf diesem Schdniveau deutlich über den anderen Baumarten für den betrachteten Zeitraum. Eine fast kontinuierliche Verschlechterung der Vitalität vor allem bei Eichen ist bis zum Jahr 2023 erkennbar, welches wie 2021 kein Dürrejahr war. Trotzdem zeigen alle Baumarten auch bei normalen klimatischen Bedingungen in diesen Jahren sogenannte Legacy-Effekte, Vitalitätsverschlechterungen nach extremer Trockenheit. Die Herausforderung bei der Ermittlung von verzögerten Auswirkungen besteht darin, frühere von den aktuellen Effekten zu trennen. Durch die Auswertung des Transpirationsverhältnissen können eindeutig die Jahre 2018 und 2022 mit der extremsten Witterung und akuten Stressauswirkung auf die Bäume identifiziert werden. Im Vergleich dazu zeigt der Kronenzustand die verzögerte Reaktion der Bäume durch langanhaltende Schäden. Ursache für die Legacy-Effekte können hydraulische Schäden und Embolien im Xylem, Verschiebungen in der Kohlenstoffallokation, Erschöpfung der Kohlenstoffreserven und Veränderungen im Nährstoffkreislauf sein, die auch eine verringerte Widerstandsfähigkeit gegenüber Schädlingen bedingen (Pohl et al., 2023). Die Wiederherstellung der Leitfähigkeit erfolgt je nach Ausmaß der Schädigung des Xylems durch Embolien erst im folgenden Jahr durch die Bildung eines neuen Rings aus funktionellem Xylem. Hier sind besonders ringporige Baumarten wie die Eiche risikobehaftet. Der Xylemaufbau kann aufgrund fehlender Kohlenstoffreserven während der vorausgegangenen Dürreperiode stark eingeschränkt werden bzw. komplett unterbleiben (Bréda et al., 2006). Im Vergleich zum zeitlichen Verlauf des Kronenzustandes bildet der SPEI mit 12- und 24-monatiger Aggregation diese Entwicklung bemerkenswert präzise ab. Die so definierten Dürrebedingungen veranschaulichen dabei die langfristigen Nachwirkungen (Legacy-Effekte) auf den NBV der Bäume.



**Abbildung 2.16:** Oben: Mittlerer standardisierter Nadel/Blattverlust der Hauptbaumarten 2017 bis 2023. Unten: Zeitreihe des SPEI-12 und -24 zum Zeitpunkt der WZE Aufnahme im Sommer.

Der Vitalitätszustand der Fichten verschlechterte sich seit 2018 kontinuierlich und erst im Jahr 2023 ist eine leichte Erholung festzustellen. Diese Beobachtung muss jedoch mit Vorsicht interpretiert werden, da viele Fichten-Plots aufgrund der extremen Dürre in den Vorjahren bereits abgestorben waren und somit bei der WZE im Jahr 2023 nicht mehr erhoben wurden. Wenn Plots ruhen, weil die Bäume

abgestorben sind, können die Ergebnisse der verbleibenden aktiven Plots systematisch zu optimistisch ausfallen und zu einer „scheinbaren“ Erholung der Baumart führen.

Nicht trennbar von den abiotischen/klimatischen Effekten auf die Vitalität der Bäume während Dürren sind biotische Faktoren wie Pilze, Insekten oder Misteln, die sich wiederum gegenseitig begünstigen können. Sind die Bäume durch Trockenheit gestresst, sinkt deren Resilienz gegenüber Schädlingen ab.

Eine wichtige Rolle bei der Fichte spielen die Borkenkäferkalamitäten, die in Fichtenmonokulturen seit 2018 vermehrt aufgetreten sind und stark mit den Dürrejahre korrelieren. Gründe dafür sind neben strukturell homogenen Fichtenmonokulturen mit geringer Altersdiversität eine verminderte Resilienz der Bäume gegenüber dem Borkenkäfer, da der Harzfluss als Abwehrstrategie während Trockenstressphasen limitiert wird (Lieutier, 2004). Zudem traten exponentielle Vermehrungsmuster der Borkenkäfer auf, gefördert durch ein hohes Angebot an bruttauglichem Fichtenholz und die überdurchschnittlich warmen Jahre. Diese Kombination führte insbesondere im Harz zu einer Massenvermehrung, in deren Folge die Fichtenwälder flächenhaft abstarben (Schmidt et al., 2022).

Bei Buchen konnte in den letzten Jahren im Zusammenhang mit Dürren vor allem ein Anstieg der Buchenkomplexerkrankung beobachtet werden. Diese Komplexkrankheit wird als „Buchensterben“ oder „Buchen-Rindennekrose“ bezeichnet. Sie tritt besonders bei Trockenheit auf sonst gut mit Wasser versorgten Standorten auf. Hierbei handelt es sich um verschiedene Abfolgen des Befalls mit Insekten und Pilzen, die die Bäume zunehmend schädigen. Über Rindenverletzungen treten Pilze in den Baum, die den Baum schwächen können und ihn anfällig gegenüber holzbohrenden Insekten machen (Langer & Bußkamp, 2023).

Auch bei Eichen sind kontinuierliche Vitalitätseinbußen zu beobachten. Besonders auffällig ist der schlechte Kronenzustand im Jahr 2023, der ein neues Maximum seit Beginn der WZE erreicht. Trotz der vergleichsweise günstigeren Witterungsbedingungen in diesem Jahr lässt sich die Verschlechterung vor allem auf biotische Faktoren zurückführen. In den letzten Jahren wurde eine Zunahme der sogenannten Eichenkomplexerkrankung, auch bekannt als „Eichensterben“, festgestellt. Hauptursachen sind wiederholte Entlaubung durch Insekten, Mehltau-Infektionen sowie extreme Wetterereignisse wie Dürre und Spätfrost. Standortabhängig spielen Wurzelkrankheiten, ausgelöst durch wärmeliebende Bodenpilze eine Rolle. In späteren Stadien beschleunigen Schädlinge wie Eichenprachtkäfer den Verfall. Meist führt eine Kombination mehrerer Ursachen zum Absterben. Durch Pilzbefall geschwächte Eichen sind besonders anfällig für Prachtkäfer, deren vermehrtes Auftreten vor allem nach trockenen und heißen Sommern beobachtet wurde (Thomas, 2008; Tkaczyk, 2023).

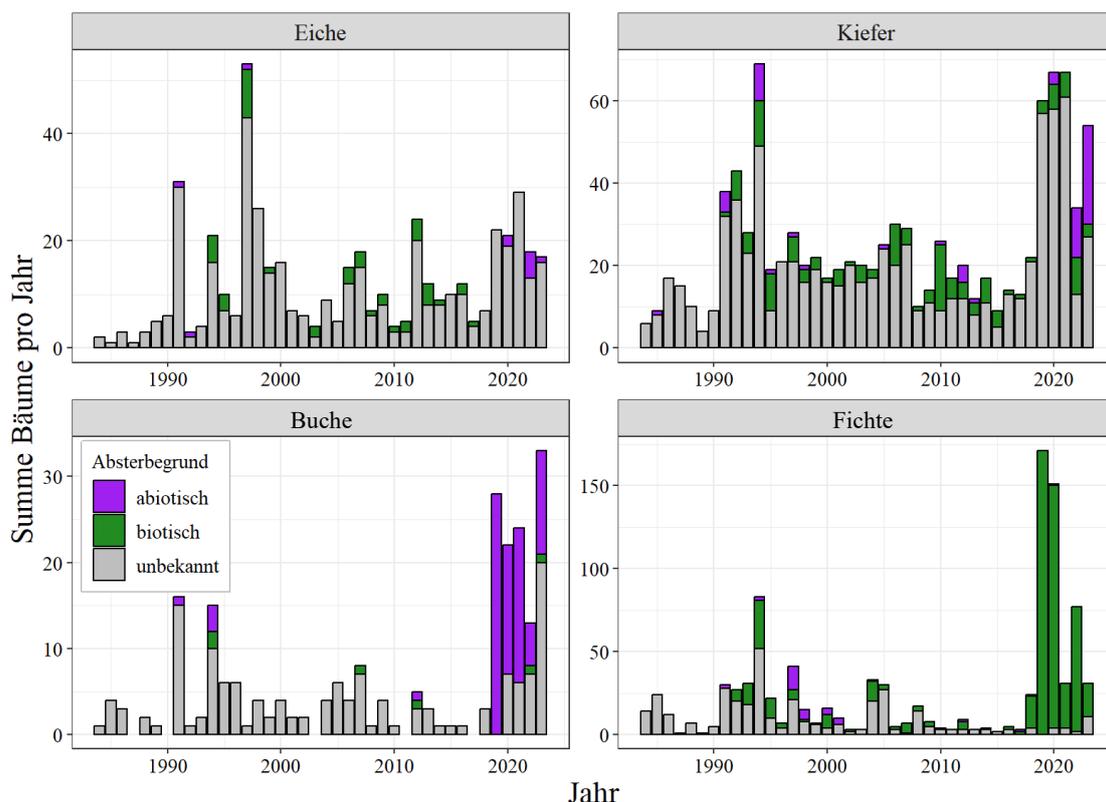
Die Kiefer ist der Nadelbaum mit der größten Anzahl an Schädlingen. Das Diplodia-Triebsterben ist eine weit verbreitete und durch Dürren zunehmende Erkrankung bei Kiefern, die auch an anderen Nadelbäumen auftreten kann (Blumenstein et al., 2021). Sie wird durch einen wärmeliebenden Schlauchpilz ausgelöst. Eine weitere Pilzinfektion, die besonders junge Bäume zum Nadelabwurf zwingt, ist die Kiefernscütte. Seit den 1980er Jahren liegen die Stickstoffimmissionen auf einem hohen Niveau, die zum Vergilben der Nadeln und letztlich zum Nadelverlust führen. Zusätzlich gibt es in den letzten Jahren eine Zunahme an Befällen durch Misteln, die Trockenstress bei den Wirtspflanzen auslösen können und so die Resilienz der Bäume herabsetzen (Boczoń et al., 2021; Jactel et al., 2012).

Auffällig bei Kiefern und teilweise auch Buchen ist die Zunahme des NBV bei feuchten Bedingungen (vgl. **Abb. 2.11**). Bei lang anhaltender Feuchtigkeit können Bäume ebenfalls ihre Blätter/Nadel abwerfen. Pilze, wie bspw. der Grauschimmel, benötigen für ein optimales Wachstum feuchte und kühle Witterungsbedingungen ohne zu starke Frostperioden im Winter. Insbesondere in den letzten Jahren sind infolge der Klimaerwärmung entsprechende Witterungsverhältnisse vermehrt aufgetreten.

## 2.2.2 Mortalitätsraten während Dürren

Mortalität wird bei Bäumen in der WZE mit einem NBV von 100 angegeben. Die abgestorbenen Bäume bleiben jedes Jahr weiterhin in der Erhebung, solange Feinreisig beobachtet werden kann, da es in seltenen Fällen vorkommen kann, dass Bäume, die schon als tot eingestuft wurden, erneut frische Triebe bilden. Abgestorbene Bäume werden durch einen vitalen Baum ersetzt, wenn kein Feinreisig mehr zu sehen ist. Damit verändert sich die Anzahl der Bäume pro WZE-Plot nicht.

**Abbildung 2.17** zeigt die absolute Anzahl an toten Bäumen pro Jahr, wobei jeder Baum nur im ersten Jahr des Absterbens berücksichtigt wird und nicht wie im Datensatz als stehend toter Baum mitgeführt wird. Der Absterbegrund nach abiotischer oder biotischer Ursache kann bei den meisten Bäumen nicht sicher festgestellt werden. Bei allen vier Hauptbaumarten gibt es einen sprunghaften Anstieg der Mortalität ab 2019. Außer bei Fichten bleibt die Mortalität bis 2023 auf einem ähnlichen hohen Niveau. Die Abnahme der Mortalität bei Fichten ist darin begründet, dass in den Jahren 2019 und 2020 viele Bäume des Gesamtkollektivs abgestorben sind (insgesamt rund 340 Fichten auf den WZE-Plots). Besonders betroffen war der Harz. Der Anteil der Fichten am WZE-Kollektiv ist in Sachsen-Anhalt von ca. 15 % im Jahr 2015 auf etwa 1,3 % im Jahr 2023 gesunken. Viele der WZE-Plots mit ausschließlicher Fichtenbestockung mussten stillgelegt werden, da keine vitalen Ersatzbäume gefunden wurden. Selbst Buchen, die zwar sensibel gegenüber Dürren mit Blattabwurf reagieren, aber bis 2019 extrem niedrige Mortalitätsraten aufwiesen, zeigten in den Folgejahren deutlich gestiegene Absterberaten als Reaktion auf aufeinanderfolgende Dürrejahre.



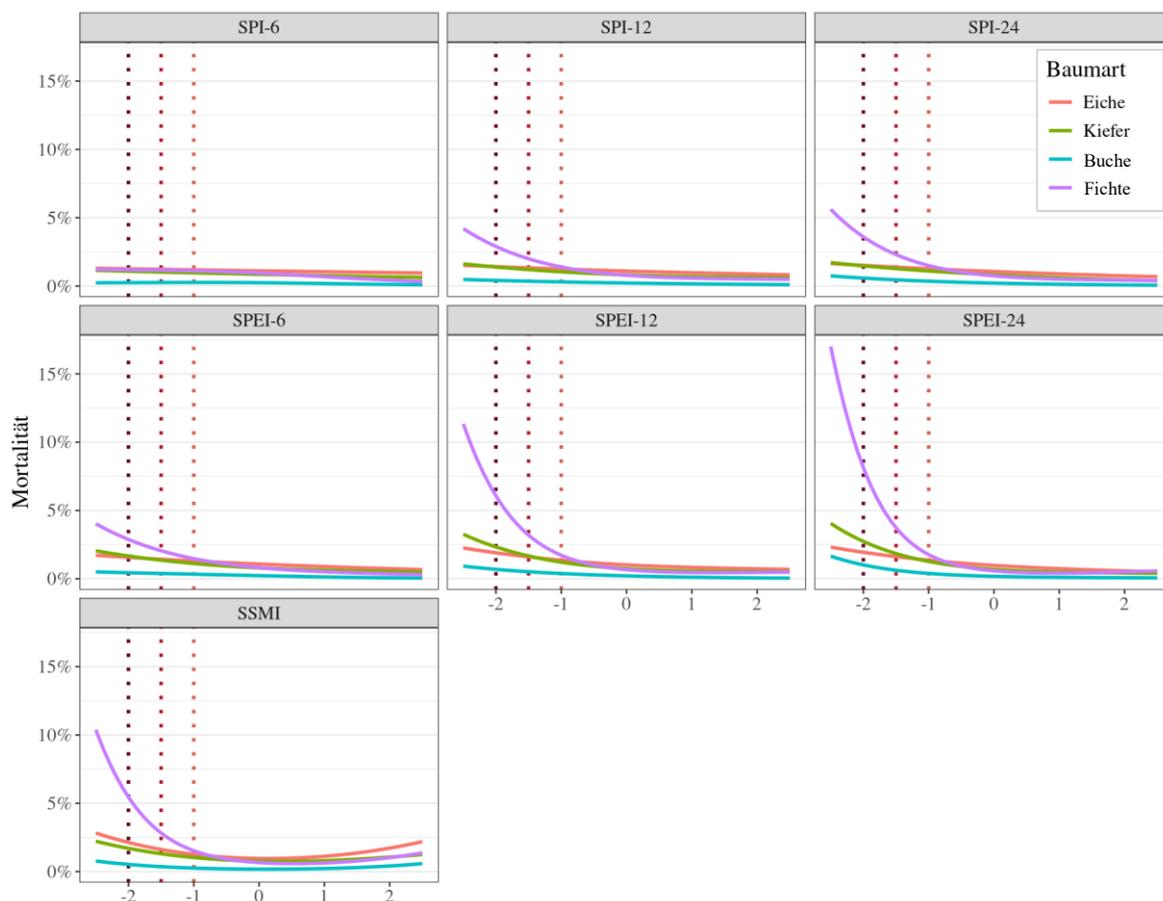
**Abbildung 2.17:** Summe der abgestorbenen Bäume pro Jahr nach Absterbegrund auf den WZE-Plots in Hessen, Niedersachsen, Sachsen-Anhalt und Schleswig-Holstein von 1984 bis 2023. Mortalität definiert als NBV = 100. Stehende Tote Bäume werden nur im Jahr ihres Absterbens berücksichtigt.

Die Analyse der Mortalitätsraten mittels GAM zeigen klare Zusammenhänge zwischen Dürrebedingungen und Baumart (**Abb. 2.18**).

Die Fichte weist eine deutlich höhere Mortalitätsrate als andere Baumarten auf. Dieser Effekt wird von allen untersuchten Dürreindizes abgebildet. Dabei ist der Zusammenhang zwischen Mortalität und Dürre bei den Indizes mit einem Aggregationszeitraum von 24 Monaten am größten (z. B. SPI-24 und SPEI-24).

Im Vergleich dazu reagiert die Kiefer weniger stark auf eine zunehmende Dürreintensität, wie die geringe Mortalitätsrate belegt. Allerdings übertrifft die Sensitivität der Mortalität gegenüber der Dürreintensität der Kiefer die der Laubbaumarten, trotz geringerer Sensitivität des Kronenzustands während Dürren (s.o.).

Die Buche und die Eiche zeigen ähnliche Mortalitätsverläufe mit vergleichsweise moderaten Steigerungen der Mortalitätsrate bei zunehmender Dürreintensität. Dennoch zeigt die Buche im Vergleich zur Eiche eine etwas höhere Empfindlichkeit gegenüber längeren Dürreperioden.



**Abbildung 2.18:** Geschätzte Mortalität der vier Hauptbaumarten in Abhängigkeit standardisierter Dürreindizes für WZE-Plots in Hessen, Niedersachsen, Sachsen-Anhalt und Schleswig-Holstein. Die Schwellenwerte der definierten Dürreklassen mäßig, schwer und extrem werden durch die vertikalen Markierungen gekennzeichnet.

Die Modellierung zeigt, dass die Mortalität der Bäume stärker mit Dürreindizes korrespondiert, die längere Aggregationszeiträume abbilden (z. B. SPEI-24 im Vergleich zu SPEI-6). Dies deutet darauf hin, dass insbesondere über Jahre anhaltende Trockenperioden einen signifikanten Einfluss auf die Überlebensfähigkeit der Bäume haben. Dabei spielt auch der klimatische Zustand der vorhergehenden Vegetationszeit eine entscheidende Rolle, beispielsweise durch Erschöpfung der Kohlenstoffreserven oder Schäden im Xylem (s.o.). Dies wird auch dadurch verdeutlicht, dass der SPI-6, der das

Niederschlagsdefizit ab dem Januar bis Juli eines Jahres abbildet, keinen Effekt auf die Mortalität zeigt. Der SSMI zum Zeitpunkt der WZE-Aufnahme im Juli beinhaltet die mittlere monatliche und standortspezifische Bodenwassermenge. Trotz der Berücksichtigung des pflanzenverfügbaren Bodenwassers bis 2 m Tiefe sind die Effekte bei allen Baumarten geringer als beim SPEI-12 und -24.

Ein Zusammenhang zwischen Mortalität und Alter der Bäume wird im Anhang detailliert erläutert, wo die Ergebnisse einer zusätzlichen Mortalitätsmodellierung nach Altersklassen dargestellt sind. Ältere Bäume weisen im Vergleich zu jüngeren eine erhöhte Mortalitätswahrscheinlichkeit auf, insbesondere unter lang andauernden Dürrebedingungen. Dies verdeutlicht die altersabhängige Zunahme der Mortalität bei allen Baumarten (**Abbildung A5 und A6 im Anhang**).

## 2.3 Fazit Dürreindizes und Wirkanalyse

Die Ergebnisse zeigen eine deutliche Verschlechterung der Vitalität bei allen Baumarten unter extremen lang andauernden Dürrebedingungen. Gegenüber moderatem Trockenstress weisen alle Hauptbaumarten jedoch eine hohe Resilienz auf. Die Fähigkeit der Bäume sich zu erholen, wird durch wiederholte extreme Belastungen erheblich eingeschränkt und kann bis zur Mortalität führen, wie die WZE-Ergebnisse seit 2018 verdeutlichen.

Vitalität und Mortalität von Bäumen unter Dürrestress ist stark von langfristigen Dürrebedingungen geprägt. Der SPEI-24 (Standardized Precipitation Evapotranspiration Index mit Aggregationszeitraum 24 Monate) erweist sich als der aussagekräftigste Dürreindex, da er den stärksten Zusammenhang mit Kronenschäden und Mortalität aufzeigt. Extremereignisse, wie die Dürreperioden in den Jahren 2018 bis 2020 und 2022, führen zu akuten und langfristigen Schäden, die auch in den Folgejahren bestehen bleiben (Legacy-Effekte). Diese Schäden umfassen hydraulisches Versagen, Kohlenstoffmangel und eine verringerte Widerstandsfähigkeit gegenüber biotischen Stressfaktoren wie Schädlingen und Pilzen. Dies deutet darauf hin, dass lang andauernde, teils über Jahre bestehende Dürrebedingungen entscheidend für die Baumgesundheit sind. Indizes, die kurzfristige klimatische Schwankungen oder weniger komplexe Variablen wie reine Niederschlagssummen berücksichtigen, erklären die Baumreaktionen (NBV und Mortalität) weniger deutlich. Im Gegensatz dazu bietet die zunehmende Komplexität des Index, wie beim SSMI, zwar eine differenziertere Betrachtung der Bodenwasserverhältnisse, ist aber in der Modellierung weniger aussagekräftig, wenn es um die Gesamtzusammenhänge zwischen lang anhaltenden Dürren und der Baumvitalität geht. Zurückzuführen ist dies auf die Momentaufnahme der Wasserverfügbarkeit am Standort, da keine zeitliche Aggregation wie bei den rein klimatischen Indizes durchgeführt wurde. Zu ähnlichen Ergebnissen aus dem Vergleich von Dürreindizes und Reaktionen von Bäumen kommen auch andere Studien (Leuschner et al., 2024; Marano et al., 2024; Ognjenović et al., 2022; Speich, 2019; Wang et al., 2025). Das Transpirationsverhältnis eignet sich demnach gut als Indikator für akuten Stress, im Gegensatz dazu reagiert der Nadel/Blattverlust mit Verzögerung und kann am besten durch die Berücksichtigung der 24-monatigen Vorbedingungen erklärt werden.

Die Sensitivität des Kronenzustands als Indikator für die Resilienz gegenüber Dürrestress variiert deutlich zwischen den Baumarten. Kiefern zeigen eine Reaktion auf einem geringeren Schadniveau, während Buchen und Eichen sowie vor allem Fichten mit einem höherem Nadel-/Blattverlust empfindlicher auf Dürren reagieren (**Abb. 2.11**). Dies ist auf unterschiedliche physiologische und strukturelle Anpassungen sowie Wasserregulierungsstrategien der Baumarten zurückzuführen. Die Fichte reagiert besonders empfindlich auf längere Trockenperioden, was auf ihre flachen Wurzelsysteme zurückzuführen ist, die das Wasser in tieferen Bodenschichten kaum erreichen können. Sie sind daher stärker auf regelmäßige Niederschläge angewiesen. Dies macht die Fichte anfälliger für anhaltende Trockenheit und führt zu einem stärkeren Nadelverlust in Dürrejahren. Im Gegensatz dazu zeigt die Kiefer eine höhere Resilienz gegenüber Trockenstress, da sie ein tiefreichendes Wurzelsystem

besitzt, das es ihr ermöglicht, Wasser aus tieferen Bodenschichten zu erschließen. Außerdem profitiert die Kiefer von einer reduzierten Transpiration durch eine geringere Nadeloberfläche und eingesenkte Stomata. Neben den klimatischen Faktoren spielen auch biotische Einflüsse eine wesentliche Rolle. Besonders Buchen- und Eichenkomplexerkrankungen scheinen eine wichtige Rolle bei der Vitalitätsverschlechterung zu spielen, insbesondere, wenn die Waldbestände durch mehrjährige Dürresituationen bereits vorgeschädigt sind.

## 3 Dürreereignisse in Hessen – Historisch vs. RCP8.5 Projektionen

### 3.1 Datengrundlage und Methoden

#### 3.1.1 Aufbereitung von historischen und projizierten Klimadaten

Ein Ensemble aus sieben Klimaprojektionen wurde ausgewählt, bei denen jeweils globale Zirkulationsmodelle (GCM) mit regionalen Klimamodellen (RCM) gekoppelt wurden. Diese Auswahl stammt aus insgesamt 26 Modellläufen des EURO-CORDEX-Ensembles (Jacob et al., 2014) und wurde durch die Regional Climate Change Ensembles Simulationen für Deutschland (ReKliEs-De; Bülow et al., 2019; Hübener et al., 2017) für das CMIP5-RCP8.5-Klimaszenario ergänzt (**Tabelle 3.1**). Die Ergebnisse des RCP8.5-Ensembles werden herangezogen, da dieses „Weiter-wie-bisher-Szenario“ auch aufgrund der aktuellen Emissionsentwicklung die maximalen Anpassungserfordernisse für die forstliche Planung bedingt. Das ausgewählte Kernensemble deckt einen Großteil der Bandbreite des gesamten Ensembles ab (Dalelane et al., 2018). Die Daten liegen in einer räumlichen Auflösung von 0,11° vor. Die regionalen Klimasimulationen erstrecken sich über den retrospektiven Zeitraum ab 1951 (bzw. ab 1971 für das WRF Modell) und projizieren das zukünftige Klima bis zum Jahr 2100 in täglicher Auflösung.

**Tabelle 3.1:** Globale Zirkulationsmodelle (GCM) und regionale Klimamodelle (RCM) mit Abkürzungen und vollständigen Namen. WETTREG (WTR) ist das einzige RCM, das ein empirisch-statistisches Downscaling (ESD) anwendet, die anderen RCMs verwenden dynamisches Downscaling.

	Abk.	Langer Name	Zeitraum
<b>GCM</b>	ECE	ICHEC-EC-EARTH, EC-EARTH Consortium	
	HAD	MOHC-HadGEM2-ES, Met Office Hadley Centre	
	MIR	MIROC-MIROC5, Atmosphere and Ocean Research Institute University of Tokyo, National Institute for Environmental Studies and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology	
	MPI	MPI-M-MPI-ESM-LR, Max Planck Institute for Meteorology	
<b>RCM</b>	CLM	CCLM 4-8-17, COSMO model in CLimate Mode, DWD und BTU Cottbus-Senftenberg	1951-2100
	RAC	KNMI-RACMO22E, Regional Atmospheric Climate Model, Koninklijk Nederlands Meteorologisch Instituut	1951-2099
(ESD)	WTR	WETTREG2018, Wetterlagen-basierte Regionalisierungsmethode, CEC Potsdam	1951-2100
	WRF	IPSL-INNERIS-WRF, Weather Research & Forecasting Model. Institut Pierre Simon Laplace/Institut National de l'Environnement Industriel et des Risque	1971-2099

Das Kernensemble umfasst sowohl dynamische regionale Klimamodelle als auch empirisch-statistische Downscaling-Methoden (ESD). Der Unterschied zwischen statistischen und dynamischen Klimamodellen liegt in ihrer grundsätzlichen Funktionsweise und ihrem zugrunde liegenden Ansatz zur Modellierung des Klimas. Statistische Klimamodelle verwenden historische Klimadaten, um aus den globalen Simulationen auf eine höhere räumliche Auflösung zu verfeinern. Diese Modelle analysieren statistische Zusammenhänge zwischen klimatischen Variablen aus den globalen Klimamodellen und beobachtetem Klima auf der lokalen Skala und erstellen dann Prognosen basierend auf diesen Zusammenhängen. Sie eignen sich gut für kurzfristige Prognosen, insbesondere in Bezug auf extreme

Ereignisse. Dynamische Klimamodelle hingegen verwenden komplexe physikalische Zusammenhänge, um das Verhalten von Atmosphäre, Ozeanen, Eis und Land zu simulieren und sind gut geeignet für die langfristige Vorhersage von Klimaveränderungen (Brasseur et al., 2023; Giorgi et al., 2001).

Die Ergebnisse der Klimaprojektionen wurden mithilfe des Quantil-Mapping-Ansatzes bias-korrigiert. Quantil-Mapping korrigiert den Bias in der Verteilung einer simulierten Variable, indem es die unbearbeiteten Modellergebnisse mit einer beobachteten Verteilung derselben Variable vergleicht (Feigenwinter et al., 2018, Sutmöller et al., 2021). Hier wurde die Verteilung der beobachteten Klimavariablen an bundesweit ausgewählten DWD Klimastationen mit den simulierten Werten der Klimaprojektion in der Gitterzelle verglichen, in der sich die Klimastation befindet. Das Ergebnis ist eine Zeitreihe mit adjustierten Tageswerten.

Anschließend wurden die mit dieser Methode erzeugten adjustierten Zeitreihen an den Klimastationen mit einer Kombination aus Inverse Distance Weighting (IDW) und Höhenregression, die jeweils gleich gewichtet wurden, auf ein 5 km Raster für Hessen interpoliert (Schulla, 2015; Sutmöller et al., 2021).

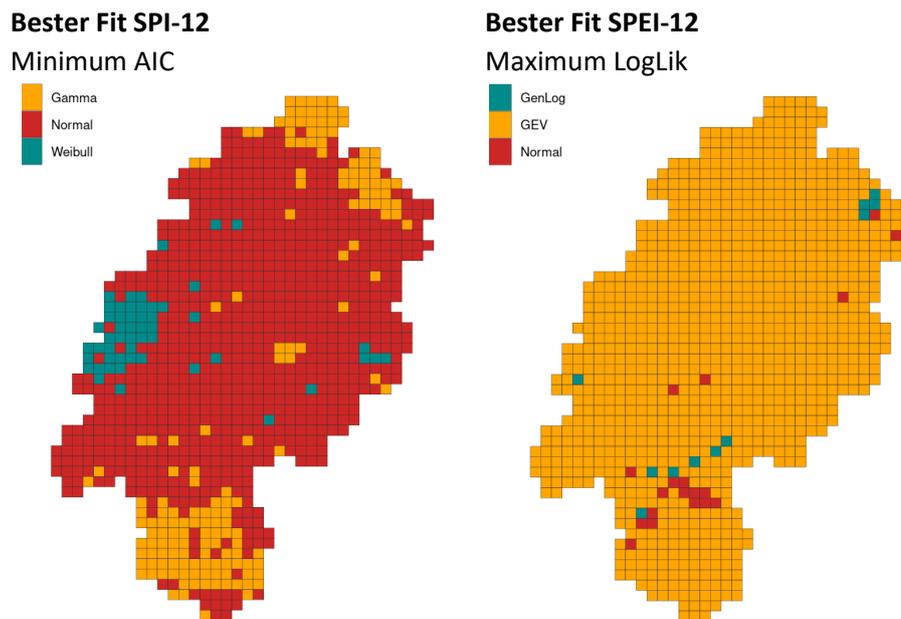
Die Abweichung der jährlichen Niederschlagssummen und der potenziellen Evapotranspiration im retrospektiven Modellzeitraum 1971-2000 zeigen eine maximale Abweichungen von 2,7 % im Vergleich zu den beobachteten Werten (vgl. **Abb. A2 und A3 im Anhang**).

### 3.1.2 Standardisierte Dürreindizes

Das zukünftige Dürreerisiko für Hessen wird mithilfe des SPI und SPEI im Vergleich von beobachteten Dürren in der Vergangenheit und Dürren in den RCP8.5 Modellläufen bewertet. Die Berechnung der standardisierten Dürreindizes folgt der Methodik beschrieben in **Kapitel 2.1.4**, allerdings wurden Anpassungen in Bezug zu der räumlichen Anwendung auf Rasterdaten vorgenommen.

Da die Zeitreihen der Indizes räumlich und zeitlich miteinander verglichen werden sollen, wurde eine einheitliche Verteilungsfunktion für jeden Aggregationszeitraum für ganz Hessen verwendet. Besonders die unteren Extrembereiche der Verteilungen sind relevant, da dort der Zusammenhang von extremer Dürre und Klimaparameter beschrieben wird. Dieser mathematische Zusammenhang ist stark abhängig von der gewählten Verteilungsfunktion und kann nur räumlich korrekt analysiert werden, wenn dieselbe Verteilungsfunktion für alle Rasterzellen verwendet wird (Stagge et al., 2015). Die Berechnung erfolgte für ganz Hessen einheitlich mit der Normalverteilung für den SPI-12 und mit der Generalisierten Extremwertverteilung für den SPEI-12 (**Abb. 3.1**).

Die Parameter der Verteilungen werden an den monatlich aggregierten beobachteten Daten von 1971-2000 geschätzt und auf die Modellläufe desselben Zeitraums übertragen, sodass hier ein direkter Vergleich der Indexwerte zwischen Beobachtungen und Modellierungen möglich ist. Mit dieser Methodik lässt sich überprüfen, ob Dürreereignisse in dem retrospektiven Zeitraum von den Klimamodellen plausibel abgebildet werden, bevor diese für den Zukunftszeitraum angewendet werden können. Für die Berechnung der Abweichung im retrospektiven Modellzeitraum wurden sogenannte suspended rootograms verwendet (Kleiber & Zeileis, 2016). Diese Methode ist geeignet, um die Abweichungen der Modellergebnisse zu beobachteten Daten zu berechnen, indem Über- und Unterschätzungen je nach Wertebereich der Indikatoren festgestellt werden. Die Ergebnisse dieser Methode ergaben, dass die Klimamodelle in ihrem Validierungszeitraum 1971-2000 keine signifikanten Abweichungen bei Extremereignissen zu beobachteten Daten zeigen.



**Abbildung 3.1:** Bester Fit für 12-monatige aggregierte Niederschlagssummen ermittelt anhand des niedrigsten AIC (minimum AIC) pro Rasterzelle (links) und 12-monatige aggregierte Summen der KWB ermittelt anhand der höchsten log-likelihood (Maximum LogLik) pro Rasterzelle (rechts). Beobachtete Klimadaten 1971-2000.

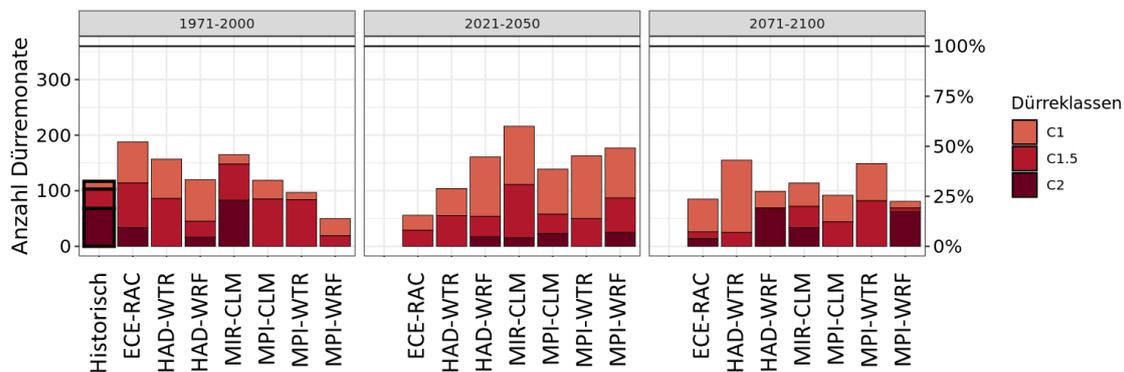
Um eine Vergleichbarkeit der Dürreindizes zwischen Vergangenheit und Zukunft sicherzustellen, sollten die zugrunde liegenden Verteilungen auf einem möglichst langen Beobachtungszeitraum basieren. Daher wurden für die Berechnung der Dürreindizes für den Zukunftszeitraum nicht nur die Jahre 1971 bis 2000 berücksichtigt, sondern der Zeitraum auf 1951 bis 2022 ausgeweitet. Besonders die extremen Trockenjahre seit 2018 zeigen Bedingungen, die teils über den Modellprojektionen des RCP8.5-Szenarios für denselben Zeitraum liegen und damit eine breitere Spanne an Extremereignissen abdecken. Ein möglichst früher Startpunkt des Referenzzeitraums gewährleistet zudem, dass ausreichend monatliche Beobachtungen für eine robuste Anpassung der Verteilungsfunktionen vorliegen – mit 77 verfügbaren Werten ist der Zeitraum 1951 bis 2023 hierfür gut geeignet. Die Verwendung von Parametern aus beobachteten Daten ermöglicht nicht nur eine bessere Vergleichbarkeit zwischen Vergangenheit und Zukunft, sondern auch zwischen verschiedenen Klimamodellen. Würden die Verteilungen stattdessen direkt an die Modellprojektionen angepasst, wäre dieser Vergleich nicht möglich.

## 3.2 Ergebnisse

### 3.2.1 Standardized Precipitation Index

Der SPI beschreibt das Niederschlagsdefizit (bzw. den Überschuss) zu den Normalwerten. In der Periode 1971 bis 2000 wurden in Hessen mehrere Dürreereignisse mit einer unterschiedlichen Dauer und Intensität identifiziert (**Abb. 3.2, links**). Alle Monate einer Dürre werden dabei der höchsten Kategorie dieses Ereignisses zu geordnet. Besonders die extreme Dürre Anfang der 1970er Jahre führte zu einer hohen Anzahl an Monaten in der C2-Kategorie, obwohl nicht alle Monate dieses Ereignisses als C2 eingestuft werden. Für den retrospektiven Zeitraum unterschätzen bis auf das MIR-CLM alle Klimamodelle im Vergleich zu den beobachteten Ereignissen den Anteil an extremen Dürremonaten auf Grundlage des SPI-12. Die Anzahl an Dürremonaten wird von allen Modellen mit Ausnahme des

MPI-WRF jedoch gut wieder gegeben bzw. leicht überschätzt. In der nahen Zukunft (2021-2050) werden von den Klimamodellen weniger extreme Dürremonate der Kategorie C2 erwartet, allerdings berechnen die Mehrzahl der Modelle eine Zunahme an mäßigen (C1-Kategorie) und schweren (C1.5-Kategorie) Dürremonaten. In der fernen Zukunft (2071-2100) zeigen die Modelle insgesamt eine prozentuale Abnahme an Dürremonaten, dafür erhöht sich der Anteil an extremen Ereignissen leicht.



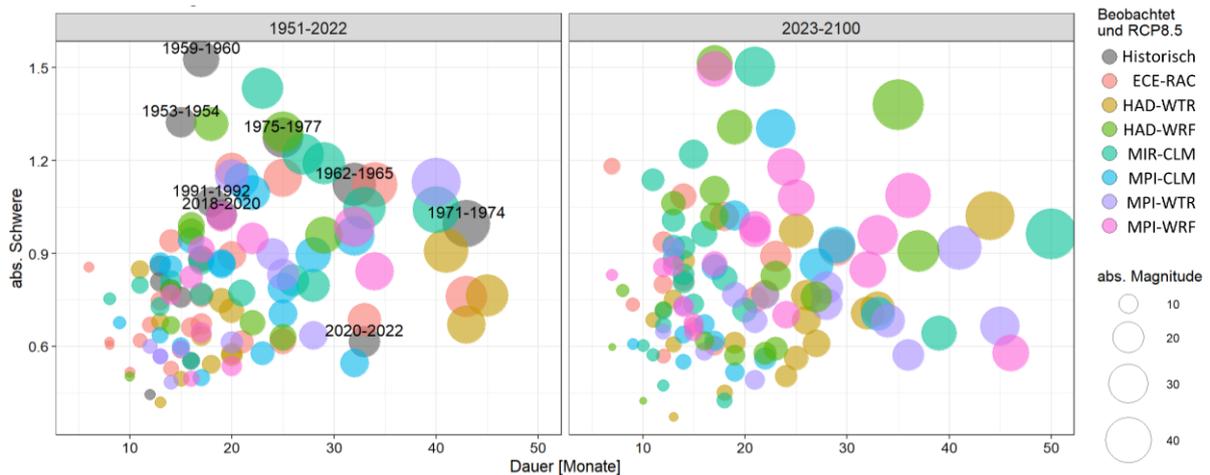
**Abbildung 3.2:** Anzahl der Dürremonate pro Kategorie abgeleitet aus SPI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und den RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.

Bei der mittleren Dauer und der Wiederkehrzeit weichen die Modellergebnisse teilweise deutlich von den Beobachtungen im Validierungszeitraum ab. Die mittlere Schwere und Magnitude wird von den meisten Modellen jedoch gut abgebildet. Eine Tabelle über die zeitliche Entwicklung der Dürremerkmale ist im Anhang zu finden (**Tab. A1**).

In **Abbildung 3.3** werden alle Ereignisse für den gesamten Beobachtungszeitraum 1951 bis 2022 und die Zukunft von 2023 bis 2100 gezeigt, die in den verfügbaren Datensätzen der Klimamodelle und in den beobachteten Daten identifiziert wurden. Die Achsen zeigen die Schwere (y) und Dauer (x) an, die Kreisgröße spiegelt die Magnitude wider und somit die kumulierte Summe des Niederschlagsdefizits, die durch das Ereignis verursacht wird. Im Referenzzeitraum 1951-2022 (**Abb 3.3. links**), aus dem die Verteilungsfunktionen für die SPI-Berechnung abgeleitet wurden, liegen die Klimamodelle (farbige Kreise) innerhalb der Bandbreite von beobachteten Dürreereignissen (graue Kreise).

Für den Zukunftszeitraum erwarten alle Klimamodelle keine deutliche Zunahme an Dauer oder Intensität (**Abb. 3.3 rechts**). Die extremen Dürreereignisse der letzten Jahre werden durch den SPI nicht als außergewöhnliche Ereignisse identifiziert. Dies verdeutlicht, dass die Vitalitätseinbußen und die Zunahme der Mortalität auf den WZE-Plots nicht ausschließlich durch ein erhöhtes Niederschlagsdefizit erklärt werden können, sondern viel mehr eine Folge des erhöhten Verdunstungsanspruches der Bäume als Folge der hohen Temperaturen sind.

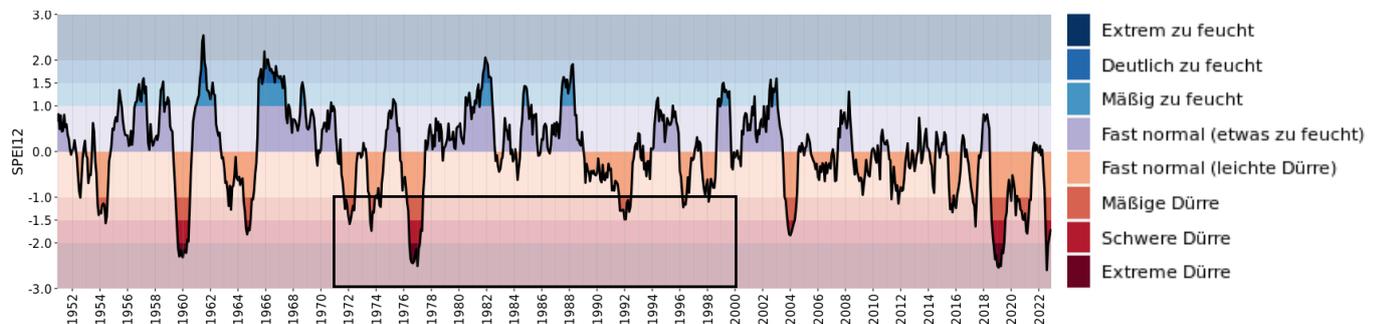
Auch der SPI mit halbjährlichem Aggregationszeitraum (SPI-6) zeigt für die Zukunft keine signifikante Zunahme an Dauer und Intensität von Dürreereignissen. Beim 12-monatigen SPI spiegelt die geringe Veränderung in den Zukunftszeiträumen die sich wenig ändernde Jahressumme des Niederschlags wieder, wohingegen der 6-monatige Aggregationszeitraum die saisonale Veränderung in den Klimamodellen berücksichtigt.



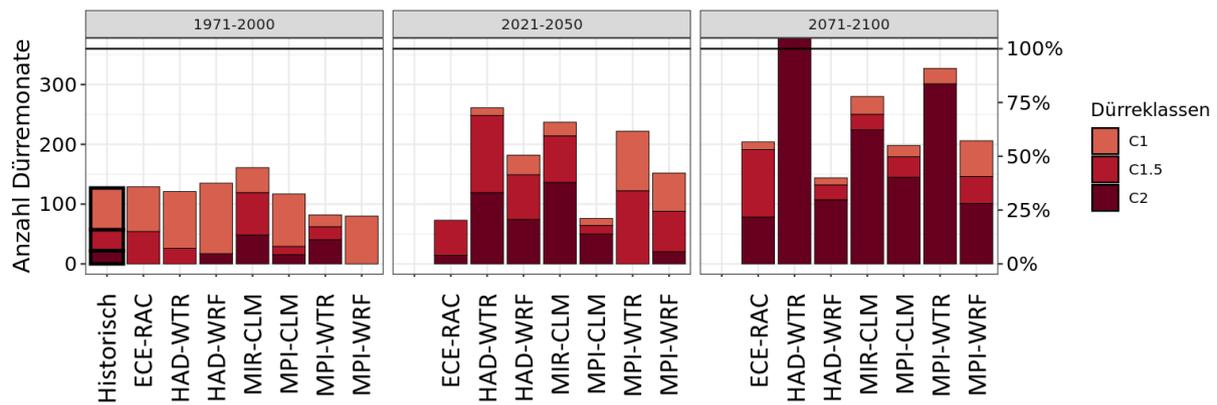
**Abbildung 3.3:** Identifizierte Dürreereignisse in SPI-12 Zeitreihen aus beobachteten Daten und RCP8.5 Klimamodellen.

### 3.2.2 Standardized Precipitation Evapotranspiration Index

Die Auswertungen des SPEI zeigen bei allen Dürremerkmalen deutliche Unterschiede zum SPI. Der SPEI wird aus der klimatischen Wasserbilanz berechnet und berücksichtigt damit den erhöhten Verdunstungsanspruch der Wälder infolge der bereits beobachteten Klimaerwärmung. In den historischen Klimadaten für Hessen lassen sich insgesamt 4 extreme (C2) Dürreereignisse im SPEI-12 identifizieren, wobei 2 davon innerhalb kürzester Zeit (2018-2020 und 2022) aufeinanderfolgten (**Abb. 3.4**). Für die Periode 1971 bis 2000 (**Abb. 3.5**) wird die beobachtete Anzahl an Dürremonaten in den Klimamodellen plausibel abgebildet.



**Abbildung 3.4:** Zeitreihe des SPEI-12 in Hessen 1951-2022 aus gemittelten Rasterdaten. Die Markierung zeigt Ereignisse, die in **Abb. 3.5** berücksichtigt werden.



**Abbildung 3.5:** Anzahl der Dürremonate pro Kategorie abgeleitet aus SPEI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und den RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.

Die Intensität der Dürreereignisse wird von den Modellen für die Vergangenheit unterschiedlich eingeschätzt und weicht von den Beobachtungen teilweise ab. In Zukunft erwarten alle Klimamodelle eine sehr starke Zunahme an Monaten, die Dürreereignissen zugeordnet werden können. Schon in der nahen Zukunft (2021 bis 2050) zeigen 4 von 7 Klimamodellen, dass an über der Hälfte der Monate des Gesamtzeitraumes mit einem Dürreereignis gerechnet werden muss. Für die ferne Zukunft (2071 bis 2100) sind es sogar 6 von 7 Modellen. Der Anteil an schweren (C1.5) und extremen (C2) Dürren nimmt in den Modellen in der nahen Zukunft zu, in der fernen Zukunft überwiegen die extremen Ereignisse. Im Vergleich zum Referenzzeitraum 1951-2022 bedeutet dies, dass bis zum Ende des Jahrhunderts mit einer deutlichen Zunahme von Dürreereignissen der Kategorie C2 gerechnet werden muss.

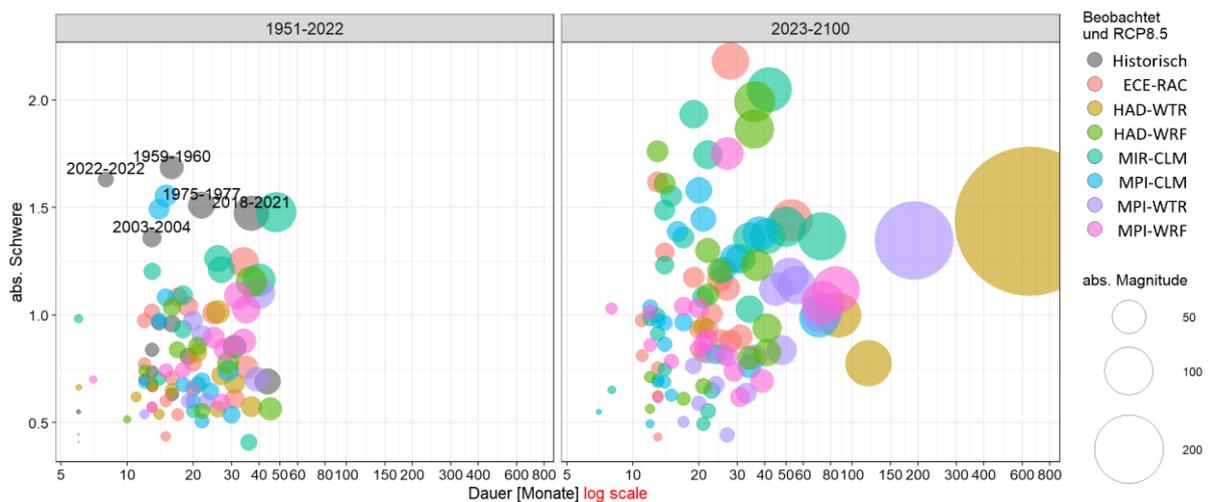
Die Dauer von Dürreereignissen nimmt in allen RCP8.5 Modellen in Zukunft kontinuierlich zu (**Abb. A9 Anhang**). Bei Dürren der Kategorie C2 von rund 30 Monaten in der Periode 1971-2000 auf über 40 Monate in der nahen und 92 Monate in der fernen Zukunft (im Mittel über alle Modelle). Die Dauer von schweren Dürren (C1.5 Kategorie) nimmt in der nahen Zukunft von 23 auf 28 Monate zu, in der fernen Zukunft jedoch auf 22 Monate ab. Der Grund ist die Zunahme von extremen Dürren in der Periode 2071 bis 2100. Die Dauer mäßiger Dürreereignisse (C1-Kategorie) bleibt in allen Zeiträumen hingegen nahezu konstant (im Mittel über alle Modelle ca. 18 Monate). Das mehrjährige Dürreereignis von 2018 bis 2021 hatte eine Dauer von 37 Monaten (**Abb. 2.9**) und würde in der Periode 2071 bis 2100 nicht mehr als außergewöhnliches Ereignis eingestuft. Eine Tabelle über die zeitliche Entwicklung der Dürremerkmale ist im Anhang zu finden (**Tab. A2**).

Die Wiederkehrzeit von extremen Dürreereignissen (Kategorie C2) nimmt in den Modellen zukünftig kontinuierlich ab, da die Phasen zwischen extremen Dürren kürzer werden (**Abb. A10**). Die Wiederkehrzeit verringert sich von knapp 200 Monaten in der Periode 1971 bis 2000 auf rund 50 Monate (etwa 4 Jahre) in der Periode 2071 bis 2100 (**Tab. A2**). Diese stark verkürzte Wiederkehrzeit in Kombination mit einer gleichzeitigen starken Zunahme der Dauer von extremen Dürreereignissen bewirkt, dass sich die Erholungsphasen zwischen den extremen Ereignissen deutlich verkürzen. Der gegenteilige Effekt ist für mäßige Ereignisse erkennbar. Bei Dürren der Kategorie C1 erhöht sich die Wiederkehrzeit von 50 Monaten in der Vergangenheit auf rund 150 Monate bis zum Ende des Jahrhunderts. Ursache hierfür ist jedoch allein der steigende Anteil an extremen Ereignissen in diesem Zeitraum bei einer gleichzeitig längeren Dauer.

Die **Abbildungen A11 und A12** verdeutlichen die kontinuierliche Verschärfung des Dürrierisikos anhand von Magnitude und Schwere bis zum Ende des Jahrhunderts für extreme Ereignisse, die in allen der sieben Klimamodelle abgebildet wird. Die Magnitude wird hier erneut auf einer logarithmischen Skala

dargestellt. Demnach würde die mittlere absolute Magnitude über alle Modelle auf 129 kumulierte Indexwerte steigen, wobei die Varianz zwischen den Modellen erheblich ist. Zum Vergleich dazu war die absolute Magnitude des Ereignisses 2018-2021 bei 55 (**Abb. 2.9**). Für die nahe Zukunft liegt das Modellmittel der absoluten Magnitude bei 25 für schwere und bei 35 für extreme Dürren. Die absolute Schwere der Ereignisse für schwere und extreme Dürren in der nahen Zukunft steigt im Modellmittel ebenfalls stark und für extreme Dürren noch einmal deutlich in der fernen Zukunft. Auffällig ist, dass im retrospektiven Zeitraum die Schwere insbesondere bei extremen Dürren von den Modellen unterschätzt wird (Ausnahme MIR-CLM). Das liegt vor allem daran, dass bei drei der sieben Modelle keine extremen Dürren in diesem Zeitraum auftreten.

Mehrjährige Dürreereignisse auf Grundlage des SPEI-12 für den historischen und den Modellzeitraum sind in **Abbildung 3.6** (logarithmische Zeitskala auf der x-Achse beachten) dargestellt. Anders als beim SPI-12 (**Abb. 3.3**) ist eine deutliche Veränderung über die Zeiträume erkennbar, in der alle identifizierten Dürren abgebildet sind. Im Zeitraum 1951 bis 2022 decken die Klimamodelle die Bandbreite der Dauer an beobachteten Ereignissen gut ab, unterschätzen jedoch die Schwere der Dürren. Im Zukunftszeitraum ist eine deutliche Verschiebung der Ereignisse zu längeren und schwereren Dürren erkennbar, die auch die Dürre 2018-2021 mit 37 Monaten deutlich überschreiten. Die beiden gekoppelten Klimamodelle mit dem RCM WETTREG (HAD-WTR, MPI-WTR) zeigen für die nahe und vor allem ferne Zukunft die stärksten Zunahmen.

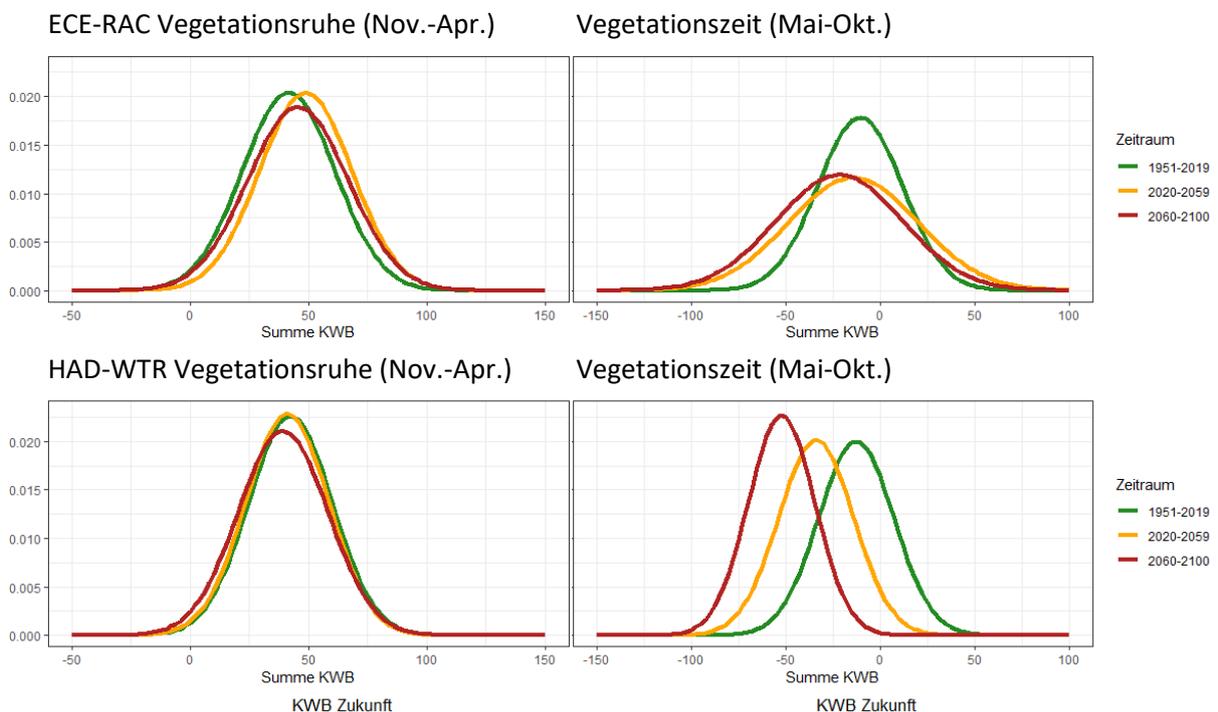


**Abbildung 3.6:** Identifizierte Dürreereignisse in SPEI-12 Zeitreihen aus beobachteten Daten und RCP8.5 Klimamodellen.

Rakovec et al. (2022) untersuchten ebenfalls die Hauptmerkmale großer Dürreereignisse in Europa anhand von Bodenfeuchtemodellierungen und verwendeten dafür fünf globale Klimamodellen mit RCP8.5 Antrieb bis zum Ende des Jahrhunderts. Sie identifizieren ebenfalls mehrere Dürreereignisse mit einer Dauer zwischen 200 und 500 Monaten in den GCMs. Demnach können die extremen Dürren, die hier durch WETTREG abgebildet werden, als Darstellung der gesamten Bandbreite des RCP8.5 Kernensembles angesehen werden.

Mehrjährige Dürren mit einer Dauer von 5 bis 8 Jahren für dynamische Modelle und Dürren, die mehrere Dekaden anhalten, wie sie in den statistischen Modellen abgebildet werden, stellen im RCP8.5-Kernensemble die zu erwartende Bandbreite für den Zeitraum von 2061 bis 2100 für Hessen dar. Insbesondere lang andauernde und extreme Dürren, wie sie in den letzten Jahren aufgetreten

sind, stellen den Wald schon heute vor Herausforderungen. Insbesondere in der Vegetationszeit benötigen die Pflanzen Wasser für die Photosynthese und Transpiration, um ihr Wachstum und ihre Vitalfunktionen aufrechtzuerhalten. In **Abbildung 3.7** ist die zeitliche Veränderung der klimatischen Wasserbilanz (KWB) getrennt in Vegetationszeit und -ruhe abgebildet. Die Bandbreite des Ensembles wird anhand eines warm trockenen (HAD-WTR) und eines moderaten (ECE-RAC) GCM-RCM abgebildet. In der Vegetationszeit nimmt bei beiden Modellen die KWB deutlich ab, da der Verdunstungsanspruch infolge der hohen Temperaturen stark ansteigt. In der Vegetationsruhe zeigen beide Klimamodelle im Vergleich zur Verteilung der Periode 1951 bis 2019 keine signifikante Veränderung. Dies ist darin begründet, dass der zunehmende Niederschlag in der Vegetationsruhe durch die erhöhte Verdunstung infolge der Erhöhung der Lufttemperatur ausgeglichen wird. Somit kann die Ruhephase der Vegetation nicht die zunehmenden Defizite in der Vegetationszeit ausgleichen.



**Abbildung 3.7:** Dichteverteilungen der klimatischen Wasserbilanz [mm] für die Vegetationsruhe und Vegetationszeit, dargestellt für 3 Zeiträume und zwei Klimamodelle.

### 3.3 Fazit Dürreindizes und Klimaprojektionen

Während der SPI das Niederschlagsdefizit abbildet und damit für die Zukunft nur geringe Veränderungen in Dauer und Intensität projiziert, lässt der SPEI eine drastische Zunahme an Dürremonaten und eine Verlängerung der Dürreperioden erwarten. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der SPEI zusätzlich die erhöhte Verdunstung infolge der Klimaerwärmung berücksichtigt, die zu einer deutlichen Reduzierung in der klimatischen Wasserbilanz führt.

Die Modellprojektionen für den SPEI zeigen, dass extreme Dürreereignisse (C2-Kategorie) in der nahen Zukunft (2021–2050) bereits deutlich häufiger auftreten und sich in der fernen Zukunft (2071–2100) weiter verschärfen. Besonders lange und intensive Dürren werden häufiger, wodurch selbst das extreme Dürreereignis von 2018–2021 in der Zukunft nicht mehr als ein außergewöhnliches Ereignis eingestuft würde. Die Wiederkehrzeit zwischen extremen Dürren verkürzt sich dabei erheblich, sodass in der fernen Zukunft im Mittel alle vier Jahre mit einem Ereignis der Kategorie C2 gerechnet werden muss.

Zusammenfassend verdeutlichen die Ergebnisse, dass der SPI weniger geeignet ist, um die Zunahme von Dürreerisiken bis zum Ende des Jahrhunderts und deren Auswirkungen auf Ökosysteme abzubilden. Vielmehr zeigt der SPEI, dass die steigende Verdunstung und die dadurch zunehmende Wasserknappheit eine zentrale Rolle spielen. Diese Entwicklungen unterstreichen die Notwendigkeit, sowohl die Dauer als auch die Intensität von Dürreereignissen unter Berücksichtigung der klimatischen Wasserbilanz zu analysieren, um fundierte Anpassungsstrategien für die Zukunft zu entwickeln.

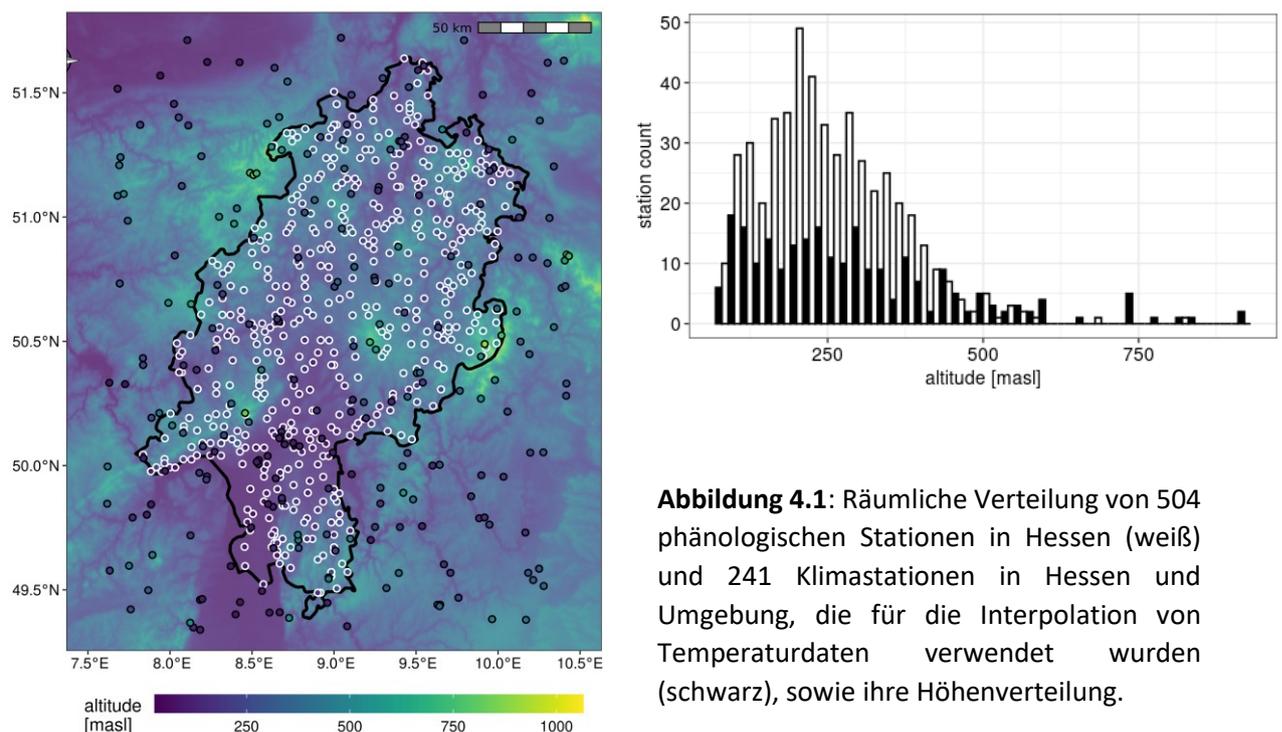
## 4 Spätfrostrisiko für Stieleichen in Hessen

Der Klimawandel führt zu steigenden Oberflächentemperaturen und beeinflusst die Phänologie in der gesamten nördlichen Hemisphäre, insbesondere auch in unseren gemäßigten Waldökosystemen (Lin et al., 2024; Vitasse et al., 2018). Durch das frühere Austreiben der Knospen verlängert sich die Vegetationsperiode laubabwerfender Baumarten, was jedoch ihre Anfälligkeit für Spätfröste erhöhen kann. Während die Häufigkeit und Intensität von Frostereignissen global abnimmt, treten in vielen Regionen weiterhin Kälteeinbrüche auf, die erhebliche Auswirkungen auf das Wachstum und die Regeneration von Bäumen haben. Dies betrifft auch die Stieleiche (*Quercus robur* L.), die als klimaresiliente Baumart gilt, aber je nach Herkunft unterschiedlich auf Umweltstress reagiert (Čehulić et al., 2019; Rubio-Cuadrado et al., 2021). Insbesondere das Zusammenspiel zwischen Trockenresistenz und Frostempfindlichkeit erfordert eine sorgfältige Betrachtung im Hinblick auf künftige Waldmanagementstrategien. Diese Studie untersucht, ob das Risiko von Spätfrostschäden für die Stieleiche in Hessen zugenommen hat, wie sich die Vegetationsperiode unter zukünftigen Klimabedingungen verändern könnte und welche Implikationen dies für die Waldbewirtschaftung und Anpassungsstrategien hat.

### 4.1 Datengrundlage und Methoden

#### 4.1.1 Vorverarbeitung von historischen Klimadaten und Klimaprojektionen

Um das Spätfrostrisiko der Eiche zu untersuchen, wurden tägliche Minimal- und Mitteltemperaturen aus meteorologischen Beobachtungsdaten von 241 Klimastationen des DWD in Hessen sowie den angrenzenden Bundesländern und die Ergebnisse der Klimaprojektionen auf phänologische Stationen des DWD interpoliert (**Abb. 4.1**). Die beobachteten Temperaturwerte stammen aus dem Zeitraum 1961 bis 2022 und decken damit die Referenzzeiträume 1961 bis 1990 und 1991 bis 2020 ab.



**Abbildung 4.1:** Räumliche Verteilung von 504 phänologischen Stationen in Hessen (weiß) und 241 Klimastationen in Hessen und Umgebung, die für die Interpolation von Temperaturdaten verwendet wurden (schwarz), sowie ihre Höhenverteilung.

Für die Modellierung des zukünftigen Frostrisikos wurden die sieben gekoppelten Klimamodelle des ReKliEs-De Kernensembles mit RCP8.5 Antrieb verwendet. Details zu den Modellen und der angewandten Bias-Korrektur ist in Kapitel **3.1.1** beschrieben. Die Bias korrigierten Zeitreihen an den Klimastationen wurde mit einer Kombination aus Inverse Distance Weighting (IDW) und Höhenregression, die jeweils gleich gewichtet wurden, auf die phänologischen Stationen interpoliert (Schulla, 2015; Suttmöller et al., 2021).

Die Abweichung der simulierten saisonalen Mittel- und Tiefsttemperaturen im CMIP5-Referenzzeitraum 1971-2000 liegt in den Bias korrigierten regionalen Klimamodellen im Vergleich zu den Beobachtungen an den Klimastationen zwischen -0,3 K und +0,2 K.

Datengrundlage für die Berechnung des Blattaustriebs sind Werte der täglichen Tagesmitteltemperatur, wohingegen der Zeitpunkt des letzten Frostes aus der täglichen Tagesminimumtemperatur berechnet wird.

#### 4.1.2 Phänologische Daten

Der Beginn der Belaubung von Eichen, definiert als das phänologische Stadium des Knospenaufbruchs (bud burst BB), wird zur Analyse des Frostrisikos im Frühjahr verwendet. Phänologische Beobachtungen für Stieleichen wurden aus dem umfangreichen phänologischen Beobachtungsnetz des DWD gewonnen. Dieses Netz liefert Informationen über die Entwicklungsstadien verschiedener Pflanzenarten in Deutschland. Die Daten des Auftretens der verschiedenen phänologischen Phasen werden von Beobachtern gesammelt, wobei die Beobachtungen in der Regel einmal pro Woche durchgeführt werden (DWD, 2023; Kaspar et al., 2015).

Der Vegetationsbeginn der Stieleiche liegt als Datum der Blattentfaltung vor. Die Blattentfaltung ist abgeschlossen, wenn die ersten Blätter vollständig aus der Knospe herausgewachsen sind und sich bis zum Blattstiel geöffnet haben (DWD, 2021). In phänologischen Studien werden die Begriffe Knospenaufbruch und Blattentfaltung häufig synonym verwendet oder die Entfaltung als Unterphase des Knospenaufbruchs definiert, da beide die frühen Stadien der Blattentwicklung bei Laubbäumen beschreiben. Für diese Studie standen insgesamt 504 phänologische Stationen mit 4811 Beobachtungsdaten zur jährlichen Blattentfaltung der Eiche im Zeitraum 1961-2020 in Hessen zur Verfügung (**Abb. 4.1**).

#### 4.1.3 Phänologische Modelle zur Abschätzung des Frostrisikos in Hessen für Stieleichen

Es werden zwei phänologische Modelle verglichen, zum einen ein Temperatur-Summen-Modell (TSM) und ein Promotor-Inhibitor-Modell (PIM). Ein wesentliches Kriterium bei der Auswahl der phänologischen Modelle ist nicht nur ihre artspezifische Anwendbarkeit, sondern auch die Möglichkeit, sie auf die Ergebnisse von Klimamodellen anzuwenden.

Darüber hinaus berücksichtigen die in unserer Studie verwendeten Modelle die Variabilität innerhalb der Population beim BB, ein kritischer Faktor, der durch verschiedene genetische Anpassungen oder unterschiedliche tatsächliche klimatische Bedingungen beeinflusst wird (Lin et al., 2024).

##### **TSM**

Ein häufig verwendetes TSM ist das Modell von Menzel (1997), das eine Weiterentwicklung des Chilling-Forcing-Ansatzes von Canell und Smith (1983) darstellt. Das TSM akkumuliert Temperaturwerte, bis sie einen bestimmten Schwellenwert überschreiten, nachdem zunächst ein Kältekriterium erfüllt wurde. Es wurde in sequenziellen Studien eingesetzt (e.g. Fabian & Menzel, 1998; Menzel & Fabian, 1999) und ist in verschiedenen Boden-Vegetation-Atmosphäre-Transport-Modellen wie LWF-Brook90 (Hammel & Kennel, 2001; Schmidt-Walter et al., 2020) implementiert.

##### **PIM**

Ein anderer Ansatz in der phänologischen Modellierung berücksichtigt die molekulare Regulierung der Knospenruhe, z. B. durch hormonelle Faktoren. Diese Unterscheidung ist wichtig, weil sie ein

nuancierteres und realistischeres Verständnis davon widerspiegelt, wie die Knospeneruhe in der Natur ausgelöst wird. Im Gegensatz zu traditionellen Modellen erfasst das Modell die Beendigung der Keimruhe als einen dynamischen und kontinuierlichen Prozess, der durch das Zusammenspiel virtueller Promotoren und Inhibitoren beeinflusst wird. Dieser Ansatz, der als Promoter-Inhibitor-Modell bekannt ist, wurde erstmals von Schaber und Badeck (2003) vorgestellt und seitdem weiter entwickelt (Lange et al., 2016).

### Kalibrierung

Die untersuchten phänologischen Modelle unterscheiden sich in ihren Mechanismen und benötigen unterschiedliche Eingangsgrößen. Beide basieren jedoch auf der mittleren Tagestemperatur als dynamischem Parameter. Das TSM erfordert vier, das PIM zehn Kalibrierungsparameter. Die Kalibrierung erfolgte mit dem R-Paket caRamel (Le Moine et al., 2022), einem genetischen Algorithmus zur multiobjektiven Optimierung. Dabei wurden 2000 Parameter-Sätze generiert und in über 20.000 Simulationen optimiert. Die Modellgüte wurde mit der Kling-Gupta-Effizienz (KGE) bewertet. Zur Validierung wurden 504 phänologische Stationen in Trainings- (80 %) und Testdaten (20 %) aufgeteilt. Zur Sicherstellung robuster Parameter wurden die Residuen auf zeitliche Trends geprüft (GAMMs,  $\alpha = 0,05$ ). Anschließend erfolgte eine Rangordnung der Parameter-Sätze anhand von Bias (Mittelwert der Differenz zwischen beobachteten und vorhergesagten Werten),  $R^2$ , MAE und RMSE (Tab. 4.1). Das Datum des Knospenaufbruchs wird als Tag des Jahres (DOY) modelliert.

**Tabelle 4.1:** Modell Evaluierung mit KGE Parametern r (Pearson Korrelationskoeffizient), a (Variabilität der Vorhersagefehler) und b (Bias = Mittelwert der simulierten Werte / Mittelwert der beobachteten Werte).

	KGE_r	KGE_a	KGE_b	$R^2$	Bias	MAE	RMSE
<b>TSM Training</b>	0.66	0.97	0.96	0.44	4.78	7.6	10
<b>TSM Testing</b>				0.41	4.49	7.1	9.6
<b>PIM Training</b>	0.67	0.96	0.96	0.45	0.42	7	9
<b>PIM Testing</b>				0.43	0.25	6.7	8.5

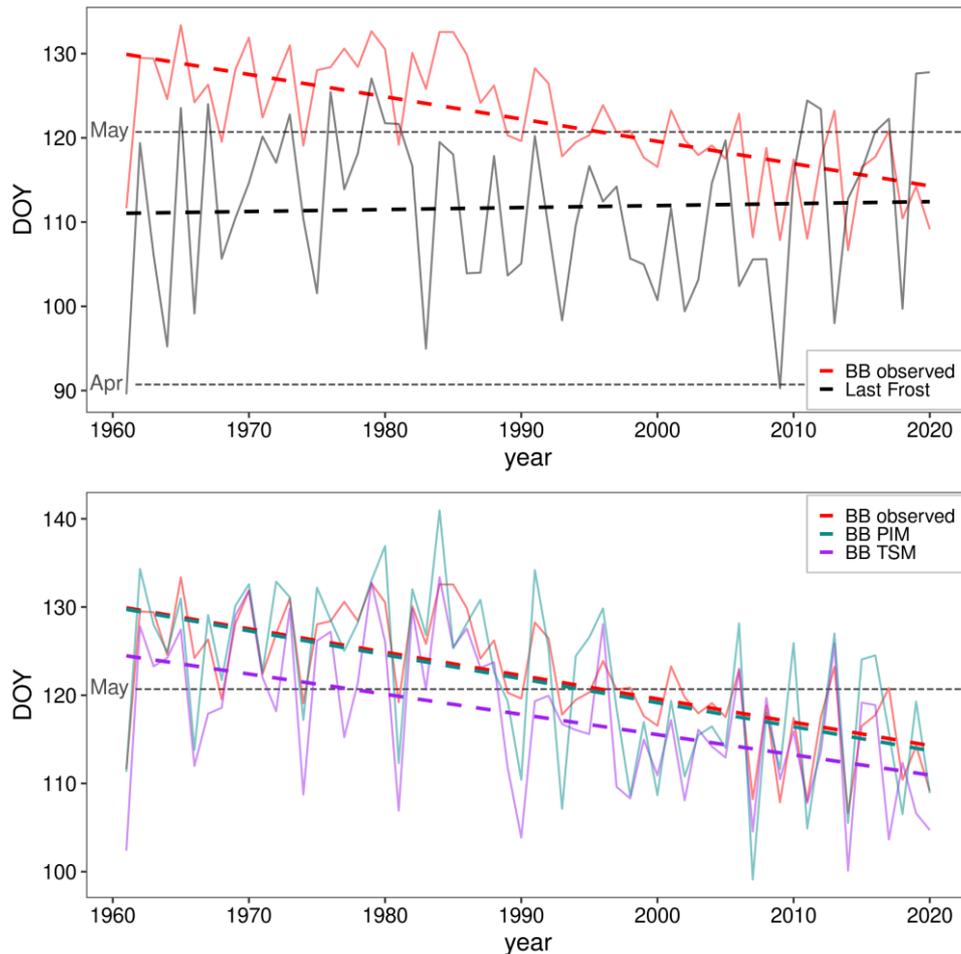
#### 4.1.4 Frostrisiko

Das Frostrisiko wird als Zeitraum zwischen dem letzten Frühjahrsfrost ( $DOY_{frost}$ ) und dem Knospenaustrieb ( $DOY_{BB}$ ) pro Jahr und Station beschrieben. Frosttage sind Tage mit einer Minimumtemperatur unter  $0^\circ C$ . Zur Bewertung der Frostwahrscheinlichkeit wird die Empirische Kumulative Verteilungsfunktion (ECDF) der Differenz  $X = DOY_{BB} - DOY_{frost}$  verwendet. Ein positiver Wert bedeutet, dass der Knospenaustrieb nach dem letzten Frost erfolgt, ein negativer Wert weist auf ein Frostrisiko hin. Die Wahrscheinlichkeit  $P(X \leq 0)$  gibt den Anteil der Fälle an, in denen der Austrieb vor oder am letzten Frosttag stattfindet. In wenigen frostfreien Jahren im RCP8.5-Szenario wurde  $DOY_{frost}$  manuell auf 0 gesetzt, um die Frostwahrscheinlichkeit in diesen Jahren mit zu berücksichtigen. Der Einfluss der Höhenlage wurde durch einen Vergleich der untersten 0,05 mit den obersten 0,95 Quantilen der Höhenverteilung aller Stationen untersucht.

## 4.2 Ergebnisse

### 4.2.1 Frostrisiko unter rezenten Klimabedingungen

Zwischen 1961 und 2020 begann der durchschnittliche Knospenaustrieb (BB) von *Quercus robur* in Hessen im langjährigen Mittel am 2. Mai (DOY 123, **Abb. 4.2**), während der letzte Frühjahrsfrost im Mittel am 22. April (DOY 113) auftrat. In 13 Jahren lag der BB vor dem letzten Frost, davon 8-mal seit dem Jahr 2011. Die Daten zeigen ein steigendes Frostrisiko in den letzten Jahren mit einer mittleren Verfrühung des BB um -1,99 Tage pro Jahrzehnt und einer nicht signifikanten Verzögerung des letzten Frosts um +0,23 Tage pro Jahrzehnt.



**Abbildung 4.2: Oben:** Mittlerer beobachteter Knospenaustrieb (BB observed) für *Quercus robur* L. in Hessen 1961-2020 und beobachtete Daten (DOY) des letzten Frostereignisses (Last Frost) im Frühjahr. Mittelwerte berechnet aus allen phänologischen Stationen. Die gestrichelten Linien zeigen die Glättung mit einem linearen Modell. **Unten:** Mittlerer beobachteter BB (BB observed) im Vergleich zum BB, der mit den beiden phänologischen Modellen TSM (Temperatur-Summen-Modell BB TSM) und PIM (Promotor-Inhibitor-Modell BB PIM) berechnet wurde.

Die berechneten Werte des BB folgen dem allgemeinen Trend der beobachteten Daten für den Zeitraum 1961-2020 (**Abb. 4.2**). Die PIM-Simulationen zeigen im Mittel eine sehr gute Übereinstimmung mit den beobachteten Daten, während die TSM-Simulationen den BB durchweg etwa 4 Tage früher vorhersagen. Im Vergleich der Perioden 1961-1990 und 1991-2020 verschieben

sich die Mittelwerte des berechneten BB von DOY 122 (1. Mai) auf den 114. Tag (23. April) im TSM und von DOY 126 (5. Mai) auf den 117. Tag (26. April) im PIM.

Die letzten Frühjahrsfrostergebnisse zeigen in den Beobachtungen für die Zeiträume 1961-1990 bzw. 1991-2020 ein mittleres Auftreten bei DOY 113 (22. April) bzw. 112 (21. April) (**Abb. 4.2**). Im Gegensatz dazu wird der Multi-Modell-Mittelwert für diese Zeiträume mit 112 bzw. 104 DOY vorhergesagt. Dies entspricht im Gegensatz zu den Beobachtungen einer Abnahme um 8 Tage. Dies zeigt, dass alle Klimaprojektionen die letzten Frühjahrsfrostergebnisse im Durchschnitt um mehr als eine Woche unterschätzen und einen Trend zu früheren Terminen aufweisen, der historisch nicht beobachtet wurde (**Abb. 4.3**).

#### 4.2.2 Spätfrostrisiko unter zukünftigen Klimabedingungen

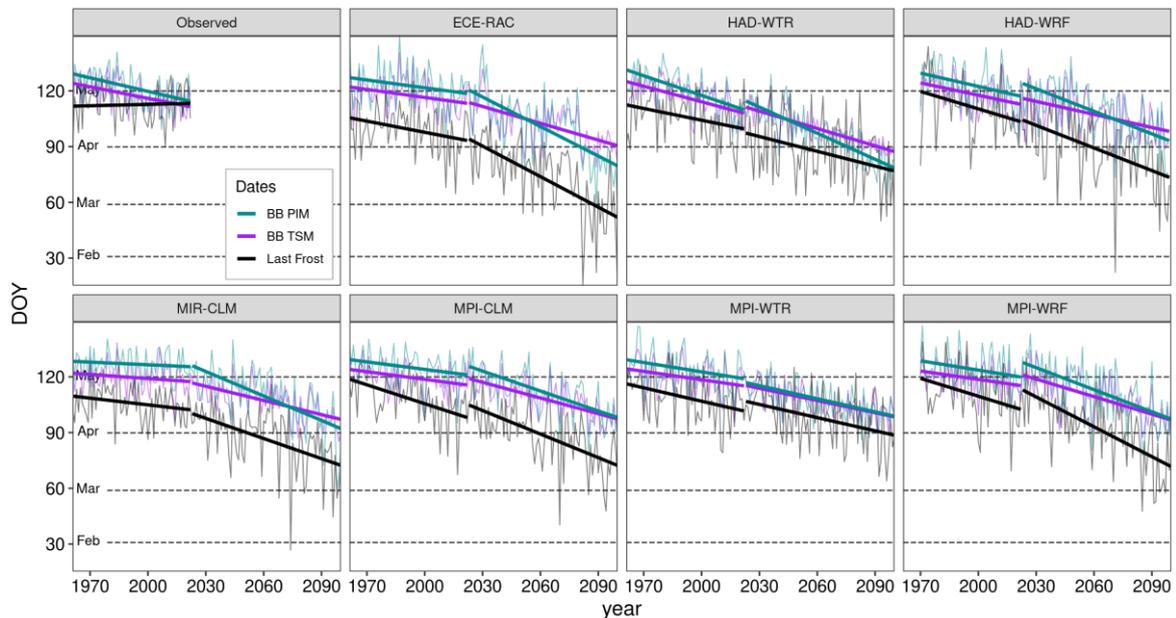
Die berechneten BB-Daten anhand der Klimaprojektionen sind bei beiden phänologischen Modellen ähnlich. Die Bandbreite der Vorhersagen innerhalb der Klimaprojektionen nimmt zum Ende des Projektionszeitraumes zu, insbesondere beim PIM im Vergleich zum TSM. Die Modelle berechnen eine mittlere Vorverlegung des BB von  $2,04 \pm 0,29$  (Standardabweichung) Tagen pro Jahrzehnt für das TSM und  $2,73 \pm 0,6$  Tage pro Jahrzehnt für das PIM. Die Bandbreite der Ergebnisse ist zwischen den Klimamodellen für jeden Zeitraum größer als die Unterschiede zwischen den phänologischen Modellen TSM und PIM.

Das letzte Frostergebnis im Frühjahr tritt in den Klimaprojektionen kontinuierlich früher auf, mit einem durchschnittlichen DOY von 95 (5. April) und 81 (22. März) für die nahe bzw. ferne Zukunft (**Tab. 4.2**). Die Variabilität innerhalb der Klimamodelle nimmt in der Zukunft erheblich zu, beginnend mit einer Differenz von 14 und 17 Tagen in den rückblickenden Zeiträumen, die sich auf 30 und 63 Tage in der nahen und fernen Zukunft ausdehnt. Die Projektionen zeigen eine mittlere Vorverlegung des letzten Frühjahrsfrostes um  $3,04 \pm 0,7$  Tage pro Jahrzehnt.

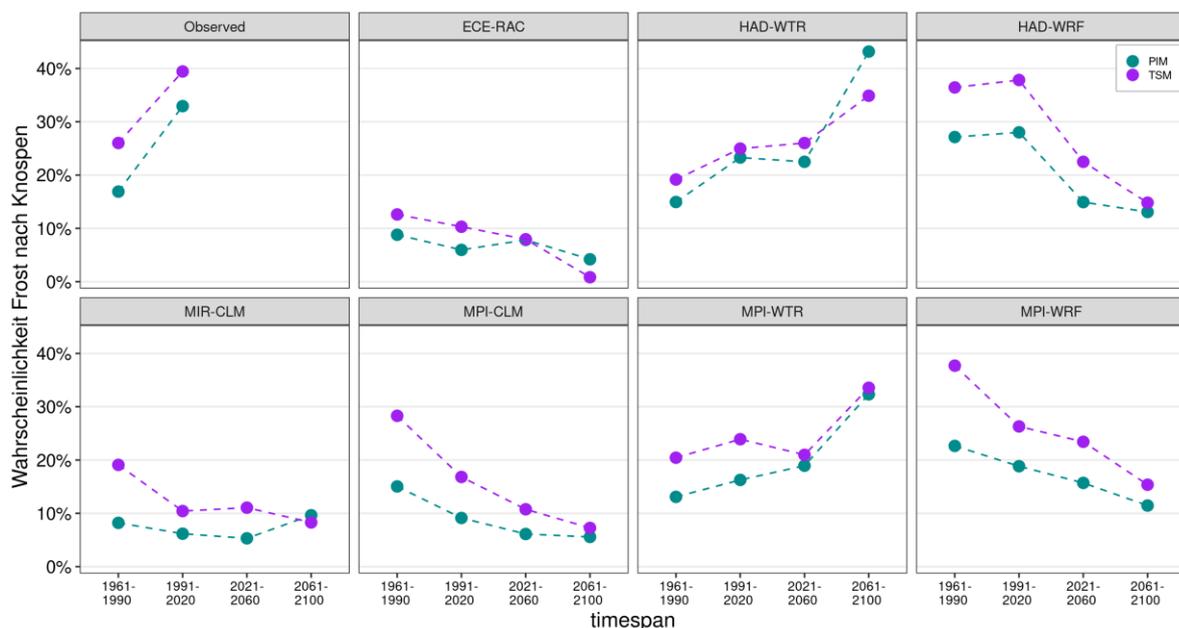
**Tabelle 4.2:** Multimodell-Mittelwert (MMM) der Klimaprojektionen, die den BB und den letzten Frühjahrsfrost als numerischen Tag des Jahres vorhersagen, Differenz in Tagen zwischen den phänologischen Modellvorhersagen (BB) und Differenz zwischen dem vorhergesagten BB und letzten Frühjahrsfrost (X) pro Zeitraum.

Zeitraum	MMM <sub>TSM</sub>	MMM <sub>PIM</sub>	MMM <sub>frost</sub>	BB <sub>PIM</sub> – BB <sub>TSM</sub>	X <sub>TSM</sub>	X <sub>PIM</sub>
1961-1990	122	127	112	5.5	9.9	15.4
1991-2020	117	121	104	4.9	13	17.9
2021-2060	111	114	95	3.6	15.4	19
2061-2100	101	99	81	-1.4	20	18.5

Insgesamt stellen die Klimamodelle eine große Bandbreite von Frostwahrscheinlichkeiten nach dem BB dar. Während bei den Modellen ECE-RAC, HAD-WRF, MPI-CLM und MPI-WRF ein allgemeiner Trend zu einem geringeren künftigen Frostrisiko zu erkennen ist, zeigen die HAD-WTR- und MPI-WTR-Projektionen einen Trend zu einem steigenden Frostrisiko. Das Modell MIR-CLM berechnet ein abnehmendes Spätfrostrisiko auf Grundlage des TSM und ein leicht zunehmendes Spätfrostrisiko für die Stieleiche beim PIM (**Abbildungen 4.3 und 4.4**). Die Analyse ergab keinen signifikanten Einfluss der Höhenlage auf eine Ab- bzw. Zunahme des Spätfrostrisikos.



**Abbildung 4.3:** Mittlerer simulierter BB (BB TSM und BB PIM) und letzter Frost (Last Frost) aller Stationen nach Klimaprojektion und beobachteten Daten. Durchgezogene Linien als angepasste lineare Modelle, jeweils für die Zeiträume 1951-2022 und 2023-2100.



**Abbildung 4.4:** Aus der ECDF  $P(X \leq 0)$  extrahierte Wahrscheinlichkeit für Spätfrostisiko (%), berechnet als Differenz in Tagen ( $X = \text{DOY BB} - \text{DOY Frost}$ ) pro Zeitspanne und phänologischem Modell (TSM und PIM).

Das statistische Regionalmodell WETTREG bildet das beobachtete Spätfrostisiko der Stieleiche plausibel ab (**Abb. 4.4**). Unter der Annahme, dass die Globalmodelle das großräumige Zirkulationsmuster treffend beschreiben, hinterlegt WETTREG dies mit bekannten Großraumwetterlagen und erzeugt damit auf der lokalen Ebene Zeitreihen der Klimavariablen auf Tagesbasis. Dieser methodische Ansatz ist offensichtlich besser geeignet, um Extremwerte, wie bspw. die Tagesminimumtemperatur, abzubilden. Im Gegensatz dazu stützt sich das dynamische Downscaling auf physikalische Modelle, die lokale Heterogenitäten glätten können, wodurch die Intensität oder Häufigkeit von Extremereignissen wie Frost möglicherweise unterschätzt wird.

Klimaprojektionen, einschließlich derjenigen der CMIP5- und CMIP6-Familie, haben Schwächen bei der Simulation von blockierenden Wetterlagen gezeigt (Blackport & Fyfe, 2022; Davini & D’Andrea, 2020), die für die Abschätzung des Frostrisikos entscheidend sind. Blockierende Wetterlagen, die durch stabile Hochdrucksysteme gekennzeichnet sind, erhöhen das Spätfrostrisiko im Frühjahr (Brunner et al., 2017; Cattiaux et al., 2010; Sillmann et al., 2011; Zappa et al., 2014). Die Klimaprojektionen erwarten bis zum Ende des Jahrhunderts eine Abnahme von blockierenden Hochdruckwetterlagen im Winter und Frühjahr. Dies ist allerdings mit erheblichen Unsicherheiten behaftet. Die derzeit verfügbaren globalen Klimasimulationen neigen dazu, die Häufigkeit von blockierenden Wetterlagen im Beobachtungszeitraum zu unterschätzen. Es ist daher zu vermuten, dass sie auch die Häufigkeit dieser Wetterlagen im zukünftigen Klima unterschätzen. Dies deutet darauf hin, dass das Risiko von Frühjahrsfrösten wesentlich höher sein könnte, als die aktuellen Projektionen zeigen. Die Simulation von Blocking-Ereignissen hat sich von CMIP3 zu CMIP6 deutlich verbessert, dennoch gibt es nach wie vor erhebliche Unsicherheiten bei den Hochdruck geprägten Wetterlagen im Winter und zu Beginn des Frühjahrs über Mitteleuropa (Davini & D’Andrea, 2020; Matsueda & Endo, 2017). Somit müssen die Projektionen zum Spätfrostrisiko der Stieleiche in Hessen entsprechend vorsichtig interpretiert werden. Grundsätzlich ist der von den Modellen vorhergesagte Rückgang in den Wintermonaten in der Zukunft plausibel, da dieser Trend in den letzten Jahrzehnten beobachtet wurde (Lohmann et al., 2024).

Im 6. IPCC-Bericht (2021) wird der erwartete Rückgang von blockierenden Wetterlagen über dem Nordatlantik und Grönland im Winter auf der Grundlage der Szenarien SSP3-7.0 und SSP5-8.5 mit einem „mittlerem Vertrauen“ bewertet. Bei der Blockade im Frühjahr sieht es hingegen anders aus. Der vorhergesagte Rückgang stimmt nicht mit den Beobachtungen überein, und es gibt keinen schlüssigen Mechanismus, der erklärt, warum es in Zukunft weniger Blocking-Ereignisse im Frühjahr geben sollte. Blocking-Ereignisse werden in der Regel von GCMs berechnet, da sie die für die Simulation dieser Wetterlagen erforderliche globale atmosphärische Dynamik abbilden. RCMs stützen sich bei der Berechnung von Blocking-Ereignissen auf die von GCMs bereitgestellten Randbedingungen. Die Ergebnisse dieser Studie deuten darauf hin, dass das Frostrisiko von den RCMs stärker beeinflusst wird als von den GCMs (**Abb. 4.4**). Auf den ersten Blick mag dies widersprüchlich erscheinen, aber es unterstreicht den bedeutenden Einfluss, den die Modellkopplung und Bias-Korrekturen auf das Temperatur-Downscaling haben.

### 4.3 Fazit Spätfrostrisiko

Der frühere Knospenaufbruch bei Laubbäumen verlängert die Vegetationsperiode und macht sie anfälliger für Frostschäden im Frühjahr. Solche Frostereignisse, die in der aktuellen Forschung noch nicht ausreichend untersucht wurden, können langfristige Schäden verursachen, da sie die Erholungsfähigkeit der Bäume beeinträchtigen und ihren Kohlenstoff- und Wasserhaushalt belasten. Die Widerstandsfähigkeit der Stieleiche (*Quercus robur L.*) gegenüber dem zunehmend trockenen und warmen Klima macht sie zu einer wichtigen Baumart bei der klimaangepassten Waldbauplanung. Ein erhöhtes Spätfrostrisiko der Stieleiche unter zukünftigen Klimabedingungen könnte dieses jedoch konterkarieren.

Die phänologischen Modelle berechnen einen mittleren früheren Beginn des Knospenaufbruchs bei Eichen um 2 bis 2,7 Tage pro Jahrzehnt. Dies entspricht der bisher beobachteten Veränderung in den letzten Jahrzehnten. Trotz des allgemeinen Erwärmungstrends hat sich der Zeitpunkt des letzten Spätfrostereignisses in den Beobachtungen nicht signifikant verändert. Dies kann auf die blockierenden Hochdruckwetterlagen über Mitteleuropa im Frühjahr zurückgeführt werden. Insbesondere die dynamischen Klimamodelle erfassen den Zeitpunkt des letzten Frostes für die Vergangenheit nur unzureichend, sodass das zukünftige Spätfrostrisiko für die Stieleiche in den aktuellen Projektionen vermutlich unterschätzt wird.

## 5 Fazit und Handlungsempfehlungen

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass die Intensität, Häufigkeit und Dauer von Dürren in Hessen aufgrund des Klimawandels erheblich zunehmen werden. Die Wirkanalysen belegen, dass insbesondere lang anhaltende Trockenperioden gravierende Auswirkungen auf die Vitalität und Mortalität der Hauptbaumarten haben. Während moderater Trockenstress von den meisten Baumarten noch kompensiert werden kann, führen wiederholte und extreme Dürrebedingungen zu einer langfristigen Schwächung der Bestände. Der zunehmende Trockenstress beeinflusst die Vitalität der Bäume nachhaltig, reduziert ihre Widerstandskraft gegenüber biotischen Schadfaktoren und erhöht langfristig ihre Anfälligkeit für Mortalität.

Die Auswertung der WZE dokumentiert eine signifikante Verschlechterung der Vitalität der Hauptbaumarten in Hessen, insbesondere seit den außergewöhnlich trockenen und heißen Jahren 2018 bis 2020 und 2022. Die vier Hauptbaumarten Buche, Eiche, Kiefer und Fichte zeigen bereits jetzt eine erhöhte Anfälligkeit gegenüber extremen Dürreereignissen, die oft die Belastungsgrenzen überschreiten. Die individuelle Reaktion der Baumarten gegenüber Dürrestress variiert erheblich (**Tab. 5.1**). Alle vier Hauptbaumarten zeigten einen sprunghaften Anstieg der Mortalität ab 2019. Außer bei Fichten bleibt die Mortalität auch 2023 auf einem hohen Niveau. Während die Laubbaumarten Buche und Eiche mit einem deutlichen Laubverlust während Dürreereignissen reagieren, bleiben ihre Mortalitätsraten bislang vergleichsweise gering. Allerdings wiesen Buchen seit 2019 deutlich gestiegene Absterberaten als Reaktion auf die aufeinanderfolgenden Dürrejahre auf. Im Gegensatz dazu erleidet die Kiefer trotz geringerer Nadelverluste eine hohe Mortalität. Am deutlichsten hebt sich die Fichte von den anderen Baumarten ab, die während extremer Dürren eine erheblich gestiegene Mortalitätsrate aufweist. Die Abnahme der Mortalität bei Fichten ab 2021 ist darin begründet, dass in den Jahren 2019 und 2020 bereits viele Bäume des Gesamtkollektivs abgestorben sind und viele WZE-Plots mit ausschließlicher Fichtenbestockung stillgelegt werden mussten. Besonders betroffen war der Harz, wo in Sachsen-Anhalt der Anteil der Fichten am WZE-Kollektiv ist von ca. 15 % im Jahr 2015 auf etwa 1,3 % im Jahr 2023 gesunken ist.

**Tabelle 5.1:** Reaktion der Hauptbaumarten auf extreme Dürren in der Vergangenheit. Vitalitätsveränderung bewertet anhand des absoluten Nadel/Blattverlustes und der relativen Veränderung von daraus berechneten Z-Scores, sowie Mortalitätsereignisse erhoben in der Waldzustandserhebung.

	Vitalität		Mortalität
	abs. NBV	Z-Score	
<b>Fichte</b>	+++	+++	+++
<b>Kiefer</b>	+	++	++
<b>Buche</b>	++	++	+
<b>Eiche</b>	++	++	+

Der SPEI-24 erweist sich als aussagekräftiger Dürreindex im Zusammenhang zwischen Dürrestress und Baumvitalität und -mortalität. Im Gegensatz dazu erfasst der SPI, der lediglich das Niederschlagsdefizit betrachtet, die Reaktion der Bäume nicht in ausreichender Tiefe. Trotz Berücksichtigung des Bodenwasserhaushalts zeigt der SSMI keinen stärkeren Zusammenhang zwischen Dürreereignissen und der Reaktion der Bäume als der SPEI.

Modellprojektionen zeigen, dass extreme Dürreereignisse in Zukunft häufiger und extremer auftreten werden. Die Wiederkehrzeit extremer Dürren verkürzt sich deutlich, sodass in der zweiten Hälfte des Jahrhunderts durchschnittlich alle vier Jahre mit einer extremen Dürre wie 2018-2020 zu rechnen ist. Das mehrjährige Dürreereignis von 2018 bis 2021 würde somit in der Periode 2071 bis 2100 nicht mehr als außergewöhnliches Ereignis eingestuft. Die Ergebnisse dieser Studie reihen sich damit in die Erkenntnis der wissenschaftlichen Forschungsliteratur ein (Chen et al., 2025; Choat et al., 2018; Rakovec et al., 2022; Trenberth et al., 2014). Erste Auswertungen der neueren CMIP6 Klimamodelle lassen im Vergleich zu CMIP5 eine weitere Zunahme und Intensivierung von Dürreereignissen für Mitteleuropa erwarten (Ukkola et al., 2020).

Neben der Dürreproblematik stellt die Verschiebung phänologischer Prozesse eine Herausforderung für die Forstwirtschaft dar. Der früher eintretende Knospenaufbruch bei Laubbäumen verlängert die Vegetationsperiode und erhöht das Risiko von Spätfrostschäden. Dies belegen die Ergebnisse für die Stieleiche, deren Knospenaufbruch im Vergleich zu anderen heimischen Laubbaumarten relativ spät eintritt. Daraus lässt sich ein generell erhöhtes Frostrisiko im Frühjahr auch für andere Laubbaumarten ableiten. Die aktuellen Klimaprojektionen projizieren eine weitere Vorverlagerung des Knospenaufbruchs, während das Datum des letzten Frostereignisses im Frühjahr weniger verlässlich vorhergesagt werden kann. Eine Zunahme des Spätfrostrisikos für die Stieleiche (und ggf. weitere Laubbaumarten) kann somit nicht ausgeschlossen werden und wird möglicherweise von den Klimamodellen unterschätzt.

Ein zentrales klimatisches Phänomen, das sowohl Dürren als auch Spätfröste beeinflusst, sind blockierende Wetterlagen (Kautz et al., 2022), insbesondere in Form von stationären Hochdruckgebieten. Im Sommer begünstigen Hochdruckgebiete intensive Einstrahlung, Advektion von warmen Luftmassen und das Ausbleiben von Niederschlägen und damit die Intensivierung von langanhaltenden Dürren. Im Frühjahr hingegen können Hochdrucklagen starke nächtliche Auskühlung bewirken, wodurch Spätfröste begünstigt werden, die für Laubbaumarten dann problematisch sind, wenn gleichzeitig der Knospenaufbruch bereits erfolgt ist.

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse, dass sich die klimatischen Bedingungen in Hessen signifikant verändern und tiefgreifende Konsequenzen für die Waldökosysteme haben. Die zunehmende Trockenheit, in Kombination mit steigenden Temperaturen und biotischen Stressfaktoren, stellt eine erhebliche Herausforderung für die nachhaltige Forstwirtschaft dar. Zukünftige forstliche Maßnahmen sollten sich auf klimaresiliente Baumarten sowie eine nachhaltige Waldbewirtschaftung und klimaangepasste Waldplanung fokussieren, um die Resilienz der hessischen Wälder langfristig zu sichern.

## **Handlungsempfehlungen**

Um die Widerstandsfähigkeit der Wälder gegenüber klimatischen Extremen zu erhöhen, sollten folgende Maßnahmen prioritär umgesetzt werden:

### **1. Förderung klimaresilienter Baumarten:**

- Mischwälder mit einer höheren Vielfalt an trockenheits- und gleichzeitig frosttoleranten Baumarten
- Reduzierung des Anteils von besonders anfälligen Baumarten wie Fichte in tieferen Lagen und Kiefer auf trockenen Standorten.
- Anpassung der bisherigen Höhenbegrenzung für die Anpflanzung von Eichen nach standortsklimatischen Aspekten

## 2. Anpassung der Waldbewirtschaftung:

- Förderung von natürlicher Verjüngung, da regional angepasste Individuen möglicherweise eine höhere Widerstandsfähigkeit gegenüber den sich ändernden klimatischen Bedingungen haben.
- Förderung von strukturreichen Wäldern mit verschiedenen Altersstufen und Baumarten zur Risikostreuung.
- Schutz und Wiederherstellung von Feuchtgebieten und Quellbereichen zur Verbesserung der natürlichen Wasserspeicherung.

Die Ergebnisse dieser Studie liefern wichtige Erkenntnisse über die Auswirkungen extremer Dürren auf die Baumvitalität und Mortalität in Hessen. Sie zeigen deutlich, dass sich die klimatischen Bedingungen signifikant verändern und erhebliche Herausforderungen für die Forstwirtschaft mit sich bringen. Allerdings lassen sich aus den bisherigen Erkenntnissen konkrete Handlungsempfehlungen für langfristige Entwicklungen nur mit einer großen Unsicherheit ableiten. Unsere Analysen basieren auf der Auswertung vergangener Extremereignisse und aktuellen Klimaprojektionen. Während sich Handlungsempfehlungen und Anpassungsstrategien für die nahe Zukunft mit einer größeren Sicherheit ableiten lassen, bleibt die Unsicherheit für zukünftige Extremereignisse hoch. Insbesondere für Szenarien mit extrem langen Dürreperioden von bis zu zehn Jahren können wir keine belastbaren Baumartenempfehlungen treffen, da keine Hauptbaumart unter diesen Bedingungen langfristig überlebensfähig erscheint. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass der Fokus nicht mehr allein auf der Etablierung produktiver Wälder liegen kann. Vielmehr sollte der Walderhalt auf besonders gefährdeten Standorten als zentrale Strategie für den langfristigen Schutz der Waldökosysteme betrachtet werden.

Die Empfehlungen der NW-FVA zur klimaangepassten Baumartenwahl für Hessen ([www.nw-fva.de/BaEm](http://www.nw-fva.de/BaEm)) basieren im Wesentlichen auf 30-jährigen Mittelwerten der Standortwasserbilanz (Grier & Running, 1977). Die Schwellenwerte für die Trockenstressgefährdung der Baumarten, die auf Literaturangaben, Inventurauswertungen und Expertenwissen beruhen, bewerten die Vitalität, Widerstandsfähigkeit und Leistungsfähigkeit der Baumarten, ohne jedoch bei hoher Gefährdung deren absolute Verbreitungsgrenzen aufzuzeigen (Albert et al., 2017; Böckmann et al., 2019; Overbeck & Schmidt, 2012; Spellmann et al., 2007; Suttmöller et al., 2008). Die Ergebnisse dieser Studie zeigen jedoch, dass Extremereignisse wie die Dürren 2018–2020 und 2022 die Baumvitalität und Mortalität stark beeinflussen und diese mit der SWB allein nicht ausreichend erfasst werden. Viele Kalamitätsflächen weisen laut SWB zudem nur ein geringes Trockenstressrisiko auf. Eine Modifizierung der Baumartenempfehlungen unter Einbeziehung der Mortalitätsrisiken, z. B. anhand der Häufigkeit extremer Dürren basierend auf dem SPEI, könnte die klimaangepasste Waldbauplanung verbessern.

## 6 Abkürzungen und Definitionen

Abkürzung	Definition
AT/PT	Transpirationsverhältnis auch Tratio (aktuelle Transpiration / potenzielle Transpiration)
AWAT	Pflanzenverfügbares Bodenwasser (pF-Wert 1,8 bis 4,2)
BB	Bud burst, Knospenaufbruch, phänologisches Stadium
BZE	Bodenzustandserhebung
C <sub>j</sub>	Dürrekategorie (C1 = mäßige Dürre, C1.5 = schwere Dürre, C2 = extreme Dürre)
CI	Konfidenzintervall mit Konfidenzniveau bei 95 %
CMIP5	Coupled Model Intercomparison Project Phase 5
DOY	Day of year, julianischer Tag des Jahres
DSL	Dry spell length
GAM	Generalisiertes Additives Modell
IDW	Inverse Distance Weighting
KWB	Klimatische Wasserbilanz (Niederschlag – PET)
LAI	Blattflächenindex
n	Anzahl, Stichprobenumfang
NBV	Nadel/Blattverlust
nFK	Nutzbare Feldkapazität: maximal pflanzenverfügbare Bodenwassermenge [mm]
P	Niederschlag
pF-Wert	log(Matrixpotenzial [hPa]), dimensionslos
PDSI	Palmer Drought Severity Index, mit Selbstkalibrierung auch SC-PDSI
PET	Potenzielle Evapotranspiration
RCP8.5	Representative Concentration Pathway 8.5
SAI	Stammflächenindex
SPEI	Standardized Precipitation Evaporation Index
SPI	Standardized Precipitation Index
SSMI	Standardized Soil Moisture Index
SVAT	Soil-Vegetation-Atmosphere-Transfer Model
SWB	Standortwasserbilanz = $KWB_{veg.} + nFK$
WZE	Waldzustandserhebung
Ω <sub>j</sub>	Schwellenwert zur Definition der Dürrekategorie (j = -1, -1,5 und -2)

## 7 Literatur

- Albert, M., Nagel, R.-V., Nuske, R. S., Suttmöller, J., & Spellmann, H. (2017). Tree Species Selection in the Face of Drought Risk—Uncertainty in Forest Planning. *Forests*, 8(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/f8100363>
- Blackport, R., & Fyfe, J. C. (2022). Climate models fail to capture strengthening wintertime North Atlantic jet and impacts on Europe. *Science Advances*, 8(45), eabn3112. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abn3112>
- Blumenstein, K., Bußkamp, J., Langer, G. J., Langer, E. J., & Terhonen, E. (2021). The Diplodia Tip Blight Pathogen *Sphaeropsis sapinea* Is the Most Common Fungus in Scots Pines' Mycobiome, Irrespective of Health Status—A Case Study from Germany. *Journal of Fungi*, 7(8), 607. <https://doi.org/10.3390/jof7080607>
- BMEL. (2023). *Ergebnisse der Waldzustandserhebung 2023* (S. 80). Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft.
- Böckmann, T., Hansen, J., Hauskeller-Bullerjahn, K., Jensen, T., Nagel, J., Nagel, R.-V., Overbeck, M., Pampe, A., Petereit-Bitter, A., Schmidt, M., Schröder, M., Schulz, C., Spellmann, H., Stüber, V., Suttmöller, J., & Wollborn, P. (2019). *Klimaangepasste Baumartenwahl in den Niedersächsischen Landesforsten* (Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt & Niedersächsische Landesforsten, Hrsg.; Bd. 61).
- Boczoń, A., Hilszczańska, D., Wrzosek, M., Szczepkowski, A., & Sierota, Z. (2021). Drought in the forest breaks plant–fungi interactions. *European Journal of Forest Research*, 140(6), 1301–1321. <https://doi.org/10.1007/s10342-021-01409-5>
- Brasseur, G. P., Jacob, D., & Schuck-Zöller, S. (Hrsg.). (2023). *Klimawandel in Deutschland: Entwicklung, Folgen, Risiken und Perspektiven*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-66696-8>
- Bréda, N., Huc, R., Granier, A., & Dreyer, E. (2006). Temperate forest trees and stands under severe drought: A review of ecophysiological responses, adaptation processes and long-term consequences. *Annals of Forest Science*, 63(6), 625–644. <https://doi.org/10.1051/forest:2006042>
- Brunner, L., Hegerl, G. C., & Steiner, A. K. (2017). Connecting Atmospheric Blocking to European Temperature Extremes in Spring. *Journal of Climate*, 30(2), 585–594. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0518.1>
- Brutsaert, W. (1982). *Evaporation into the Atmosphere*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-1497-6>
- Budyko, M. I., & Miller, D. H. (1974). *Climate and life*. <https://agris.fao.org/search/en/providers/122621/records/6473a565542a3f9f03b22124>
- Bülow, K., Huebener, H., Keuler, K., Menz, C., Pfeifer, S., Ramthun, H., Spekat, A., Steger, C., Teichmann, C., & Warrach-Sagi, K. (2019). User tailored results of a regional climate model ensemble to plan adaption to the changing climate in Germany. *Advances in Science and Research*, 16, 241–249. <https://doi.org/10.5194/asr-16-241-2019>
- Cáceres, M. D., Martínez-Vilalta, J., Coll, L., Llorens, P., Casals, P., Poyatos, R., Pausas, J. G., & Brotons, L. (2015). Coupling a water balance model with forest inventory data to predict drought stress: The role of forest structural changes vs. climate changes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 213, 77–90. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.06.012>
- Cannell, M. G. R., & Smith, R. I. (1983). Thermal Time, Chill Days and Prediction of Budburst in *Picea sitchensis*. *The Journal of Applied Ecology*, 20(3), 951. <https://doi.org/10.2307/2403139>
- Carrão, H., Russo, S., Sepulcre-Canto, G., & Barbosa, P. (2016). An empirical standardized soil moisture index for agricultural drought assessment from remotely sensed data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 48, 74–84. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.06.011>
- Cattiaux, J., Vautard, R., Cassou, C., Yiou, P., Masson-Delmotte, V., & Codron, F. (2010). Winter 2010 in Europe: A cold extreme in a warming climate. *Geophysical Research Letters*, 37(20), 2010GL044613. <https://doi.org/10.1029/2010GL044613>

- Čehulić, I., Sever, K., Katičić Bogdan, I., Jazbec, A., Škvorc, Ž., & Bogdan, S. (2019). Drought Impact on Leaf Phenology and Spring Frost Susceptibility in a *Quercus robur* L. Provenance Trial. *Forests*, *10*(1), 50. <https://doi.org/10.3390/f10010050>
- Chen, L., Brun, P., Buri, P., Fatichi, S., Gessler, A., McCarthy, M. J., Pellicciotti, F., Stocker, B., & Karger, D. N. (2025). Global increase in the occurrence and impact of multiyear droughts. *Science*, *387*(6731), 278–284. <https://doi.org/10.1126/science.ado4245>
- Choat, B., Brodribb, T. J., Brodersen, C. R., Duursma, R. A., López, R., & Medlyn, B. E. (2018). Triggers of tree mortality under drought. *Nature*, *558*(7711), 531–539. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0240-x>
- Dalelane, C., Früh, B., Steger, C., & Walter, A. (2018). A Pragmatic Approach to Build a Reduced Regional Climate Projection Ensemble for Germany Using the EURO-CORDEX 8.5 Ensemble. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, *57*(3), 477–491. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-17-0141.1>
- Davini, P., & D'Andrea, F. (2020). From CMIP3 to CMIP6: Northern Hemisphere Atmospheric Blocking Simulation in Present and Future Climate. *Journal of Climate*, *33*(23), 10021–10038. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-19-0862.1>
- Dracup, J. A., Lee, K. S., & Paulson, E. G. (1980). On the definition of droughts. *Water Resources Research*, *16*(2), 297–302. <https://doi.org/10.1029/WR016i002p00297>
- DWD. (2023). *Phenological observations of wild plants, including forest and ornamental woody plants from beginning of sprouting and flowering to ripening, also falling of leaves for some species (annual reporters, historical)* (urn:x-wmo:md:de.dwd.cdc::obsgermany-phenology-annual\_reporters-wild-historical; Version Version v008) [Dataset].
- DWD, D. W. (2021). *Vorschriften und Betriebsunterlagen für die phänologischen Beobachter des Deutschen Wetterdienstes—VuB 17* (S. 181). Deutscher Wetterdienst. [https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimaueberwachung/phaenologie/daten\\_deutschland/beobachtersuche/beobachteranleitung\\_download.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=12](https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimaueberwachung/phaenologie/daten_deutschland/beobachtersuche/beobachteranleitung_download.pdf?__blob=publicationFile&v=12)
- Eichhorn, J., Bolte, A., Chmara, I., Dietrich, H., Fleck, S., Gehrmann, J., Kirchner, T., König, N., Meesenburg, H., Raspe, S., Schmidtke, H., Schütze, G., Strich, S., & Sukopp, U. (2016). *Forstliches Umweltmonitoring in Deutschland: Durchführungskonzept Forstliches Umweltmonitoring* (S. 40). Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL).
- Eichhorn, J., Suttmöller, J., Scheler, B., Wagner, M., Dammann, I., Meesenburg, H., & Paar, U. (2020). Extreme Witterung der Jahre 2018 und 2019 in Nordwestdeutschland. *AFZ-DerWald*, *75*, 26–30.
- Fabian, P., & Menzel, A. (1998). Wie sehen die Wälder von morgen aus—Aus der Sicht eines Klimatologen. *Forstwissenschaftliches Centralblatt*, *117*(1–6), 339–354. <https://doi.org/10.1007/BF02832987>
- Fahrmeir, L., Kneib, T., & Lang, S. (2009). *Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen* (2. Aufl.). Springer.
- Federer, C. A. (1995). *BROOK90: A simulation model for evaporation, soil water, and streamflow, Version 3.1* [Software].
- Feigenwinter, I., Kotlarski, S., Casanueva, A., Fischer, A., Schwierz, C., & Liniger, M. (2018). Exploring quantile mapping as a tool to produce user-tailored climate scenarios for Switzerland. *Technical Report, MeteoSwiss*(270), 44.
- Ge, Y., Apurv, T., & Cai, X. (2016). Spatial and temporal patterns of drought in the Continental U.S. during the past century. *Geophysical Research Letters*, *43*(12), 6294–6303. <https://doi.org/10.1002/2016GL069660>
- Giorgi, F., Hewitson, B., Christensen, J., Hulme, M., Von Storch, H., Whetton, P., Jones, R., Mearns, L., & Fu, C. (2001). *Regional Climate Information – Evaluation and Projections*.
- Grier, C. G., & Running, S. W. (1977). Leaf Area of Mature Northwestern Coniferous Forests: Relation to Site Water Balance. *Ecology*, *58*(4), 893–899. <https://doi.org/10.2307/1936225>
- Hallas, T., Puhmann, H., Delb, H., & John, R. (2018). *Raum-zeitkontinuierliche Modellierung des Bodenwasserhaushalts: Prognose der trockenstressbedingten Prädisposition von Fichtenbeständen für Borkenkäferbefall*.

- Hammel, K., & Kennel, M. (2001). *Charakterisierung und Analyse der Wasserverfügbarkeit und des Wasserhaushalts von Waldstandorten in Bayern mit dem Simulationsmodell BROOK90*. Frank.
- Hartmann, H., Link, R. M., & Schuldt, B. (2021). A whole-plant perspective of isohydry: Stem-level support for leaf-level plant water regulation. *Tree Physiology*, 41(6), 901–905. <https://doi.org/10.1093/treephys/tpab011>
- Hessisches Ministerium für Landwirtschaft und Umwelt, Weinbau, Forsten, Jagd und Heimat, H. (Hrsg.). (2024). *Waldzustandsbericht Hessen* (S. 48). [https://landwirtschaft.hessen.de/sites/landwirtschaft.hessen.de/files/2024-11/waldzustandsbericht\\_2024.pdf](https://landwirtschaft.hessen.de/sites/landwirtschaft.hessen.de/files/2024-11/waldzustandsbericht_2024.pdf)
- Hessisches Ministerium Für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz, H. (Hrsg.). (2023). *Waldzustandsbericht Hessen* (S. 44). [https://landwirtschaft.hessen.de/sites/landwirtschaft.hessen.de/files/2023-11/waldzustandsbericht\\_hessen\\_bf.pdf](https://landwirtschaft.hessen.de/sites/landwirtschaft.hessen.de/files/2023-11/waldzustandsbericht_hessen_bf.pdf)
- Hübener, H., Spekat, A., Bülow, K., Früh, B., Keuler, K., Menz, C., Radtke, K., Ramthun, H., Rathmann, T., Steger, C., Toussaint, F., & Warrach-Sagi, K. (2017). *ReKliEs-De Nutzerhandbuch*. [https://doi.org/10.2312/WDCC/REKLIESDE\\_NUTZERHANDBUCH](https://doi.org/10.2312/WDCC/REKLIESDE_NUTZERHANDBUCH)
- IPCC. (2021). *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (1. Aufl.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- Jacob, D., Petersen, J., Eggert, B., Alias, A., Christensen, O. B., Bouwer, L. M., Braun, A., Colette, A., Déqué, M., Georgievski, G., Georgopoulou, E., Gobiet, A., Menut, L., Nikulin, G., Haensler, A., Hempelmann, N., Jones, C., Keuler, K., Kovats, S., ... Yiou, P. (2014). EURO-CORDEX: New high-resolution climate change projections for European impact research. *Regional Environmental Change*, 14(2), 563–578. <https://doi.org/10.1007/s10113-013-0499-2>
- Jactel, H., Petit, J., Desprez-Loustau, M., Delzon, S., Piou, D., Battisti, A., & Koricheva, J. (2012). Drought effects on damage by forest insects and pathogens: A meta-analysis. *Global Change Biology*, 18(1), 267–276. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02512.x>
- Jarvis, P. G., Monteith, J. L., & Weatherley, P. E. (1997). The interpretation of the variations in leaf water potential and stomatal conductance found in canopies in the field. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. B, Biological Sciences*, 273(927), 593–610. <https://doi.org/10.1098/rstb.1976.0035>
- Kaspar, F., Zimmermann, K., & Polte-Rudolf, C. (2015). An overview of the phenological observation network and the phenological database of Germany's national meteorological service (Deutscher Wetterdienst). *Advances in Science and Research*, 11(1), 93–99. <https://doi.org/10.5194/asr-11-93-2014>
- Kautz, L.-A., Martius, O., Pfahl, S., Pinto, J. G., Ramos, A. M., Sousa, P. M., & Woollings, T. (2022). Atmospheric blocking and weather extremes over the Euro-Atlantic sector – a review. *Weather and Climate Dynamics*, 3(1), 305–336. <https://doi.org/10.5194/wcd-3-305-2022>
- Kleiber, C., & Zeileis, A. (2016). *Visualizing Count Data Regressions Using Rootograms*. 70. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00031305.2016.1173590>
- Klinck, C., Eichhorn, J., & Paar, U. (2021). *Baumvitalität im Klimawandel auf standörtlicher Grundlage in Hessen. Resilienzeigenschaften der Hauptbaumarten Buche, Eiche, Fichte und Kiefer in Hessen infolge klimatischer Änderungen*. (S. 95) [Endbericht]. Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt. [https://www.hlnug.de/fileadmin/dokumente/klima/INKLIM\\_\\_A/land-und-forstwirtschaft/Endbericht\\_Baumvitalitaet\\_NW-FVA\\_final.pdf](https://www.hlnug.de/fileadmin/dokumente/klima/INKLIM__A/land-und-forstwirtschaft/Endbericht_Baumvitalitaet_NW-FVA_final.pdf)
- Kornhuber, K., Osprey, S., Coumou, D., Petri, S., Petoukhov, V., Rahmstorf, S., & Gray, L. (2019). Extreme weather events in early summer 2018 connected by a recurrent hemispheric wave-7 pattern. *Environmental Research Letters*, 14(5), 054002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab13bf>
- Lange, M., Schaber, J., Marx, A., Jäckel, G., Badeck, F.-W., Seppelt, R., & Doktor, D. (2016). Simulation of forest tree species' bud burst dates for different climate scenarios: Chilling requirements and photo-period may limit bud burst advancement. *International Journal of Biometeorology*, 60(11), 1711–1726. <https://doi.org/10.1007/s00484-016-1161-8>

- Langer, G. J., & Bußkamp, J. (2023). Vitality loss of beech: A serious threat to *Fagus sylvatica* in Germany in the context of global warming. *Journal of Plant Diseases and Protection*, *130*(5), 1101–1115. <https://doi.org/10.1007/s41348-023-00743-7>
- Le Moine, N., Monteil, C., Hendrickx, F., & Zaoui, F. (2022). *caRamel: Automatic Calibration by Evolutionary Multi Objective Algorithm* (Version 1.3) [R]. <https://CRAN.R-project.org/package=caRamel>
- Le, P. V. V., Phan-Van, T., Mai, K. V., & Tran, D. Q. (2019). Space–time variability of drought over Vietnam. *International Journal of Climatology*, *39*(14), 5437–5451. <https://doi.org/10.1002/joc.6164>
- Leuschner, C., Fuchs, S., Wedde, P., Rüter, E., & Schuldt, B. (2024). A multi-criteria drought resistance assessment of temperate *Acer*, *Carpinus*, *Fraxinus*, *Quercus*, and *Tilia* species. *Perspectives in Plant Ecology, Evolution and Systematics*, *62*, 125777. <https://doi.org/10.1016/j.ppees.2023.125777>
- Lieutier, F. (2004). Host Resistance to Bark Beetles and Its Variations. In F. Lieutier, K. R. Day, A. Battisti, J.-C. Grégoire, & H. F. Evans (Hrsg.), *Bark and Wood Boring Insects in Living Trees in Europe, a Synthesis* (S. 135–180). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-1-4020-2241-8\\_9](https://doi.org/10.1007/978-1-4020-2241-8_9)
- Lin, J., Berveiller, D., François, C., Hänninen, H., Morfin, A., Vincent, G., Zhang, R., Rathgeber, C., & Delpierre, N. (2024). A model of the within-population variability of budburst in forest trees. *Geoscientific Model Development*, *17*(2), 865–879. <https://doi.org/10.5194/gmd-17-865-2024>
- Lohmann, R., Purr, C., & Ahrens, B. (2024). Northern Hemisphere Atmospheric Blocking in CMIP6 Climate Projections Using a Hybrid Index. *Journal of Climate*, *37*(24), 6605–6625. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-23-0589.1>
- Marano, G., Ulrike, H., Meusburger, K., Hands, T. O., & Bugmann, H. (2024). *Predicting Drought-Induced Tree Mortality in Swiss Beech Forests Hinges Upon Predisposing and Inciting Factors*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5077989>
- Matsueda, M., & Endo, H. (2017). The robustness of future changes in Northern Hemisphere blocking: A large ensemble projection with multiple sea surface temperature patterns. *Geophysical Research Letters*, *44*(10), 5158–5166. <https://doi.org/10.1002/2017GL073336>
- McDowell, N., Pockman, W. T., Allen, C. D., Breshears, D. D., Cobb, N., Kolb, T., Plaut, J., Sperry, J., West, A., Williams, D. G., & Yezzer, E. A. (2008). Mechanisms of plant survival and mortality during drought: Why do some plants survive while others succumb to drought? *New Phytologist*, *178*(4), 719–739. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2008.02436.x>
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993). *The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales*. *17*(22), 179–183.
- Menzel, A. (1997). *Phänologie von Waldbäumen unter sich ändernden Klimabedingungen—Auswertung der Beobachtungen in den Internationalen Phänologischen Gärten und Möglichkeiten der Modellierung von Phänodaten* (Bd. 164). Forstliche Fakultät der Universität München und Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft.
- Menzel, A., & Fabian, P. (1999). Growing season extended in Europe. *Nature*, *397*(6721), Article 6721. <https://doi.org/10.1038/17709>
- Monteith, J. L., Szeicz, G., & Waggoner, P. E. (1965). The Measurement and Control of Stomatal Resistance in the Field. *Journal of Applied Ecology*, *2*(2), 345–355. <https://doi.org/10.2307/2401484>
- Mualem, Y. (1976). A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. *Water Resources Research*, *12*(3), 513–522. <https://doi.org/10.1029/WR012i003p00513>
- Ognjenović, M., Seletković, I., Potočić, N., Marušić, M., Tadić, M. P., Jonard, M., Rautio, P., Timmermann, V., Lovreškov, L., & Ugarković, D. (2022). Defoliation Change of European Beech (*Fagus sylvatica* L.) Depends on Previous Year Drought. *Plants*, *11*(6), 730. <https://doi.org/10.3390/plants11060730>
- Overbeck, M., & Schmidt, M. (2012). Modelling infestation risk of Norway spruce by *Ips typographus* (L.) in the Lower Saxon Harz Mountains (Germany). *Forest Ecology and Management*, *266*, 115–125. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.11.011>

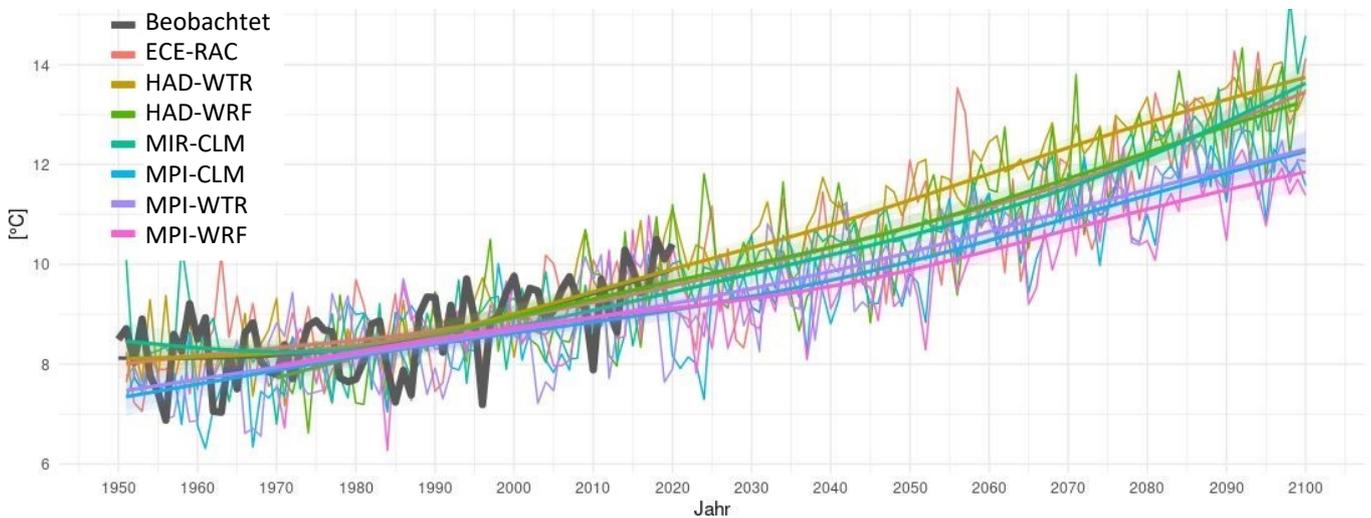
- Palmer, W. (1965). *Meteorological Drought*. U.S. Department of Commerce, Weather Bureau.
- Peters, R. L., Steppe, K., Pappas, C., Zweifel, R., Babst, F., Dietrich, L., Von Arx, G., Poyatos, R., Fonti, M., Fonti, P., Grossiord, C., Gharun, M., Buchmann, N., Steger, D. N., & Kahmen, A. (2023). Daytime stomatal regulation in mature temperate trees prioritizes stem rehydration at night. *New Phytologist*, 239(2), 533–546. <https://doi.org/10.1111/nph.18964>
- Petrík, P., Zavadilová, I., Šigut, L., Kowalska, N., Petek-Petrik, A., Szatniewska, J., Jocher, G., & Pavelka, M. (2022). Impact of Environmental Conditions and Seasonality on Ecosystem Transpiration and Evapotranspiration Partitioning (T/ET Ratio) of Pure European Beech Forest. *Water*, 14(19), Article 19. <https://doi.org/10.3390/w14193015>
- Pohl, F., Werban, U., Kumar, R., Hildebrandt, A., & Rebmann, C. (2023). Observational evidence of legacy effects of the 2018 drought on a mixed deciduous forest in Germany. *Scientific Reports*, 13(1), 10863. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-38087-9>
- Porporato, A., Laio, F., Ridolfi, L., & Rodriguez-Iturbe, I. (2001). Plants in water-controlled ecosystems: Active role in hydrologic processes and response to water stress: III. Vegetation water stress. *Advances in Water Resources*, 24(7), 725–744. [https://doi.org/10.1016/S0309-1708\(01\)00006-9](https://doi.org/10.1016/S0309-1708(01)00006-9)
- Rakovec, O., Samaniego, L., Hari, V., Markonis, Y., Moravec, V., Thober, S., Hanel, M., & Kumar, R. (2022). The 2018–2020 Multi-Year Drought Sets a New Benchmark in Europe. *Earth's Future*, 10(3), e2021EF002394. <https://doi.org/10.1029/2021EF002394>
- Reichstein, M., Bahn, M., Ciais, P., Frank, D., Mahecha, M. D., Seneviratne, S. I., Zscheischler, J., Beer, C., Buchmann, N., Frank, D. C., Papale, D., Rammig, A., Smith, P., Thonicke, K., van der Velde, M., Vicca, S., Walz, A., & Wattenbach, M. (2013). Climate extremes and the carbon cycle. *Nature*, 500(7462), 287–295. <https://doi.org/10.1038/nature12350>
- Richards, L. A. (1931). CAPILLARY CONDUCTION OF LIQUIDS THROUGH POROUS MEDIUMS. *Physics*, 1(5), 318–333. <https://doi.org/10.1063/1.1745010>
- Rubio-Cuadrado, Á., Gómez, C., Rodríguez-Calcerrada, J., Perea, R., Gordaliza, G. G., Camarero, J. J., Montes, F., & Gil, L. (2021). Differential response of oak and beech to late frost damage: An integrated analysis from organ to forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 297, 108243. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108243>
- Schaber, J., & Badeck, F.-W. (2003). Physiology-based phenology models for forest tree species in Germany. *International Journal of Biometeorology*, 47(4), 193–201. <https://doi.org/10.1007/s00484-003-0171-5>
- Schmidt, M., Lorenz, K., & Mölder, A. (2022). Die Wälder des Harzes [The forests of the Harz Mountains]. *Ornithologische Jahresberichte des Museum Heineanum*, 36, 3–12.
- Schmidt-Walter, P., Trotsiuk, V., Hammel, K., Kennel, M., Federer, A., Nuske, R., Forestry (LWF), B. S. I. of, & Institute (NW-FVA), N. G. F. R. (2023). *LWFBrook90R: Simulate Evapotranspiration and Soil Moisture with the SVAT Model LWF-Brook90* (Version 0.5.2) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/LWFBrook90R/index.html>
- Schmidt-Walter, P., Trotsiuk, V., Meusburger, K., Zacios, M., & Meesenburg, H. (2020). Advancing simulations of water fluxes, soil moisture and drought stress by using the LWF-Brook90 hydrological model in R. *Agricultural and Forest Meteorology*, 291, 108023. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108023>
- Schulla, J. (2015). *Model Description WaSiM - completely revised version of 2012 with 2013 to 2015 extensions* (S. 332) [Technical Report]. Hydrology Software Consulting.
- Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martin-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., Wild, J., Ascoli, D., Petr, M., Honkaniemi, J., Lexer, M. J., Trotsiuk, V., Mairota, P., Svoboda, M., Fabrika, M., Nagel, T. A., & Reyer, C. P. O. (2017). Forest disturbances under climate change. *Nature Climate Change*, 7(6), 395–402. <https://doi.org/10.1038/nclimate3303>
- Serra, C., Lana, X., Burgueño, A., & Martínez, M. D. (2016). Partial duration series distributions of the European dry spell lengths for the second half of the twentieth century. *Theoretical and Applied Climatology*, 123(1), 63–81. <https://doi.org/10.1007/s00704-014-1337-2>

- Shuttleworth, W. J., & Wallace, J. S. (1985). Evaporation from sparse crops-an energy combination theory. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 111(469), 839–855. <https://doi.org/10.1002/qj.49711146910>
- Sillmann, J., Croci-Maspoli, M., Kallache, M., & Katz, R. W. (2011). Extreme Cold Winter Temperatures in Europe under the Influence of North Atlantic Atmospheric Blocking. *Journal of Climate*, 24(22), 5899–5913. <https://doi.org/10.1175/2011JCLI4075.1>
- Speich, M. (2019). Quantifying and modeling water availability in temperate forests: A review of drought and aridity indices. *iForest - Biogeosciences and Forestry*, 12(1), 1–16. <https://doi.org/10.3832/ifer2934-011>
- Spellmann, H., Suttmöller, J., Hamkens, H., & Nagel, R.-V. (2020). *Entscheidungshilfen zur klimaangepassten Baumartenwahl. Waldzustandsbericht*, 25–30.
- Spellmann, H., Suttmöller, J., & Meesenburg, H. (2007). Risikovorsorge im Zeichen des Klimawandels: Vorläufige Empfehlungen der NW-FVA am Beispiel des Fichtenanbaus. *AFZ-DerWald*, 62, 1246–1249.
- Stagge, J. H., & Gudmundsson, L. (2016). *SCI: Standardized Climate Indices Such as SPI, SRI or SPEI* (Version 1.0-2) [Software]. <https://CRAN.R-project.org/package=SCI>
- Stagge, J. H., Tallaksen, L. M., Gudmundsson, L., Van Loon, A. F., & Stahl, K. (2015). Candidate Distributions for Climatological Drought Indices (SPI and SPEI). *International Journal of Climatology*, 35(13), 4027–4040. <https://doi.org/10.1002/joc.4267>
- Suttmöller, J., Schönfelder, E., & Meesenburg, H. (2021). *Perspektiven der Anwendung von Klimaprojektionen in der Forstwirtschaft*. [https://doi.org/10.5676/DWD\\_PUB/PROMET\\_104\\_07](https://doi.org/10.5676/DWD_PUB/PROMET_104_07)
- Suttmöller, J., Spellmann, H., Fiebiger, C., & Albert, M. (2008). Der Klimawandel und seine Auswirkungen auf die Buchenwälder in Deutschland. In Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt (Hrsg.), *Ergebnisse angewandter Forschung zur Buche* (Bd. 3, S. 135–158). Universitätsverlag Göttingen.
- Thomas, F. M. (2008). Recent advances in cause-effect research on oak decline in Europe. *CABI Reviews*, 2008, 12 pp. <https://doi.org/10.1079/PAVSNNR20083037>
- Tkaczyk, M. (2023). Worldwide review of bacterial diseases of oaks (*Quercus* sp.) and their potential threat to trees in Central Europe. *Forestry*, 96(4), 425–433. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpac048>
- Trenberth, K. E., Dai, A., van der Schrier, G., Jones, P. D., Barichivich, J., Briffa, K. R., & Sheffield, J. (2014). Global warming and changes in drought. *Nature Climate Change*, 4(1), 17–22. <https://doi.org/10.1038/nclimate2067>
- Tyree, M. T., Cochard, H., Cruiziat, P., Sinclair, B., & Ameglio, T. (1993). Drought-induced leaf shedding in walnut: Evidence for vulnerability segmentation. *Plant, Cell & Environment*, 16(7), 879–882. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.1993.tb00511.x>
- Ukkola, A. M., De Kauwe, M. G., Roderick, M. L., Abramowitz, G., & Pitman, A. J. (2020). Robust Future Changes in Meteorological Drought in CMIP6 Projections Despite Uncertainty in Precipitation. *Geophysical Research Letters*, 47(11), e2020GL087820. <https://doi.org/10.1029/2020GL087820>
- Van Genuchten, M. Th. (1980). A Closed-form Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils. *Soil Science Society of America Journal*, 44(5), 892–898. <https://doi.org/10.2136/sssaj1980.03615995004400050002x>
- Vevech, V. (1969). An objective approach to definitions and investigations of continental hydrologic droughts. *Journal of Hydrology*, 7(3), 353. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(69\)90110-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(69)90110-3)
- Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S., & López-Moreno, J. I. (2010). A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23(7), 1696–1718. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2909.1>
- Vitasse, Y., Signarbieux, C., & Fu, Y. H. (2018). Global warming leads to more uniform spring phenology across elevations. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(5), 1004–1008. <https://doi.org/10.1073/pnas.1717342115>

- Wang, Y., Rammig, A., Blickensdörfer, L., Wang, Y., Zhu, X. X., & Buras, A. (2025). Species-specific responses of canopy greenness to the extreme droughts of 2018 and 2022 for four abundant tree species in Germany. *Science of The Total Environment*, 958, 177938. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.177938>
- Wellbrock, N., Eickenscheidt, N., Hilbrig, L., Dühnelt, P., Holzhausen, M., Bauer, A., Dammann, I., Strich, S., Engels, F., & Wauer, A. (2018). *Leitfaden und Dokumentation zur Waldzustandserhebung in Deutschland*. *Thuenen Working Paper*(84), 88.
- Wood, S. (2023). *mgcv: Mixed GAM Computation Vehicle with Automatic Smoothness Estimation* (Version 1.9-1) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/mgcv/index.html>
- Zappa, G., Masato, G., Shaffrey, L., Woollings, T., & Hodges, K. (2014). Linking Northern Hemisphere blocking and storm track biases in the CMIP5 climate models. *Geophysical Research Letters*, 41(1), 135–139. <https://doi.org/10.1002/2013GL058480>

## 8 Anhang

### Jahresmitteltemperatur der CMIP5 RCP8.5 Modelle vs. Beobachtet für Hessen 1950-2100



**Abbildung A1:** Jahresmitteltemperatur (°C): Beobachtung und projizierte Modellergebnisse mit Trendlinien (GAMs).

### Retrospektiver Klimamodellzeitraum Hessen 1971-2000

#### Differenz Niederschlag 1971-2000 Hessen Klimamodelle vs. Beobachtung

MPI-WRF	5.7	5.1	-6.1	-10.8	6.9	-2.2	3.5	11.1	-10.8	-5.3	-1.3	-11.8	-1.4
MPI-WTR	6.3	11.6	-18.7	9.5	-1.3	-11.9	1.5	5	-5.3	1.6	-9.5	-4.9	-1.9
MPI-CLM	2.8	2.1	-5.5	1	-4.4	-5.2	-1.4	17.1	-12.2	-3.4	1.1	-10.8	-1.9
MIR-CLM	2.7	13.6	-17	13.2	-2	-7.9	9	2.5	-18.3	3.8	-3.3	-7	-1.4
HAD-WRF	-6.5	15.1	-8.9	-4	-3.6	2.8	0.7	8.4	-6.7	-7	-11.1	4.7	-1.5
HAD-WTR	-0.3	10.1	-10	-6.6	-2.3	0.8	-7	18.1	-16.2	-2.6	-0.9	-6.6	-2.2
ECE-RAC	17.4	2	-16.9	-10.9	2.2	3.9	-2.8	3.2	0.4	-10.7	5.2	-18.3	-2.2
	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	J

Monat

**Abweichung [%]**

- < -10
- -10 bis -5
- -5 bis 5
- 5 bis 10
- > 10

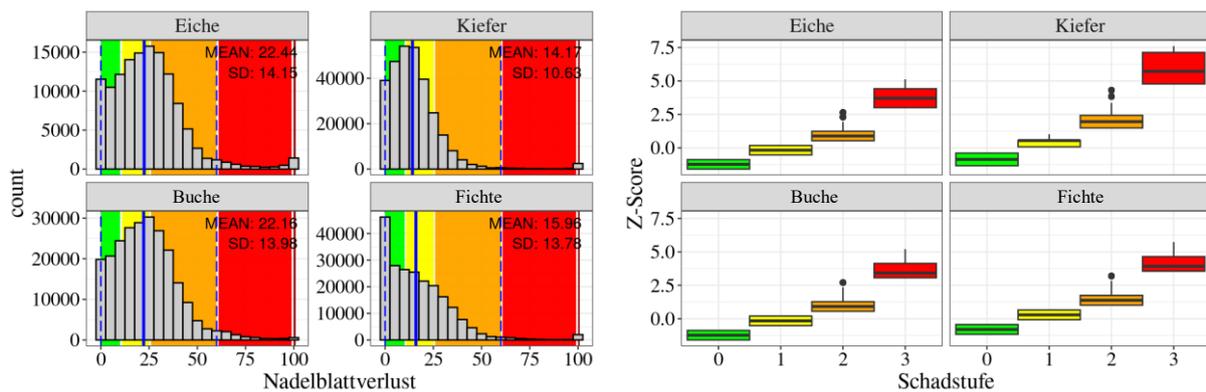
**Abbildung A2:** Abweichung mittlerer monatlicher Niederschlagssummen zwischen Klimamodellen und Beobachtungen für Hessen aus 5 km Rasterdaten nach angewandter Bias Korrektur.

## Differenz PET 1971-2000 Hessen Klimamodelle vs. Beobachtung



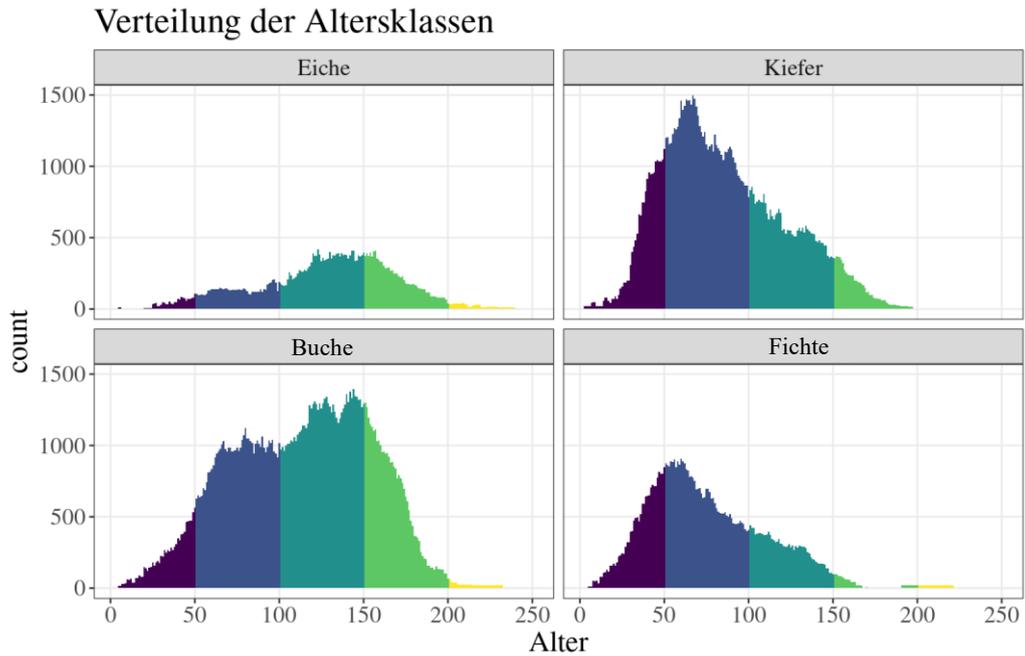
**Abbildung A3:** Abweichung mittlerer monatlicher potenzieller Evapotranspirationssummen zwischen Klimamodellen und Beobachtungen für Hessen aus 5 km Rasterdaten nach angewandter Bias Korrektur.

## Histogramme des Kronenzustands und Z-Scores

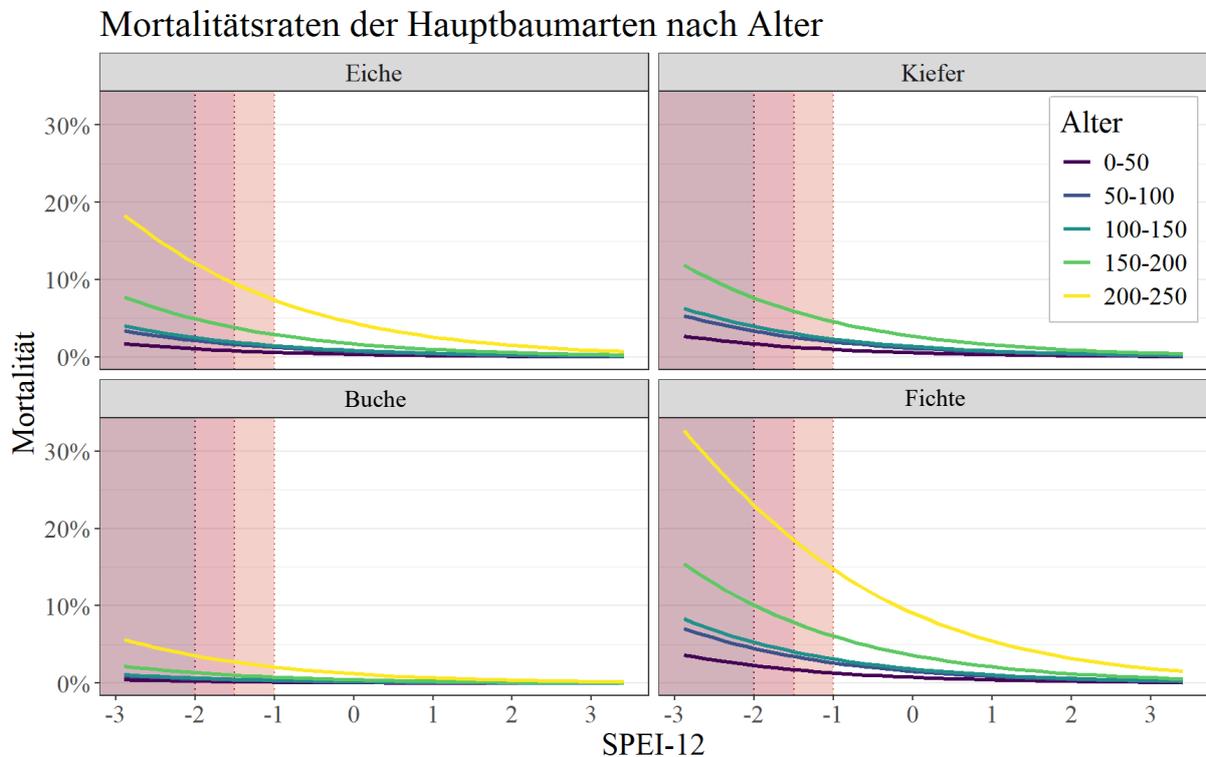


**Abbildung A4:** Links: Histogramme des NBV in den erhobenen 5 % Klassen der Hauptbaumarten seit 1984 der vier Trägerländer der NW-FVA. Berechnung der Z-Scores anhand des Mittelwertes (blau) und der Standardabweichung aus den Schadstufe 0 bis 2 (vgl. Tab. 2.1). Rechts: Z-Scores pro Schadstufe der Hauptbaumarten.

## Altersklassen und Mortalität



**Abbildung A5:** Altersverteilung der Hauptbaumarten. 50-jährige Altersklassen gehen in die Modellierungen ein (Kap. 3.1.1 und 3.2). Individuelle Bäume werden mehrfach abgebildet.



**Abbildung A6:** Modellierung der Mortalität mit faktorbasierter Altersverteilung der Hauptbaumarten.

## Transpirationsverhältnis (nur BZE-Plots)

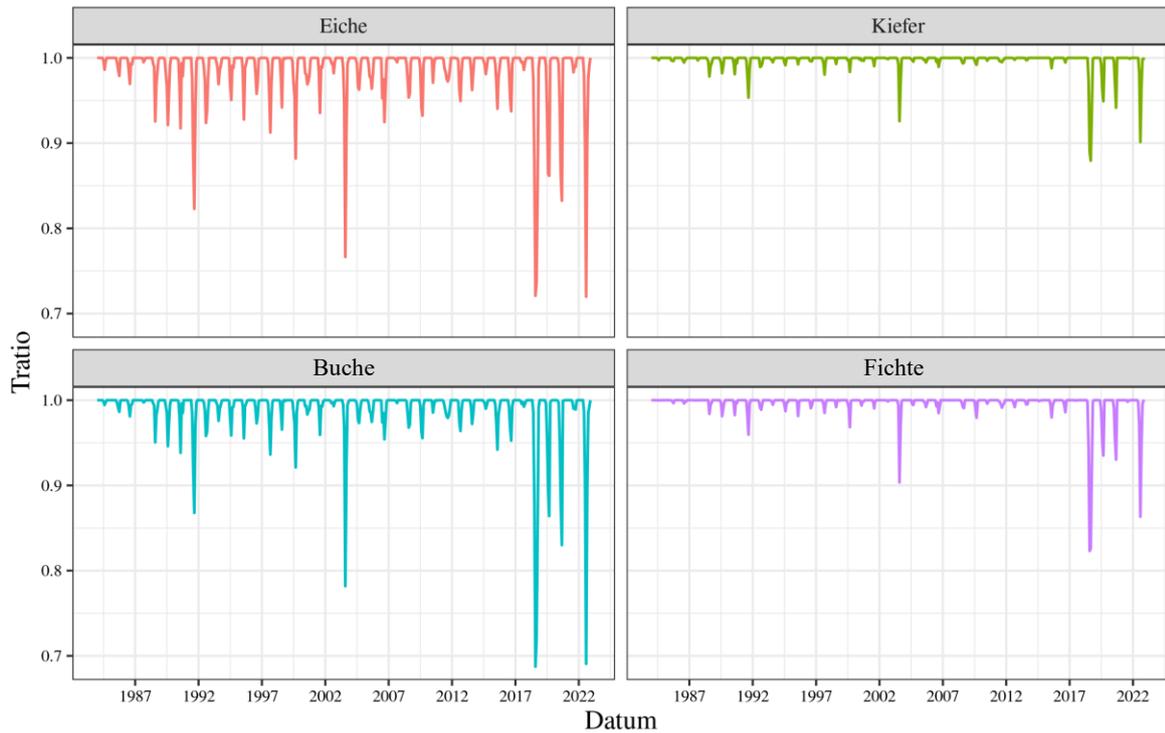


Abbildung A7: Monatliches modelliertes Transpirationsverhältnis der vier Hauptbaumarten seit 1984.

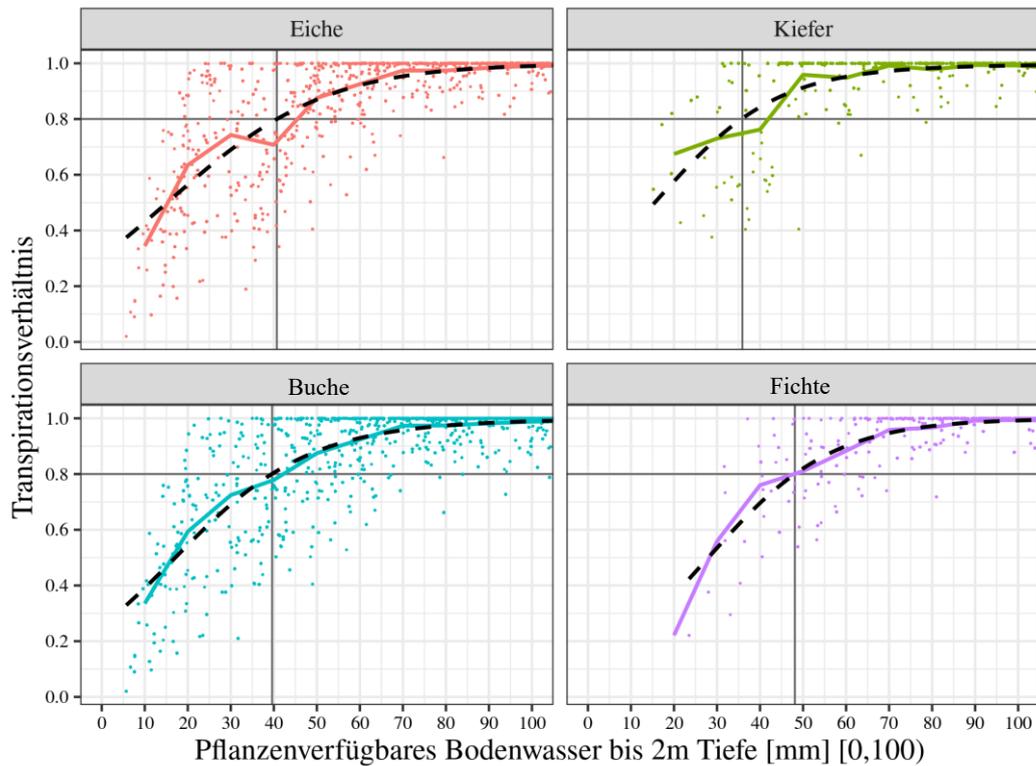


Abbildung A8: Modelliertes Transpirationsverhältnis vs. Pflanzenverfügbares Bodenwasser (pF-Wert 1,8 bis 4,2) bis 2 m Tiefe der vier Hauptbaumarten. Darstellung begrenzt auf einen Bereich bis 100 mm. Farbige Linien als gleitendes Mittel (pro 5 mm), Gestrichelte Linie als GAM, aus dem Grenzwerte für Tratio = 0,8 abgeleitet wurden.

## SPI-12

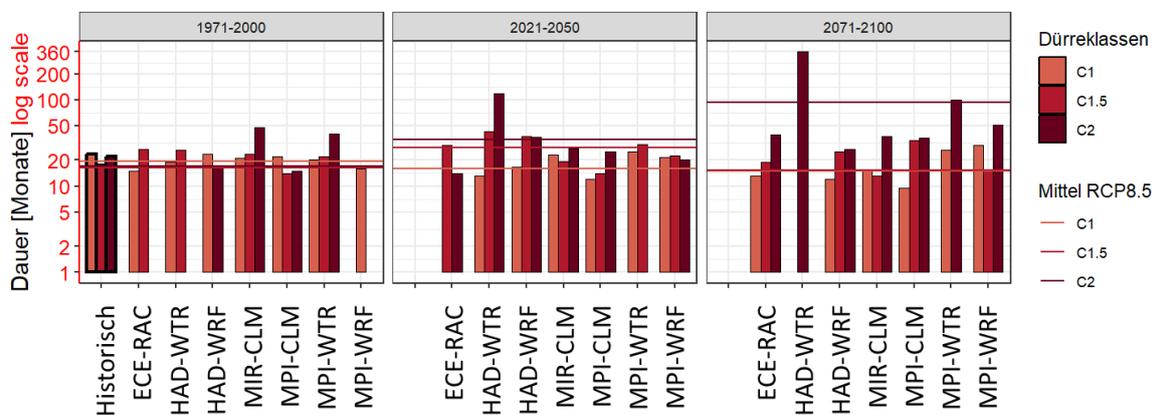
**Tabelle A1:** Mittelwerte des RCP8.5 Ensembles für den SPI-12, Frequenz, Dauer, Wiederkehrzeit in Monaten, Magnitude und Schwere als Indexwerte des SPI.

Kategorie	Zeitraum	Frequenz	Dauer	Wiederkehrzeit	Magnitude	Schwere
C1		45	16	58	-11	-0.7
C1.5	1971-2000	64	27	87	-24	-0.9
C2		44	11	220	-12	-0.5
C1		82	19	60	-12	-0.7
C1.5	2021-2050	52	26	58	-22	-0.9
C2		20	11	188	-13	-0.7
C1		55	16	47	-11	-0.7
C1.5	2071-2100	35	15	145	-14	-0.8
C2		45	11	191	-13	-0.7

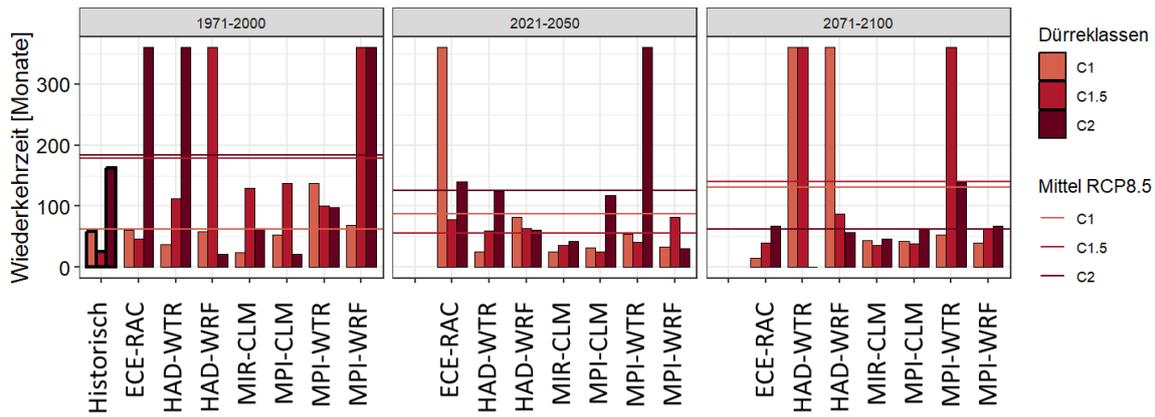
## SPEI-12

**Tabelle A2:** Mittelwerte des RCP8.5 Ensembles für den SPEI-12, Frequenz, Dauer, Wiederkehrzeit in Monaten, Magnitude und Schwere als Indexwerte des SPEI.

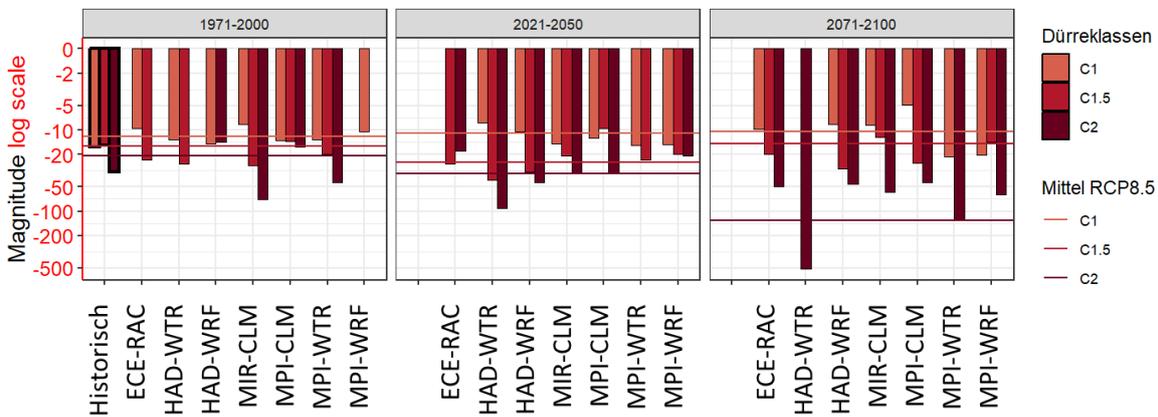
Kategorie	Zeitraum	Frequenz	Dauer	Wiederkehrzeit	Magnitude	Schwere
C1		74	20	63	-12	-0.6
C1.5	1971-2000	37	16	178	-16	-0.7
C2		30	17	183	-21	-0.6
C1		41	16	87	-11	-0.6
C1.5	2021-2050	78	28	55	-25	-0.9
C2		69	35	125	-35	-1
C1		27	15	131	-10	-0.6
C1.5	2071-2100	49	15	140	-15	-0.7
C2		229	93	63	-129	-1.4



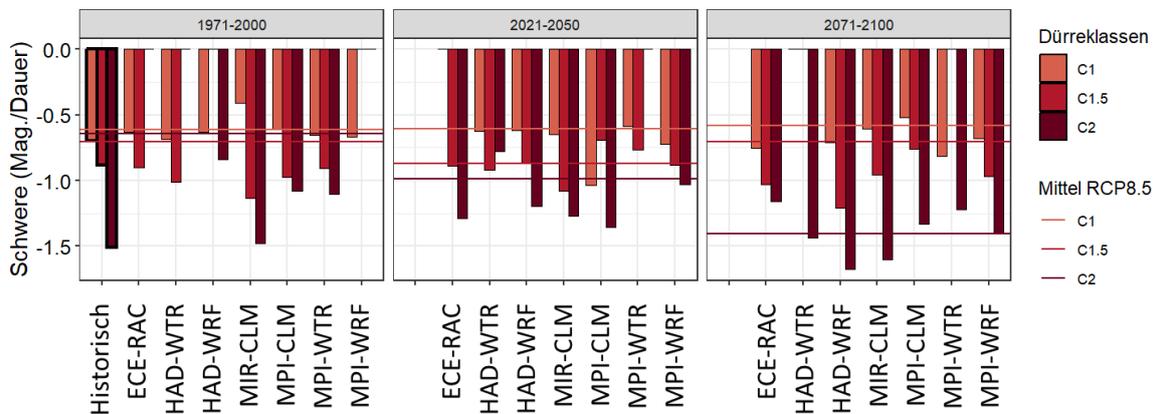
**Abbildung A9:** Mittlere Dauer der Ereignisse abgeleitet aus SPEI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.



**Abbildung A10:** Mittlere Wiederkehrzeit abgeleitet aus SPEI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.



**Abbildung A11:** Magnitude abgeleitet aus SPEI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.



**Abbildung A12:** Schwere der Ereignisse abgeleitet aus SPEI-12 Zeitreihen für beobachtete Daten und RCP8.5 Klimamodellen in 30-jährigen Zeiträumen.