

Klimawandelbedingte Ertragsveränderungen und Flächennutzung (KlimErtrag)

Mareike Söder, Michael Berg-Mohnicke, Marlene Bittner, Stefan Ernst, Til Feike, Cathleen Frühauf, Burkhard Golla, Clemens Jänicke, Christian Jorzig, Thomas Leppelt, Marco Liedtke, Markus Möller, Claas Nendel, Frank Offermann, Ludwig Riedesel, Vanya Romanova, Jonas Schmitt, Susanne Schulz, Diana-Maria Seserman, Ashifur Rahman Shawon

Deutscher Wetterdienst
Wetter und Klima aus einer Hand



Marlene Bittner und Til Feike

Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Institut für Strategien und Folgenabschätzung, Stabsstelle Klimaanpassung

Ludwig Riedesel, Christian Jorzig, Ashifur Rahman Shawon und Burkhard Golla

Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Institut für Strategien und Folgenabschätzung

Markus Möller

Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Institut für Pflanzenbau und Bodenkunde

Cathleen Frühauf, Vanya Romanova, Marco Liedtke und Thomas Leppelt

Deutscher Wetterdienst (DWD), Zentrum für Agrarmeteorologische Forschung

Claas Nendel, Clemens Jänicke, Diana-Maria Seserman, Stefan Ernst, Michael Berg-Mohnicke und Susanne Schulz

Leibniz-Zentrum für Agrarlandschaftsforschung (ZALF) e.V.

Frank Offermann und Jonas Schmitt

Thünen-Institut für Betriebswirtschaft

Mareike Söder

Thünen-Institut, Stabsstelle Klima und Boden

Thünen Working Paper 198

Braunschweig/Germany, 29.08.2022

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis	2
Abbildungsverzeichnis	3
Zusammenfassung	6
Abstract	6
Kurzfassung	7
1 Einleitung	12
2 Aktueller Forschungsstand zur Veränderung der relevanten meteorologischen und agrarmeteorologischen Variablen für die Zeitscheibe 2031-2060	13
2.1 RCP-Szenarien	13
2.2 CO ₂ -Konzentration	14
2.3 Lufttemperatur	14
2.4 Niederschlag	17
2.5 Starkregen	18
3 Meta-Analyse zu projizierten Erträgen von Winterweizen und Silomais	19
3.1 Einleitung	19
3.2 Material und Methoden	19
3.2.1 Literaturrecherche	19
3.2.2 Datenextraktion und -aufbereitung	20
3.2.3 Datenanalyse	20
3.3 Ergebnisse	20
3.3.1 Deskriptive Analyse	20
3.4 Diskussion	22
3.4.1 Ertragsentwicklung von Weizen und Mais	22
3.4.2 Methodische Aspekte	23
3.5 Schlussfolgerungen	24
4 Prozessbasierte Modellierung von Erträgen	25
4.1 Prozessbasierte Ertragsmodellierung der acht Hauptfruchtarten mit MONICA	25
4.1.1 Daten	26
4.1.2 Methoden	28
4.1.3 Ergebnisse	29
4.1.4 Diskussion	34
4.2 Prozessbasierte Ertragsmodellierung von Winterweizen mittels Multi-Model-Ensemble	36
4.2.1 Material und Methoden	36
4.2.2 Ergebnisse	39
4.2.3 Limitationen	44
4.2.4 Schlussfolgerungen	45
5 Historische und zukünftige Ertragseffekte moderater und extremer Wetterlagen	46
5.1 Auswertung der Klimaszenarien in Bezug auf Schwellenwerte der Extremwetterlagen und Wetterindizes aus Ex-Postanalyse	47
5.1.1 Temperatur	47
5.1.2 Niederschlag	48

5.1.3	Windgeschwindigkeit	49
5.1.4	Bodenfeuchte	50
5.1.5	Stand der Forschung zu weiteren Extremwetterlagen	52
5.2	Ertragsverluste durch Extremwetterlagen: Verluste in der Vergangenheit und Veränderungen im Klimawandel	56
5.2.1	Studiendesign und Datengrundlagen	56
5.2.2	Ertragseffekte von Extremwetterlagen in der Vergangenheit	58
5.2.3	Ertragseffekte von Extremwetterlagen im Klimawandel	63
5.3	Effekte moderater und extremer Wetterindizes (WI) auf historische und zukünftige Weizenerträge	67
5.3.1	Material und Methoden	67
5.3.2	Statistik	70
5.3.3	Ertragsprognose	71
5.3.4	Ergebnisse	71
5.3.5	Schlussfolgerung	82
5.4	Limitationen und Ausblick	82
6	Weitere Einflussfaktoren auf die Erträge im Klimawandel	85
6.1	Schadorganismen und ihrer Veränderung unter Klimawandel	85
6.2	Nährstoffverfügbarkeit unter aktuellen und möglichen zukünftigen Regularien und den Einflüssen des Klimawandels	85
6.3	Rückkopplungseffekte über die Märkte	87
7	Schlussfolgerungen zur Veränderung der Erträge im Klimawandel	89
8	Implikationen für die Anpassung in der Agrarwirtschaft und Agrarpolitik	89
8.1	BetriebsleiterInnen (Ackerbau)	90
8.2	Anpassung der Konsumenten produzierter Agrarrohstoffe	92
8.3	Anpassung staatlichen Handelns	92
9	Schlussfolgerungen für die Schließung von Informationslücken zur Ertragsentwicklung und Anpassung im Klimawandel	94
	Literaturverzeichnis	96
	Anhang	105

Tabellenverzeichnis

Tabelle 4-1: Annahmen zum Management je Ackerkultur für die Ertragssimulationen mit MONICA.	28
Tabelle 4-2: Den verschiedenen Klimaszenarien zur Ertragsmodellierung von Winterweizen (<i>Triticum aestivum</i>) in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts zugrundeliegende Repräsentative Konzentrationspfade (RCPs) und Beschreibung der jeweiligen Szenarienentwicklung.	36
Tabelle 4-3: Grundannahmen zum ackerbaulichen Management für die Ertragsmodellierung von Winterweizen (<i>Triticum aestivum</i>) in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts mittels prozessbasiertem Multi-Model-Ensemble.	39
Tabelle 4-4: Simulierte Winterweizenerträge für Deutschland (in dt/ha) mit 86 % Trockensubstanz (oben) und entsprechende zeitliche Variationskoeffizienten (unten) für den Referenzzeitraum 1971-2000 und den Untersuchungszeitraum 2031-2060, jeweils aggregiert über die 12 Produktionsstandorte und die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 für die verschiedenen Agrar-Ökosystem-Modelle und das Multi-Model-Ensemble.	42
Tabelle 4-5: Relative Ertragsveränderung (in %) der simulierten Winterweizen Erträge für Deutschland im Untersuchungszeitraum 2031–2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971–2000, aggregiert über die Klimaszenarien der jeweiligen RCPs für die verschiedenen Agrar-Ökosystem-Modelle und das Multi-Model-Ensemble.	42
Tabelle 5-1: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Temperatur	48
Tabelle 5-2: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Niederschläge	49
Tabelle 5-3: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Windgeschwindigkeit.....	49
Tabelle 5-4: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Bodenfeuchte (Bodenschicht 0-60 cm) ..	51
Tabelle 5-5: Übersicht zu den Definitionen der Extremwetterindizes (EWI): Zeitraum, Schwellenwert und Verweis auf die graphische Darstellung im Anhang.....	57
Tabelle 5-6: Durchschnittliche jährliche Gesamtertragsverluste je Extremwetterereignis und Ackerkultur.....	59
Tabelle 5-7: Durchschnittliche jährliche Ertragsverluste pro Hektar je Extremwetterereignis und Ackerkultur ..	59
Tabelle 5-8: Ertragsverluste insgesamt und je Hektar je Extremwetterereignis und Ackerkultur in 2018	60

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1: CO ₂ -Konzentration der Atmosphäre gemessen am Mouna Loa Observatorium (Hawaii). Links: Messdaten ab 1958; rechts: jährliche Wachstumsraten mit Darstellung der Dekaden-Mittel (NOAA 2022).	14
Abbildung 2-2: Anomalie der Lufttemperatur als Deutschlandmittel und globales Mittel im Vergleich zur Referenzperiode 1961-1990 (DWD).	15
Abbildung 2-3: Phänologische Jahreszeiten für Deutschland dargestellt als phänologische Uhr. Äußerer Ring: Mittel 1961-1990; innerer Ring: Mittel 1991-2020 (DWD).	15
Abbildung 2-4: Räumliche Verteilung von Hitzewellen in der Zukunft (RCP8.5). Anzahl an Perioden an denen für mindestens drei aufeinanderfolgende Tage gilt: T _{max} ≥ 30 °C (Heißer Tag) und T _{min} > 20 °C (Tropennacht) (DWD).	16
Abbildung 2-5: Änderung der Anzahl von Hitzewellen (Mai bis September) für den Zeitraum 2071-2100 im Vergleich zum Referenzzeitraum 1971-2000 für die Szenarien RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Kovats et al. 2014). Hitzewellen sind definiert als Perioden von mehr als fünf aufeinanderfolgenden Tagen, in denen die Tageshöchsttemperatur die mittlere Höchsttemperatur der Saison Mai bis September des Kontrollzeitraums (1971–2000) um mindestens 5 °C übersteigt.	17
Abbildung 2-6: Abweichung der Frühjahrsniederschläge von den Normalwerten (1971-2000) in Prozent. Basis: Messwerte (Vergangenheit) und DWD-Referenz-Ensemble RCP4.5 (Zukunft); farbig hinterlegte Flächen: blau: 15. – 85. Perzentil der gleitenden Mittel, grau: Spannbreite des DWD-Referenz-Ensembles (DWD 2022b)	18
Abbildung 3-1: Häufigkeitsverteilung der projizierten Ertragsänderungen von Winterweizen und Silomais (links) und die Erscheinungsjahre der für die beiden Kulturen berücksichtigten Studien der Meta-Analyse (rechts)....	21
Abbildung 3-2: Projizierte Ertragsänderungen von Winterweizen (links) und Silomais (rechts) in Deutschland um 2050 unter Berücksichtigung regionaler Unterschiede, CO ₂ -Düngeeffekte und genutztem Modellierungsansatz. Werte in Klammern weisen die Anzahl der verfügbaren Ertragsänderungswerte und zugrundeliegenden Studien aus.	22
Abbildung 4-1: Mittelere Ertragsänderungen (Punkte) mit Standardabweichung (Striche) zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060	31
Abbildung 4-2: Flächendeckende Ertragsänderungen für Winterweizen, Wintergerste, Winterraps und Silomais zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060	32
Abbildung 4-3: Flächendeckende Ertragsänderungen für Winterroggen, Sommergerste, Kartoffel und Zuckerrübe zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060	33
Abbildung 4-4: (A) Geographische Verteilung der untersuchten Produktionsstandorte zur Ertragsmodellierung von Winterweizen (<i>Triticum aestivum</i>) unter verschiedenen Klimaszenarien in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts. Rote Punkte markieren den exakten Untersuchungsstandort; die verschiedenen Boden-Klima-Räume für Winterweizen in Deutschland sind farbdifferenziert abgebildet und mit der zugehörigen BKR-Nr. markiert (B) Tabellarische Auflistung der untersuchten Produktionsstandorte mit zugehöriger BKR-Nr. und BKR Kurzbeschreibung.	37
Abbildung 4-5: Simulierte Winterweizenerträge des Multi-Model-Ensembles (CERES, CROPSIM, MONICA, Nwheat) in dt/ha mit 86 % Trockensubstanz über alle untersuchten Produktionsstandorte aggregiert für den Referenzzeitraum 1971-2000 (rot) und den Untersuchungszeitraum 2031-2060 (blau), jeweils für die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5.	40

Abbildung 4-6: Modellspezifisch simulierte Winterweizen Erträge in dt/ha mit 86 % Trockensubstanz über alle untersuchten Produktionsstandorte aggregiert für den Referenzzeitraum 1971-2000 (rot) und den Untersuchungszeitraum 2031-2060 (blau), jeweils für die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. ..	41
Abbildung 4-7: Absolute Ertragsveränderung in (dt/ha) mit 86 % Trockensubstanz der simulierten Winterweizen Erträge für Deutschland im Referenzzeitraum 1971-2000 (links) und im Untersuchungszeitraum 2031-2060 (rechts), jeweils aggregiert über die 12 Standorte und verschiedenen Klimaszenarien unter RCP2.6 (grün), RCP4.5 (gelb) und RCP8.5 (rot) für das Multi-Model-Ensemble (oben) und Darstellung der für die Ertragssimulationen herangezogenen historisch ermittelten sowie für die drei RCPs prognostizierten CO ₂ -Konzentrationen der Atmosphäre (unten).	43
Abbildung 5-1: : Thermodynamische Ursache für verstärkten Starkregen durch globale Erwärmung aus Lenderink und Lochbihler (2017).....	53
Abbildung 5-2: links: Gewitterwolke (Claudia Hinz, DWD), rechts: Hagelkörner mit gut sichtbaren Schichten (Quelle: Pixelio)	53
Abbildung 5-3: Schema einer Gewitterwolke (Quelle: DWD).	54
Abbildung 5-4: Median (links) und Standardabweichung (STD) (rechts) für den jährlichen Hagelindex (PHI) für den Vergleichszeitraum (1971-2000) nach Mohr et al. (2015). Ensemble des logistischen Hagelmodells (LHM), abgeleitet aus 11 LHMs, Datengrundlage: IMK40 downgescalte Reanalyse; Mittelwerte der unterteilten Gebiete: Nord 11,9 ± 2,2 Tage, West 13,7 ± 1,5 Tage, Ost 13,4 ± 1,1 Tage und Süd 17,4 ± 3,3 Tage.....	54
Abbildung 5-5: Überblick über die Veränderungen des potenziellen Hagelindex (PHI) zwischen 2021–2050 und 1971–2000 nach Mohr et al. (2015), dargestellt für ein Ensemble von sieben Klimasimulationen aus den Szenarien A1B und B1: (a) Anzahl der Läufe, die einen Anstieg zeigen und (b) Änderungen, wenn mindestens fünf der sieben Läufe einen signifikanten Anstieg gemäß dem Wilcoxon-Rangsummentest zeigen.....	55
Abbildung 5-6: Studiendesign und Datengrundlagen zur Quantifizierung der Ertragsverluste durch Extremwetterlagen.....	56
Abbildung 5-7: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Winterweizen.....	60
Abbildung 5-8: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Wintergerste	61
Abbildung 5-9: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Körnermais.....	61
Abbildung 5-10: Abbildung 5: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Zuckerrüben	61
Abbildung 5-11: Ertragsverluste durch extreme Hitze zur Blüte Winterraps.....	62
Abbildung 5-12: Ertragsverluste durch extreme Staunässe bei Winterweizen und Wintergerste	62
Abbildung 5-13: Ertragsverluste durch extreme Staunässe bei Winterweizen und Wintergerste	63
Abbildung 5-14: Veränderung der Ertragsverluste durch Trockenheit und Staunässe für Winterweizen bis zur Mitte des Jahrhunderts.	64
Abbildung 5-15: Veränderung der Ertragsverluste bei Winterweizen durch extreme Frühjahrs- (links) und Sommertrockenheit (rechts) bis zur Mitte des Jahrhunderts	65
Abbildung 5-16: Veränderung der Ertragsverluste bei Winterweizen durch extreme Staunässe im Frühjahr (links) und Sommer (rechts) bis zur Mitte des Jahrhunderts.....	66
Abbildung 5-17: Überblick über das Studiendesign und die Aggregationsschritte (1-5) von den verschiedenen Ausgangssätzen zum einheitlichen Datensatz für die statistische Analyse	68

- Abbildung 5-18: Räumliche Aufteilung der Bodenklimaräume (Roßberg et al. 2007) 70
- Abbildung 5-19: Erklärkraft der untersuchten WI angegeben als Varianzreduktion (%) von 0 % bis -2,5 %. Farbige Linien zeigen WI mit Varianzreduktion $> -0,5$ %. Roter Kreis markiert $-0,5$ % Grenze 72
- Abbildung 5-20: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und \emptyset Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Hitze-WI während der RP (BBCH 51-75) auf BKR Ebene. A Effektstärke für $T_{max} > 27$ °C (H27_RP) B \emptyset Ertragsveränderung für H27_RP. C Effektstärke für $T_{max} > 31$ °C (H27_RP). D \emptyset Ertragsveränderung für H31_RP. Weizenpreis = 15,39 €/dt(\emptyset 2016-2020) 73
- Abbildung 5-21: Regionale Effektstärke (in dt/ha WI) pro BKR und \emptyset Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Trockenheits-WI während der RP (BBCH 51-75) auf BKR Ebene A Effektstärke für $nFK < 30$ % (T30_RP) B \emptyset Ertragsveränderung für T30_RP. C Effektstärke für $nFK < 10$ % (T10_RP). D \emptyset Ertragsveränderung für T10_RP. Weizenpreis = 15,39/dt (\emptyset 2016-2020)..... 75
- Abbildung 5-22: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und \emptyset Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Trockenheits-WI während SAE (BBCH 31-50). A Effektstärke für $nFK < 50$ % (T50_SAE) B \emptyset Ertragsveränderung für T30_RP. C Effektstärke für $nFK < 30$ % (T30_RP). D \emptyset Ertragsveränderung für T30_SAE. Weizenpreis = 15,39 €/dt (\emptyset 2016-2020). 76
- Abbildung 5-23: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und \emptyset Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Staunässe-WI während BB (BBCH 09-30). A Effektstärke für $nFK > 115$ % (SN115_BB) B \emptyset Ertragsveränderung für SN115_BB. Weizenpreis = 15,39 €/dt (\emptyset 2016-2020)..... 77
- Abbildung 5-24: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und \emptyset Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Staunässe-WI während BB (BBCH 09-30) A Effektstärke für $nFK > 115$ % (SN115_GP) B \emptyset Ertragsveränderung für SN115_GP. Weizenpreis = 15,39 €/dt (\emptyset 2016-2020). 78
- Abbildung 5-25: Ertragsentwicklung von Weizen (dt/ha) im Zeitraum 2031-2060 von 4 ausgewählten Bodenklimaräumen (BKR101, BKR104, BKR107, BKR113) unter Einfluss der 4 WI A H27_GP B H31_GP C T50_SAE D T30_GP. Rote, grüne und blaue Linien repräsentieren die Ertragsentwicklung je BKR für jedes der 5 bzw. 6 Klimamodelle des DWD-Kernensembles für RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; die einzelnen Klimamodelle werden durch die verschiedenen Linientypen gekennzeichnet. Die graue Linie repräsentiert den modellierten Ertragstrend, wenn der jeweilige WI gleich null ist. Pro BKR, WI und RCP werden als Text folgende Kenngrößen angegeben (1) die durchschnittlichen Ertragsreduktionen (dt/ha), die durch den WI verursacht werden (2) der zeitliche Variationskoeffizient (%) gemittelt über alle Klimamodelle pro RCP jeweils für 2031-2060..... 80

Zusammenfassung

Wir geben eine Übersicht über den Stand des Wissens zu den Klimafolgen für den deutschen Pflanzenbau und generieren modellbasierte, quantitative und räumlich differenzierte Simulationen zu den Ertragsveränderungen der wichtigsten deutschen Ackerkulturen bis zur Mitte des Jahrhunderts. Zur Simulation der Erträge werden mehrere Agrar-Ökosystem-Modelle herangezogen und durch eine Meta-Analyse wissenschaftlicher Literatur ergänzt. Zusätzlich berücksichtigen die Analysen die Auswirkungen einzelner Wetterlagen wie Hitze und Dürreperioden auf die Erträge in der Vergangenheit. Um die zukünftige Entwicklung einzuschätzen, werden die Daten verschiedener Klimaprojektionen herangezogen. Die Prozessbasierte Modellierung zeigt im Mittel, mit regionalen Unterschieden, überwiegend keine Ertragsrückgänge bis zur Mitte des Jahrhunderts sowie keine steigende Ertragsvariabilität. Die Effektivität des CO₂-Düngeeffekts für Ertragssteigerungen bei Winterweizen sinkt über die Zeit, die Erträge von Silomais können am wenigsten vom CO₂-Düngeeffekt profitieren. In der Vergangenheit zeigen sich bei fast allen Kulturen Ertragsverluste durch extreme Sommer- und Frühjahrstrockenheit sowie bei Winterweizen und z.T. bei Winterraps durch Hitzeereignisse. Hitzebedingte Ertragsverluste nehmen bei Winterweizen bei steigender CO₂-Konzentration zu. Die Analysen zeigen dagegen keine eindeutige Zunahme der Ertragsverluste durch extreme Trockenheit und Staunässe. Unsicherheiten in den Ergebnissen bestehen u.a. aufgrund einer hohen Bandbreite der zukünftigen Niederschlagsentwicklung in den zugrundeliegenden Klimamodellen, insbesondere hinsichtlich der Verlässlichkeit der Niederschlagsprojektion im Frühjahr. Nicht berücksichtigt in den Simulationen wurde eine gezielte Anpassung der Produktion an den Klimawandel sowie negative Ertragseffekte durch die Zunahme von Stürmen, Hagel, Starkregen oder Schadorganismen.

Stichworte: Klimawandel, Ertragseffekte, Pflanzenbau, Deutschland, Extremwetterereignisse, Agrar-Ökosystem-Modelle

Abstract

We provide an overview of the state of knowledge on the climate change impacts on German crop production and generate model-based, quantitative and spatially differentiated simulations of the yield changes of the most important German arable crops, up to the middle of the century. To simulate yields, we use several agro-ecosystem models and provide a meta-analysis of the related scientific literature. In addition, we consider the effects of specific weather conditions such as heat and drought periods on yields in the past. In order to assess the future development, we use the data of different climate projections. On average, with regional differences, the simulations show no decline in yields until the middle of the century and no increase in yield variability. We observe a decrease in the effectiveness of the CO₂ fertilization effect for yield increases of winter wheat over time. The yields of silage maize benefit the least from CO₂ fertilization. For the past, we identify yield losses due to extreme summer and spring drought for almost all crops as well as due to heat events for winter wheat and partly for oilseed rape. Heat-related yield losses increase for winter wheat with increasing CO₂ concentrations. However, we cannot identify an unambiguous increase in yield losses due to extreme drought or waterlogging in the future. Uncertainties in the results exist, amongst other reasons, due to a wide range of future precipitation development in the underlying climate models, in particular with regard to the reliability of the precipitation projection in spring. The simulations do not consider adaptation of production to climate change as well as negative yield effects due to potential increase in storms, hail storms, heavy rain or harmful organisms.

Keywords: climate change, yield effects, crop production, Germany, extreme weather events, agro-ecosystem models

Kurzfassung

Die Auswirkungen des Klimawandels auf die landwirtschaftliche Produktion in Deutschland traten in den vergangenen Jahren immer stärker in den Fokus der Öffentlichkeit. Insbesondere die trockenen und heißen Jahre 2018/2019 und die daraus folgenden Ertragsverluste haben verdeutlicht, dass hinsichtlich der Ertragsentwicklung in den kommenden Jahrzehnten erheblicher Informationsbedarf besteht. Der Projektverbund aus Deutschem Wetterdienst (DWD), Julius Kühn-Institut (JKI), Leibniz-Zentrum für Agrarlandschaftsforschung (ZALF) e.V. und Thünen-Institut (TI) erstellt mit dem Projekt KlimErtrag eine umfassende Übersicht über den Stand des Wissens zu den Klimafolgen für den deutschen Pflanzenbau. Ziel von KlimErtrag ist es, modellbasierte, quantitative und räumlich differenzierte Simulationen bereitzustellen, die die Ertragsveränderungen der wichtigsten deutschen Ackerkulturen bis zur Mitte des Jahrhunderts abbilden. Zur Simulation der Erträge werden mehrere Agrarökosystem-Modelle herangezogen. Die Auswirkungen des Klimawandels werden anhand von (agrar-) meteorologischen Parametern auf Basis des DWD-Kernensembles für unterschiedliche Klimaszenarien in die Analysen integriert. Hierzu werden die ertragsrelevanten (agrar-) meteorologischen Größen für die Zeitscheiben 1971-2000 und 2031-2060 und die drei RCP-Szenarien (RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5) untersucht. Zusätzlich werden mithilfe zweier regressionsbasierter Ansätze, die Auswirkungen von moderaten und extremen Wetterlagen auf die Erträge in der Vergangenheit quantifiziert und bei der Projektion der Erträge in 2031-2060 berücksichtigt. Ergänzt werden die quantitativen Analysen durch eine Meta-Analyse zu in der Literatur vorhandenen Projektionen zu Ertragsveränderungen und Literaturübersichten zum Einfluss von Schadorganismen, der Nährstoffverfügbarkeit und von möglichen Rückkopplungseffekten über die Märkte.

Meta-Analyse zu projizierten Erträgen von Winterweizen und Silomais

Die Ergebnisse der Meta-Analyse, zu den in der wissenschaftlichen Literatur projizierten Erträgen, zeigen für Winterweizen tendenziell steigende und für Mais leicht sinkende bis keine Ertragsveränderungen. Die Ergebnisse unterscheiden sich jedoch zwischen verschiedenen Regionen und dem genutzten Ertragsmodellansatz. Für Mais wurde in Ost- und Süddeutschland und unter Verwendung statistischer Modelle überwiegend negative mittlere Ertragsentwicklung projiziert, wohingegen für Weizen in ganz Deutschland und mit allen Modellansätzen Ertragssteigerungen projiziert werden. Der CO₂-Anstieg ist wesentlicher Treiber der positiven Ertragsentwicklung bei Winterweizen, während Mais davon wenig bis gar nicht profitiert.

Prozessbasierte Ertragsmodellierung der acht Hauptfruchtarten mit MONICA

Mit dem Agrar-Ökosystem-Modell MONICA werden zukünftige Erträge der Hauptkulturarten in Deutschland, unter Annahme von drei unterschiedlichen Klimaszenarien mit entsprechend steigender atmosphärischer CO₂-Konzentration, simuliert. Dabei werden für sieben der acht wichtigsten Ackerkulturen fast ausschließlich Ertragssteigerungen projiziert. Sommergerste, Kartoffel und Zuckerrübe erreichen besonders im RCP4.5-Szenario erhebliche Ertragssteigerungen, während dies für Winterweizen, Winterroggen, Wintergerste und Wintertraps im RCP8.5-Szenario der Fall ist. Die größten Zuwächse von bis zu 30 % können in Regionen verzeichnet werden, in denen die Böden gute Wasserhaltekapazitäten vorweisen und deshalb stärkere Winterniederschläge zu einer besseren Wasserversorgung führen könnten. Für Silomais bleibt das Ertragsniveau in allen angenommenen Szenarien auf einem stabilen Niveau. Mais kommt als C4-Pflanze mit einem höheren Temperaturniveau zurecht, kann aber nicht von der erhöhten CO₂-Konzentration profitieren. Dabei verbraucht Mais viel Wasser, welches regional im Sommer nicht mehr ausreichend zur Verfügung steht. Insgesamt werden Ertragsminderungen in begrenztem regionalem Ausmaß simuliert. So verzeichnet Winterweizen, Wintergerste, Silomais, Winterroggen und Kartoffel insbesondere in den heutigen Hohertragsregionen an der Ostseeküste Schleswig-Holsteins, im Westen von Niedersachsen und im Norden von Nordrhein-Westfalen Ertragsrückgänge, da sich ertragsreduzierende Ereignisse hier besonders stark bemerkbar machen werden.

Prozessbasierte Ertragsmodellierung von Winterweizen mittels Multi-Model-Ensemble

Die Ertragsmodellierung von Winterweizen, als eine der relevantesten landwirtschaftlichen Kulturen in Deutschland, mittels Multi-Model-Ensemble, bestehend aus den vier Agrar-Ökosystem-Modellen CERES, CROPSIM, MONICA und Nwheat, projiziert für den Untersuchungszeitraum 2031-2060 über alle vier Crop Modelle, 17 Klimaszenarien und 12 Weizenanbaugebiete höhere Weizenerträge verglichen mit dem Referenzzeitraum 1971-2000. Dabei weist das MME mittlere Ertragszuwächse von ~11% für die Klimaszenarien unter RCP2.6 und RCP4.5 und bis ~14% für die Klimaszenarien unter RCP8.5 aus. Eine Zunahme der Ertragsvariabilität künftiger Winterweizenerträge, gemessen am zeitlichen Variationskoeffizienten der simulierten absoluten Erträge, wird nicht festgestellt. Zudem zeigt sich, dass der CO₂-Düngeeffekt den größten Teil des Ertragsanstiegs erklärt. Der CO₂-Düngeeffekt steigt auch zukünftig weiterhin an, jedoch wird dieser im Vergleich zur Vergangenheit weniger effektiv in steigende Erträge umgesetzt. Dies weist darauf hin, dass sich die nicht-CO₂-bedingten Klimaänderungen zunehmend negativ auf die zukünftigen Winterweizenerträge in Deutschland auswirken werden.

Analyse ertragsrelevanter (agrar-) meteorologischer Größen in den Klimaszenarien

Daten der 17 regionalen Klimamodelle werden entweder direkt ausgewertet oder dienen als Eingangsgrößen für die Modellierung der Bodenfeuchte. Bei der Analyse der sensiblen phänologischen Entwicklungsstadien der Kulturen Winterweizen, Winterraps und Mais, werden deren Variabilität und deren Verschiebung durch die steigenden Temperaturen berücksichtigt. Zum Einsatz kommt neben den Beobachtungen aus den phänologischen Messnetz des DWD, die simulierte Phänologie des Agrar-Ökosystem-Modells MONICA vom ZALF.

Wie zu erwarten, werden die unterschiedlichen Schadschwellenwerte für Hitze bis zur Mitte des Jahrhunderts häufiger überschritten als in der Vergangenheit. Das Szenario RCP8.5 ist meist das Szenario mit der stärksten Zunahme, jedoch nicht immer. Ursache hierfür ist die variable Phänologie, denn die empfindliche Entwicklungsphase tritt früher im Jahr (Verfrühung) auf und der betrachtete Hitzeschwellenwert wird seltener überschritten. Die Veränderung der Anzahl der Tage mit hohen Niederschlagssummen (≥ 20 mm) zeigt eine starke Variabilität zwischen den einzelnen Modellen, deutet jedoch in den untersuchten Zeiträumen meist auf eine leichte Zunahme oder aber keine Veränderung hin. Wechselfrost, der zu Schäden an den Wurzeln der Winterkulturen führen kann, wird zukünftig über den Winter bis zum Beginn des Schossens seltener auftreten.

Um Aussagen zur Trockenheit treffen zu können, werden verschiedene Schwellenwerte der Bodenfeuchte für die Bodenschicht 0-60 cm analysiert. Über die Wintermonate bis ins Frühjahr, also vom Auflaufen des Winterweizens bis zum Schossen, sind kaum Veränderungen zu erkennen. Nur die 85. Perzentile der Verteilung der Klimamodellerggebnisse innerhalb der drei RCP-Szenarien zeigen hier eine Zunahme. Durch die Zunahme der Winterniederschläge, die Stärke der betrachteten Bodenschicht und die zum Teil sehr niedrigen Schwellenwerte, ist dies zu erwarten. Für alle nachfolgenden phänologischen Zeiträume ist im 50. Perzentil ein leichter bis deutlicher Rückgang der Tage mit starker Trockenheit zu erkennen. Was auf den ersten Blick überraschend erscheint, kann zwei Ursachen haben. Zum einen zeigen die Klimaprojektionen, im Gegensatz zu der jetzt häufiger beobachteten Frühjahrstrockenheit, zukünftig im Frühjahr eine Zunahme der Niederschläge. Zum anderen kann der Rückgang durch die Verkürzung der einzelnen Entwicklungsphasen durch die steigenden Temperaturen verursacht werden.

Staunässe kann durch den Sauerstoffmangel im Boden die Wurzeln schädigen und ein Befahren erschweren. Die Analyse mit Schwellenwerten für zu hohe Bodenfeuchten zeigt i. d. R. einen Rückgang der Tage mit hohen Bodenfeuchten für Winterweizen. Nur für den Zeitraum zwischen dem Schossen und dem Beginn des Ährenschiebens ist im 50. Perzentil eine Zunahme zu erkennen. Zu beachten ist hier jedoch, dass die Klimaprojektionen die seit etwa 2010 immer häufiger aufgetretene Frühjahrstrockenheit nicht abbilden. Somit lassen sich mit den derzeit vorliegenden Analysen keine verlässlichen Aussagen in Bezug auf die Wasserversorgung zu den für die landwirtschaftlichen Kulturen wichtigen Zeitraum treffen.

Da das zukünftige Auftreten von Stürmen mit den vorliegenden Daten nicht untersucht werden kann, wurden Schwellenwerte (≥ 5 m/s, ≥ 10 m/s) für die Tagesmittel der Windgeschwindigkeit betrachtet. Die Modelle zeigen eine starke Variabilität, deutliche regionale Muster und das stärkste Auftreten in den Küstenregionen. Vom Auflaufen bis zum Schossen des Winterweizens deutet sich eine leichte Zunahme für den Schwellenwert 5 m/s an. Im nachfolgenden Zeitraum bis zum Beginn des Ährenschiebens ist ein leichter Rückgang zu erkennen.

Historische und zukünftige Ertragseffekte moderater und extremer Wetterlagen

Mit Hilfe statistischer Regressionsmodelle werden die Zusammenhänge von ertragswirksamen Wetterereignissen und in der Praxis realisierten Erträgen quantifiziert. Um die regionalspezifischen Einflüsse von moderaten und extremen Wettereinflüssen auf landwirtschaftliche Erträge zu bewerten, verwenden wir Wetterindizes (WI) und Extremwetterindizes (EWI). Diese WI und EWI analysieren die Dauer der Überschreitung eines ertragsrelevanten Wetter-Schwellenwerts in einer bestimmten Entwicklungsphase der Pflanze. In unseren Analysen berücksichtigen WI moderate und extreme Schwellenwerte für Winterweizen, während EWI ausschließlich extreme Schwellenwerte für verschiedene Kulturen (Winterweizen, Wintergerste, Winterraps, Körnermais, Kartoffeln, Zuckerrüben) analysieren. Auf der Basis von Wetter- sowie betrieblichen Ertragsdaten für den Zeitraum 1995-2019 ermitteln wir so die Auswirkung verschiedener WI und EWI auf wichtige Ackerkulturen. Die Ergebnisse zeigen große räumliche Unterschiede in der Betroffenheit von wetterbedingten Ertragsreduktionen.

Deutschlandweit führten extreme Hitze und extreme Trockenheit zu den größten wirtschaftlichen Schäden (durchschnittlich > 100 Mio. €/Jahr summiert über Winterweizen, Wintergerste, Winterraps, Körnermais, Kartoffeln und Zuckerrüben) im Schnitt der letzten 25 Jahre. Für Weizen führen Hitze- und Trockenheit zu den stärksten Ertragsreduktionen in Sachsen-Anhalt, Brandenburg und Nordwest-Bayern/Franken. Weiterhin zeigt Weizen eine größere Sensitivität gegenüber Frühjahrstrockenheit verglichen mit Frühsommertrockenheit, da im Frühjahr schon moderater Trockenstress ab 50% nFK im WI-Ansatz zu signifikanten Ertragsreduktionen führt. Ähnlich verursacht moderater Hitzestress in vielen Regionen Deutschlands einen größeren Ertragseffekt als seltener auftretende Hitzeextreme. Lediglich im Süden Bayerns und Baden-Württembergs führt erst extremer Hitzestress zu signifikanten Ertragsreduktionen. Darüber hinaus können wir in diesen Regionen auch keine negativen Ertragseffekte durch Trockenstress nachweisen und finden vielmehr Ertragsreduktionen durch Staunässe. Die WI Wind, Wechselfrost und Starkregen weisen keine ausreichende Erklärungskraft für die Weizenenerträge in Deutschland im Untersuchungszeitraum auf.

Die Schäden durch extreme Trockenheit fallen bei Wintergerste geringer aus als bei Winterweizen und sind gleichmäßig über das Bundesgebiet verteilt. Extreme Hitze ist für bedeutende Ertragsverluste bei Raps in den nördlichen Anbauregionen verantwortlich (ca. 9 Mio. €/Jahr). Bei der Kartoffel können erhebliche Ertragsschäden auf Spätfröste zurückgeführt werden (knapp 3 Mio. €/Jahr). Zudem wurden in unseren Analysen Schäden durch Sommertrockenheit bei der Zuckerrübe nachgewiesen. Deutliche Schäden, allerdings mit höheren Unsicherheiten in den Schätzergebnissen, zeigen sich auch bei extremer Hitze zur Blüte bei Winterweizen und Körnermais, bei Trockenheit im Winterraps, und bei extremer Staunässe oder extremer Trockenheit im Sommer bei Kartoffel.

Die auf Basis historischer Beobachtungen geschätzten Ertragswirkungen einzelner WI und EWI werden genutzt, um die zukünftigen potentiellen Auswirkungen von Wetterereignissen im Klimawandel abzuschätzen und Hinweise auf den möglichen Anpassungsbedarf zu generieren. Insgesamt zeigt sich, dass die Weizenenerträge, auch bei Berücksichtigung der signifikanten WI für die drei untersuchten RCP-Szenarien (RCP2.6, RCP4.5, RCP8.5), in allen Regionen bis 2060 weiter steigen. Die Ertragsvariabilität zwischen den Jahren durch Hitze-WI sinkt mit steigendem RCP leicht, während die Ertragsvariabilität durch Trockenheit mit steigendem RCP ansteigt. Im Vergleich zwischen den RCP Szenarien fällt weiter auf, dass hitzebedingte Ertragsreduktionen über die RCPs zunehmen, mit der höchsten Reduktion unter RCP8.5, während sich die Ertragseffekte durch Trockenheit zwischen den drei untersuchten RCP-Szenarien nicht unterscheiden. Bei individueller Betrachtung der einzelnen

Regionen zeigen sich große Unterschiede zwischen den prognostizierten Ertragseffekten durch verschiedene Wettereinflüsse in Deutschland in 2031-2060. Wir sehen jedoch keine substantielle Zunahme von Ertragsverlusten bei Winterweizen durch extreme Trockenheit und Staunässe in der Zukunft. Die Bandbreite der zukünftigen Niederschlagsentwicklung, und damit auch der Entwicklungen von Ertragsverlusten durch Trockenheit und Staunässe, über die einzelnen Modelle des DWD-Kernensembles hinweg, ist allerdings sehr groß, wodurch ein gewisses Risiko zunehmender niederschlagsbedingter Ertragsverluste nicht ausgeschlossen werden kann. So zeigen die Ergebnisse des 85. Perzentils der Verteilung der Klimaprojektionen eine deutliche Zunahme in den Ertragsverlusten durch Staunässe für fast alle Regionen Deutschlands. Es bestehen außerdem Unsicherheiten über die Verlässlichkeit der Abbildung von Trockenheit im Frühjahr in den Klimaszenarien. Ertragseffekte durch Starkregen, Stürme, Hagel oder lokale Überschwemmungen sowie eine mögliche Zunahme von Ertragsverlusten durch tierische und pilzliche Schadorganismen konnten in den Analysen nicht berücksichtigt werden. Deren Berücksichtigung könnte die Variabilität der zukünftigen Bedingungen und entsprechend negative Ertragseffekte deutlich erhöhen.

Ertragseffekte von Schadorganismen und ihre Veränderung unter Klimawandel

In unseren Ertragsprojektionen werden die Auswirkungen klimatischer Veränderungen auf das Auftreten und die Ertragswirkung von tierischen und pilzlichen Schadorganismen nicht berücksichtigt. Aufgrund der starken Witterungsabhängigkeit von Schadorganismen ist jedoch mit einer Verschiebung ihrer Relevanz und Ertragswirkung unter den klimatischen Bedingungen zur Mitte des Jahrhunderts zu rechnen. Wärmebedürftige Organismen können sich nordwärts bewegen und verlängerte Vegetationsperioden führen zu erhöhter Reproduktivität. Verschiedene relevante Pilzkrankheiten werden voraussichtlich von steigenden Temperaturen profitieren, wie Ährenfusarium und Schwarzrost im Getreide sowie Kohlhernie und Weißstängeligkeit im Raps. Um zukünftige Erträge im Klimawandel unter Berücksichtigung der Veränderung beim biotischen Schaddruck projizieren zu können, ist es notwendig, biotische Schadwirkungen in Agrar-Ökosystem-Modellen abzubilden und diese mit wettergetriebenen Prognosemodellen für Schadorganismen zu verknüpfen. Dieses Forschungs- und Entwicklungsfeld ist gerade auch vor dem Hintergrund der avisierten Reduzierung des Pflanzenschutzmitteleinsatzes und Ausweitung des Ökolandbaus von zunehmender Relevanz.

Nährstoffverfügbarkeit unter aktuellen und möglichen zukünftigen Regularien und den Einflüssen des Klimawandels

Die Reduzierung des regional sehr hohen und flächendeckend hohen Niveaus der Stickstoff (N)-Düngung ist eine wesentliche Säule zur Reduzierung der Treibhausgasemissionen aus der Landwirtschaft. Die Studienlage macht deutlich, dass die Veränderungen in den Erträgen und Auswirkungen der veränderten klimatischen Bedingungen auf die Pflanzenverfügbarkeit auch eine Anpassung der N-Düngung bedürfen. In der aktuellen Düngeverordnung werden die kontinuierlichen Auswirkungen des Klimawandels bei der betriebsindividuellen, standortbezogenen Düngebedarfsermittlung über das betriebliche Ertragsniveau zwangsläufig erfasst, wobei Jahre mit Ernteausfällen durch Extremwetterlagen ausgeklammert werden können. Welche Auswirkungen diese Regelung bei einer Zunahme der Häufigkeit an Extremwetterlagen auf beispielsweise den Gewässerschutz hat, sollte Gegenstand weiterer Analysen sein.

Markteffekte des Klimawandels und Rückkopplungseffekte auf die Erträge

Die direkte biophysikalische Wirkung veränderter Wetterverhältnisse führt zu einer Vielzahl von Anpassungsreaktionen unterschiedlicher Akteure (Landwirte, Konsumenten, Politik, vor- und nachgelagerte Sektoren), die zu einem Teil über die Agrarmärkte übertragen und koordiniert werden. Die Gesamtschau der Studien zu globalen Klimafolgen und dessen Bedeutung für die europäischen und deutschen Agrarmärkte zeigen für Weizen eher stabilere und ertragssteigende Bedingungen, während für Mais global ertrags sinkende Bedingungen mit einer steigenden Häufigkeit an Ertragsausfällen simuliert werden. Für die Ackerbaubetriebe in

Deutschland können die simulierten steigenden Preise für die meisten Agrargüter positive Effekte auf die Erträge und Einkommen haben, während steigende Preise für die Futtermittel- und Lebensmittelwirtschaft negative wirtschaftliche Folgen erwarten lassen. Im Sinne einer Versorgungssicherheit bestehen zudem durch den Klimawandel betroffene Importabhängigkeiten insbesondere für Soja und Palmöl.

Schlussfolgerungen für die Anpassung von Agrarwirtschaft und Agrarpolitik

Eine fortwährende Anpassung an die klimatischen Veränderungen ist trotz der insgesamt günstigen Ertragserwartung essentiell, um eine produktive, profitable und nachhaltige Pflanzenproduktion sicherzustellen. Neben angepassten Fruchtfolgen, stehen dabei an den Klimawandel angepasste Sorten und Kulturarten im Fokus, die etwa eine verlängerte Vegetationsperiode, höhere Temperaturen und CO₂-Konzentration ertragssteigernd ausnutzen können. Die tendenziell steigenden Erträge von Winterweizen, verglichen mit eher konstanten Erträgen von Mais und Sommergerste, lassen eine entsprechende Verschiebung der relativen Profitabilität einzelner Kulturen über verschiedene Anbauregionen erwarten, mit Effekten für die effiziente Gestaltung von Fruchtfolgen auf Betriebsebene.

Neben der Ausnutzung der Potentiale hinsichtlich der Steigerung der Flächenproduktivität im Klimawandel, sollte auf der Basis unsere Analysen ein weiterer Fokus der Anpassungsmaßnahmen der Ackerbaubetriebe auf der Reduzierung des betrieblichen Risikos durch Ertragsverluste in Jahren mit ungünstigen Witterungsbedingungen liegen. Der Entwicklung von an Hitze und Trockenheit angepasster Sorten kommt daher eine zentrale Bedeutung zu, ebenso wie die Anpassung weiterer ackerbaulicher Maßnahmen, wie Aussaatfenster und Düngung oder eine angepasste Bodenbearbeitung. Eine effektive Maßnahme gegen Ertragsverluste durch Trockenheit ist grundsätzlich der Ausbau von Bewässerung, deren Eignung als Anpassungsmaßnahme jedoch von vielen standörtlichen, ökonomischen und rechtlichen Faktoren abhängt. Welche Diversifizierungsmaßnahmen (zum Beispiel Kombinationen von Sorten- und Fruchtwahl, Fruchtfolgen) an welchen Standorten zur Risikostreuung beitragen können, welche Opportunitätskosten dabei entstehen und wo insbesondere in Jahren mit extremer Witterung die Grenzen der Anpassung durch Diversifizierung liegen, sollte Gegenstand weiterer Forschung sein.

Staatliches Handeln sollte die Anpassung an die durch den Klimawandel veränderten Rahmenbedingungen fördern und sich auf jene Herausforderungen konzentrieren, die auf Marktversagen zurückzuführen sind. Angesichts der großen Unsicherheiten hinsichtlich der Folgen des Klimawandels und der Kosten und des Nutzens von Anpassungsmaßnahmen, sollte eine Priorität staatlichen Handelns daher die Verbesserung der Informationslage der Landwirte sein. Im Hinblick auf die Züchtung von vernachlässigten Kulturen, aber auch die Züchtung hinsichtlich zukünftig relevanter Pflanzeigenschaften, ist die staatliche Förderung des sogenannten Pre-breeding ein essentieller Beitrag. Staatliches Handeln ist zudem notwendig, um die Rahmenbedingen zum Wassermanagement und Nutzungsrechten im Sinne der Allgemeinheit weiterzuentwickeln. Existierende Studien heben hervor, dass ein funktionierender Handel und der Verzicht auf marktverzerrende Handelspolitiken in diesem Zusammenhang zu den wichtigsten stabilisierenden Faktoren gehören. Forschungs- und Regulierungsbedarf besteht in der optimalen Gestaltung der Nutzung von agrarpolitisch determinierten Reserveflächen in Extremjahren, um die Potenziale dieser Flächen als Risikomanagementinstrument zu heben, ohne die ökologischen Zielsetzungen zu konterkarieren.

Für eine umfassendere Abschätzung der Folgen des Klimawandels auf die landwirtschaftlichen Erträge, ist eine Verknüpfung der Forschungsaktivitäten zu den Markteffekten globaler Klimafolgen erforderlich. Bei der weiteren Analyse von Ertragsentwicklungen und Anpassungsmaßnahmen sollten auch Effekte auf Klimaschutz, Nährstoffmanagement und Biodiversität einbezogen werden, um Zielkonflikte sowie Synergien frühzeitig zu identifizieren.

1 Einleitung

Die Folgen des Klimawandels auf die weltweite Nahrungsmittelproduktion und die Ernährungssicherheit sind insbesondere durch eine steigende Erwärmung, veränderte Niederschlagsmuster und eine höhere Anzahl und Intensität extremer Wetterereignisse bereits heute sichtbar (IPCC 2019). Die letzten drei Jahrzehnte waren wärmer als jedes beliebige vorangegangene Jahrzehnt seit Beginn der Messungen; die Klimaprojektionen im sechsten Sachstandsbericht des Weltklimarats (IPCC 2021) lassen einen weiteren Anstieg der globalen Mitteltemperatur und damit der Folgen des Klimawandels bis zum Ende des 21. Jahrhunderts erwarten. Die aus den Klimafolgen resultierenden Herausforderungen für die Landwirtschaft sind vielschichtig, insbesondere, weil der Bedarf an Agrarrohstoffen steigt und gleichzeitig Beiträge zum Schutz des Klimas, der Ökosysteme und natürlicher Ressourcen erbracht werden sollen. In Deutschland haben bisher vor allem trockene und heiße Jahre zu substantiellen Ernteaufschlägen geführt. So waren 2018 die Hektarerträge bei Getreide (ohne Körnermais) in 2018 um 16 % unter dem dreijährigen Mittel der Vorjahre, wodurch ein Schaden von rund 770 Millionen Euro entstanden ist (BMEL 2018b).

Es besteht folglich erheblicher Informationsbedarf, wie sich die Erträge im Klimawandel entwickeln werden. In der vorliegenden Studie erstellen wir eine umfassende Übersicht über den Stand des Wissens zu den Klimafolgen für den Pflanzenbau und simulieren die Veränderungen der Erträge für die wichtigsten Hauptfruchtarten und ausgewählten Klimaszenarien bis zur Mitte des Jahrhunderts. Aufbauend auf den Ergebnissen geben wir einen Ausblick auf mögliche Anpassungsoptionen für die Agrarwirtschaft und die Agrarpolitik. Wir identifizieren zudem die wesentlichen Faktoren für die bestehenden Unsicherheiten in den Simulationen der Ertragsentwicklung und leiten den weiteren Forschungsbedarf ab. Zunächst quantifizieren wir dafür die Veränderungen der Wachstumsbedingungen im Klimawandel durch den Vergleich der wesentlichen (agrar-) meteorologischen Parameter zwischen den Zeitscheiben 1971-1990 und 2030-2060 (Kapitel 2). Diese Analysen fließen in die Bewertung der Auswirkung des Klimawandels auf landwirtschaftliche Erträge mithilfe von prozessbasierten Agrar-Ökosystem-Modellen (AÖM) (Kapitel 4) und mithilfe von regressionsbasierten Ansätzen (Kapitel 5) ein.

AÖMs, die die Genotyp (G) x Umwelt (Ö) x Management (M) - Interaktionen simulieren, werden häufig zur Bewertung von Umweltveränderungen auf Wachstum, Entwicklung und Ertrag von Kulturpflanzen genutzt, sowie zur Entwicklung und Evaluierung von Anpassungsmaßnahmen an den Klimawandel (Asseng et al. 2015; Zhu et al. 2018). In dieser Studie nutzen wir das prozessbasierte Modell MONICA zur flächendeckenden Simulation der Erträge der wichtigsten Ackerkulturen in Deutschland (Kapitel 4.1). Da unterschiedliche Modellansätze zur Simulation der Erträge immer mit einer Vereinfachung der realen Prozesse arbeiten (müssen), bestehen Unsicherheiten in den Prognosen der zukünftigen Erträge. Zur Einschätzung der modellgetriebenen Unsicherheiten, hat sich die Nutzung sogenannter Multi-Model-Ensembles (MME), d. h. die Nutzung mehrerer Modelle zur Simulation derselben (Produktions-) Situation, als vorteilhaft erwiesen (Asseng et al. 2013). Wir nutzen daher zusätzlich ein MME zur Simulation der Ertragsänderungen bei Winterweizen für ausgewählte Standorte in Deutschland (Kapitel 4.2).

Die Veränderung von extremwetterbedingten Ertragsverlusten sind insbesondere für die Entwicklung von Risikomanagementstrategien in der Landwirtschaft relevant. Zusätzlich zu den prozessbasierten Modellen nutzen wir daher zwei regressionsbasierte Ansätze, um die Auswirkungen einzelner Extremwetterlagen auf die Erträge in der Vergangenheit zu quantifizieren und ziehen diese zur Simulation der Ertragseffekte von Extremwetterlagen bis zur Mitte des Jahrhunderts heran (Kapitel 5). Ergänzt werden die quantitativen Analysen durch eine Meta-Analyse (Kapitel 3) über die in der Literatur vorhandenen Projektionen zu Ertragsveränderungen und Literaturübersichten zum Einfluss von Schadorganismen, zur zukünftigen Nährstoffverfügbarkeit und zu möglichen Rückkopplungseffekten über die Märkte (Kapitel 6).

2 Aktueller Forschungsstand zur Veränderung der relevanten meteorologischen und agrarmeteorologischen Variablen für die Zeitscheibe 2031-2060

Federführung: Cathleen Frühauf (DWD), Vanya Romanova (DWD), Marco Liedtke (DWD) und Thomas Leppelt (DWD)

Mit dem Fortschreiten des Klimawandels verändern sich die Anbaubedingungen landwirtschaftlicher Kulturen. In Deutschland waren die bisherigen Veränderungen in der Regel positiv. Das Fortschreiten des Klimawandels, insbesondere die weitere Temperaturzunahme und der erwartete leichte Rückgang an Sommerniederschlägen, werden die Landwirtschaft jedoch in Zukunft vor neue Herausforderungen stellen. Im IPCC-Bericht der Working Group I zu den physikalischen Grundlagen (IPCC 2021) wurde festgestellt, dass viele Veränderungen im Klimasystem mit der zunehmenden globalen Erwärmung größer werden. Dazu gehört die Zunahme der Häufigkeit und Intensität von Hitzeextremen, starken Niederschlägen und landwirtschaftlichen Dürren. Es wird davon ausgegangen, dass die anhaltende globale Erwärmung den globalen Wasserkreislauf weiter intensivieren wird, einschließlich seiner Variabilität und der Schwere von Regen- und Trockenereignissen. Klimaschwankungen und -extreme wirken sich negativ auf alle Dimensionen der Ernährungssicherheit aus – Verfügbarkeit, Zugang, Nutzung und Stabilität von Nahrungsmitteln (WMO 2019).

Nicht für alle hier betrachteten Extremereignisse liegen uns entsprechende Modelle vor oder können einfach aus den Klimaprojektionsdaten abgeschätzt werden (z. B. Gewitter, Hagel). Ursache hierfür ist, dass regionale Klimaprojektionen eine Gitterweite verwendet, mit der kleinräumige Strukturen, wie Schauer und Gewitter, nicht abgebildet werden können. D. h., die Klimamodelle sind nicht in der Lage, die mit der Bildung der entsprechenden Wolken zusammenhängende Prozesse zu simulieren. Um Aussagen zum zukünftigen Auftreten von Schauern und Gewittern treffen zu können, wurden Ergebnisse anderer Forschergruppen mit einbezogen, die sich jedoch nicht immer auf die Zeitscheibe 2031-2060 und den Vergleichszeitraum 1971-2000 beziehen.

2.1 RCP-Szenarien

Zur Berechnung des zukünftigen Klimas werden verschiedene Emissionsszenarien („Repräsentative Konzentrationspfade“; engl. Representative Concentration Pathways (RCP)) verwendet. Je nach Emissionsszenario unterscheiden sich die zu erwartenden Temperaturänderungen bis zur Mitte und Ende dieses Jahrhunderts (DWD 2022c; Moss et al. 2010). Das Szenario RCP4.5 beschreibt eine moderate Entwicklung, wobei das CO₂-Äquivalent der Treibhausgase bis 2100 auf 650 ppm ansteigt. Eine globale Entwicklung ohne Klimaschutzmaßnahmen beschreibt das RCP8.5-Szenario. Als Klimaschutz-Szenario wird RCP2.6 bezeichnet. Für dessen Umsetzung sind neben einem schnellen Verzicht auf fossile Brennstoffe ab 2070 sogar negative CO₂-Emissionen notwendig. Dies bedeutet, dass über noch zu entwickelnde Technologien CO₂ wieder aus der Atmosphäre entfernt werden muss.

Im Rahmen des Expertennetzwerkes des BMDV (früher BMVI) wurde mit dem Referenz-Ensemble v2018 des DWD gearbeitet (Brienen et al. 2020; Krähenmann et al. 2021). Für den Einsatz der Wirkmodelle im Rahmen dieses Projektes war jedoch die Verrechnung von 44 Kombinationen von Global- und Regionalmodellen für die verschiedenen RCP-Szenarien nicht möglich. Deshalb wurde das DWD-Kern-Ensemble v2018 (DWD 2022a; Dalelane et al. 2018) ausgewählt, bei dem die Bandbreite des Referenz-Ensembles weitestgehend erhalten bleibt. Im Kernensemble bleibt bezüglich der Lufttemperatur mindestens 90 % und bezüglich der restlichen Parameter mindestens 80 % der Bandbreite des Klimasignals im Referenz-Ensembles erhalten. Die Bandbreite des Kernensembles deckt mögliche zukünftige Klimaentwicklungen innerhalb des Szenarios ab und stellt somit einen wichtigen Teil der Klimainformation dar. Für die Szenarien RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 stehen für Deutschland insgesamt 17 Modellkombinationen zur Verfügung. Die Bias-Korrektur erfolgt auf Basis des Vergleichszeitraums 1971-2000.

2.2 CO₂-Konzentration

Die CO₂-Konzentration in der Atmosphäre ist in den letzten Jahren immer weiter angestiegen (Abbildung 2-1). Die jährliche Zunahme liegt aktuell bei 2,5 ppm/Jahr (Dekadenmittel 2011-2020). In keiner der anderen Dekaden wurden seit dem Beginn der Messungen am Mouna Loa Observatorium (1958) bisher so hohe Wachstumsraten beobachtet. Es ist also weiterhin von steigenden CO₂-Konzentrationen auszugehen.

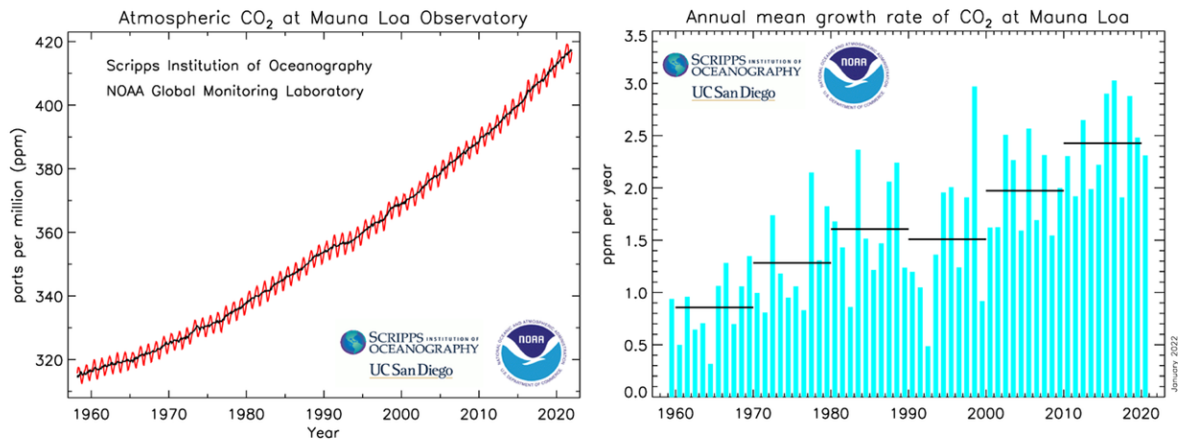


Abbildung 2-1: CO₂-Konzentration der Atmosphäre gemessen am Mouna Loa Observatorium (Hawaii). Links: Messdaten ab 1958; rechts: jährliche Wachstumsraten mit Darstellung der Dekaden-Mittel (NOAA 2022).

2.3 Lufttemperatur

Die höhere CO₂-Konzentration verursacht zusammen mit den anderen Treibhausgasen (Methan, Lachgas, u. a.) einen weltweiten Anstieg der Lufttemperaturen. Die Änderung der globalen Mitteltemperatur seit Beginn der Industrialisierung von bisher 1,1 °C führt, abhängig von der geografischen Breite, zu einer unterschiedlichen Erwärmung verschiedener Gebiete der Erde, wobei geringere Temperaturänderungen am Äquator zu beobachten sind und die Erwärmung mit Zunahme der geografischen Breite immer weiter zunimmt. Die Lufttemperaturen an der Landoberfläche sind seit den 1850er Jahren schneller gestiegen als die globale Oberflächentemperatur (IPCC 2021). Abbildung 2-2 zeigt für Deutschland den Vergleich mit der globalen Temperaturentwicklung als Abweichung (Anomalie) vom Mittelwert der Referenzperiode (1961-1990). In Deutschland hat die Temperatur bereits um 1,6 °C seit 1881 zugenommen. Neun der zehn wärmsten Jahre seit 1881 sind nach dem Jahr 2000 aufgetreten. Eine derart außergewöhnliche Häufung von Rekordjahren in Bezug auf die Temperatur ist nur durch die menschengemachte globale Erwärmung erklärbar.

Durch den Temperaturanstieg verändert sich die phänologische Entwicklung der Pflanzen. Die im Mittel milderen Winter haben bereits jetzt zu einem früheren Beginn des Frühlings geführt. Die Daten des vom DWD betriebenen phänologischen Beobachtungsmessnetzes zeigen dies deutlich. Eine Vielzahl an Wildpflanzen und landwirtschaftlichen Kulturen gehören zum Messprogramm und die Eintrittstermine verschiedener Entwicklungsstadien werden in jedem Jahr dokumentiert. Abbildung 2-3 zeigt den Vergleich zwischen den Mittelwerten für 1961-1990 und 1991-2020 als phänologische Uhr. Der Winter ist jetzt im Mittel 19 Tage kürzer und der sogenannte Vorfrühling (Beginn Haselblüte) setzt bereits Mitte Februar, statt wie früher Anfang März, ein. Alle nachfolgenden phänologischen Jahreszeiten verfrühen sich dadurch ebenfalls. Kaum Veränderungen gibt es beim Vegetationsende, da dies nicht nur über die Temperatur, sondern auch durch die Tageslänge (Hell-/Dunkelphase) gesteuert wird (Gömann et al. 2017). Durch die höheren Temperaturen und die längere Vegetationsperiode haben sich in den letzten Jahrzehnten die Anbaubedingungen in Deutschland für wärmeliebende Kulturen, wie z. B. Mais und Weinreben, verbessert.

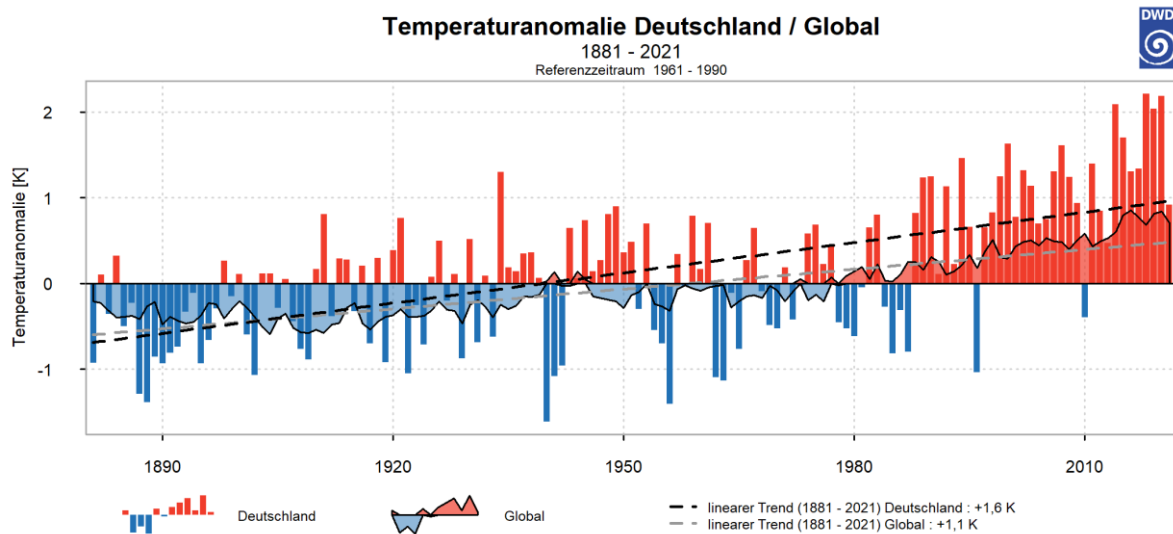


Abbildung 2-2: Anomalie der Lufttemperatur als Deutschlandmittel und globales Mittel im Vergleich zur Referenzperiode 1961-1990 (DWD).

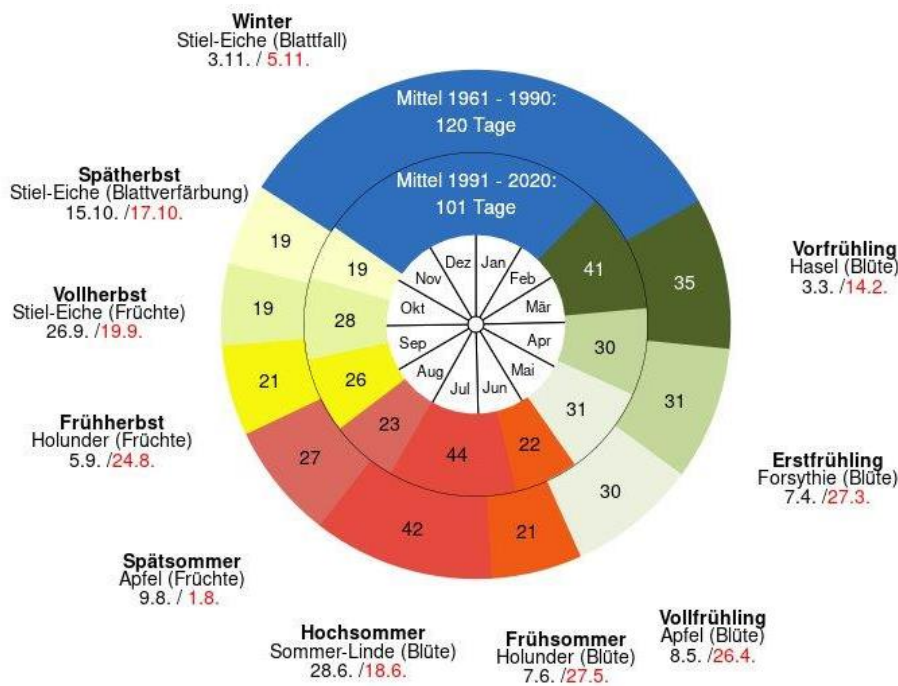


Abbildung 2-3: Phänologische Jahreszeiten für Deutschland dargestellt als phänologische Uhr. Äußerer Ring: Mittel 1961-1990; innerer Ring: Mittel 1991-2020 (DWD).

Auch weiterhin werden die Temperaturen ansteigen und dazu führen, dass sich die Eintrittstermine der einzelnen phänologischen Phasen verschieben werden. Abbildung A 3-1 im Anhang zeigt die regionale Verteilung der Jahresmitteltemperatur für die verschiedenen RCP-Szenarien. Zum Vergleich: aktuell liegt die Jahresmitteltemperatur für Deutschland bei 9,3 °C (Mittel 1991-2020). Neben den Veränderungen der Mitteltemperaturen werden sich auch die Extremwerte verändern. Besonders deutliche Zunahmen sind im Auftreten extrem hoher Temperaturen und Hitzewellen zu erwarten (Brienen et al. 2020). Die Häufigkeit und Intensität von Hitzeextremen sowie die Intensität und Dauer von Hitzewellen hat seit 1950 zugenommen und wird in Zukunft weiter zunehmen, selbst wenn die globale Erwärmung bei 1,5 °C stabilisiert wird (IPCC 2021).

Abbildung 2-4 zeigt eine Auswertung zu Hitzewellen für das Szenario RCP8.5. Eine Hitzewelle wurde angenommen, wenn an mindestens drei aufeinanderfolgenden Tagen die Maximumtemperaturen 30 °C erreichen oder überschreiten und gleichzeitig die Minimumtemperaturen nicht unter 20 °C absinken. Im Vergleichszeitraum (1971-2000) tritt keine einzige solcher Perioden auf. Für die Mitte des Jahrhunderts ist mit einem Auftreten im Südwesten und im Osten Deutschlands zu rechnen. Bis zum Ende des Jahrhunderts zeigt dieses Szenario, dass fast flächendeckend die so definierten Hitzeperioden auftreten können.

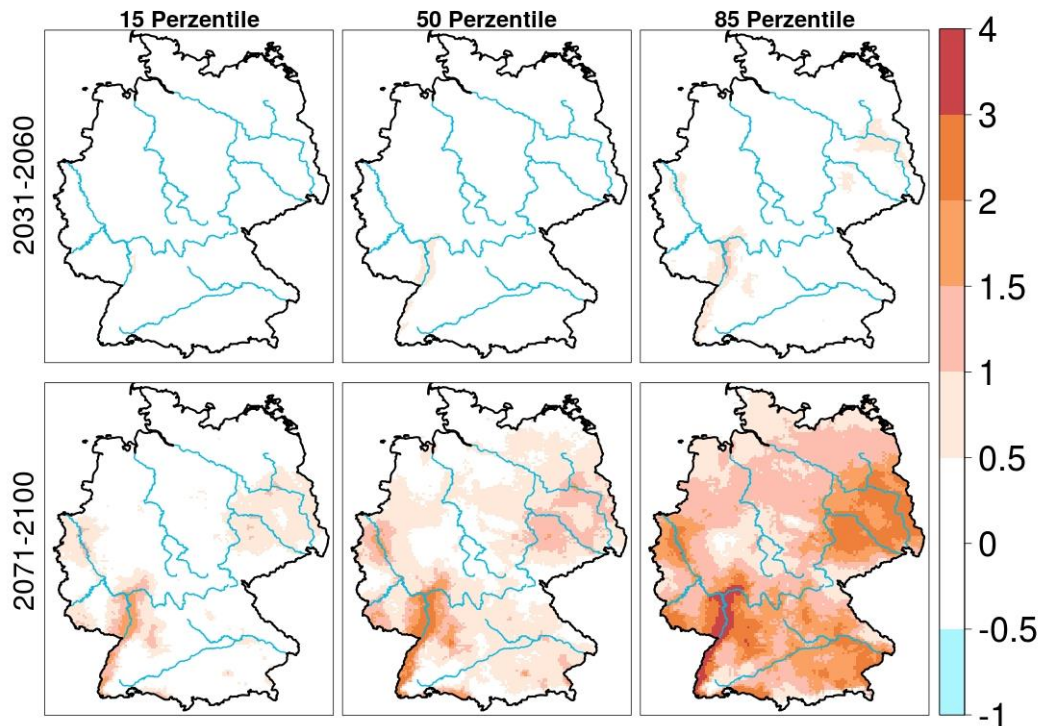


Abbildung 2-4: Räumliche Verteilung von Hitzewellen in der Zukunft (RCP8.5). Anzahl an Perioden an denen für mindestens drei aufeinanderfolgende Tage gilt: $T_{max} \geq 30 \text{ °C}$ (Heißer Tag) und $T_{min} > 20 \text{ °C}$ (Tropennacht) (DWD).

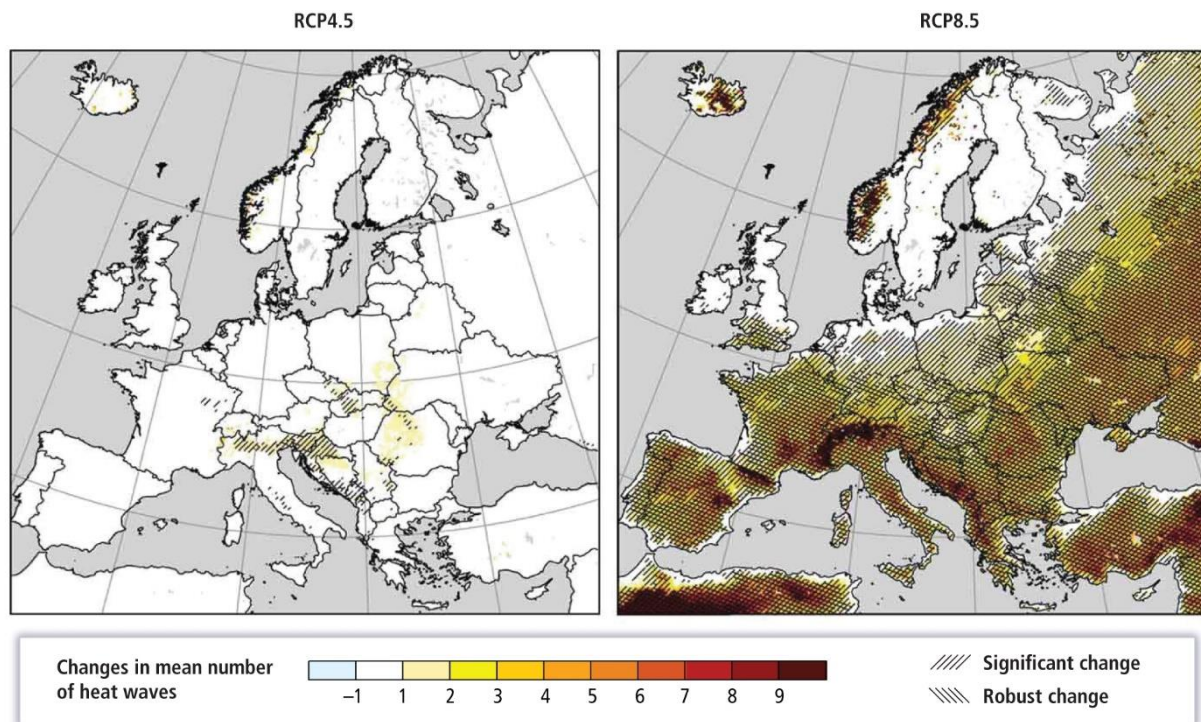


Abbildung 2-5: Änderung der Anzahl von Hitzewellen (Mai bis September) für den Zeitraum 2071-2100 im Vergleich zum Referenzzeitraum 1971-2000 für die Szenarien RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Kovats et al. 2014). Hitzewellen sind definiert als Perioden von mehr als fünf aufeinanderfolgenden Tagen, in denen die Tageshöchsttemperatur die mittlere Höchsttemperatur der Saison Mai bis September des Kontrollzeitraums (1971–2000) um mindestens 5 °C übersteigt.

Schlegel et al. (2021) haben zur Abschätzung der Auswirkungen des Klimawandels auf die menschliche Gesundheit auch die zu erwartenden Veränderungen von Intensität, Andauer und Häufigkeit von Hitzewellen in Deutschland untersucht (Abbildung 2-5). So wird für den Zeitraum von 2021 bis 2050 von einem Anstieg der Anzahl an Hitzewellen von +52 % (RCP4.5) bis +57 % (RCP8.5) im Vergleich zum hier betrachteten Referenzzeitraum 1981-2010 ausgegangen. Damit erhöht sich die Anzahl der Hitzewellentage um etwa 75 % (RCP4.5 und RCP8.5) und die mittlere Dauer verlängert sich um +12 % (RCP4.5) bis +22 % (RCP8.5). Die Abbildungen A 3-2 und A 3-3 im Anhang zeigen die erwarteten mittleren und regionalen Veränderungen von Anzahl und Dauer von Hitzewellen.

2.4 Niederschlag

Für die mittlere Jahressumme in Deutschland ist für den Zeitraum 2021-2050 keine deutliche Änderung zu erwarten. Der Unterschied ist zwischen den RCP-Szenarien gering und liegt im Mittel bei +4 %. Anzumerken ist, dass eine modellierte Änderung unterhalb von 10 % nicht von der natürlichen Klimavariabilität unterschieden werden kann (DWD 2020). Die prognostizierten Änderungen für die einzelnen Jahreszeiten liegen zwischen +2 % (Herbst) und +8 % (Winter). Für den Sommer ist bisher keine Änderung zu erkennen. Nach den Klimaprojektionen ist für das Frühjahr mit einer Zunahme der Niederschläge um +7 % zu rechnen. Auffällig ist in diesem Zusammenhang, dass die Klimaprojektionen die in der Vergangenheit beobachtete Frühjahrstrockenheit nicht abbilden. Aus diesem Grund muss davon ausgegangen werden, dass die prognostizierte Niederschlagsveränderung für das Frühjahr unsicher ist. Deutlich ist dies in Abbildung 2-6 zu sehen. Während die Niederschlagsabweichung ab 2010 fast durchgehend negativ ist, liegt der Bereich zwischen dem 15. und 85. Perzentil (blau gekennzeichnet) deutlich über dem vieljährigen Mittel 1971-2000. Die drei RCP-Szenarien zeigen einheitlich bis zum Ende des Jahrhunderts eine Zunahme im Vergleich zum Referenzzeitraum. Von allen drei

Frühjahrsmonaten ist die Diskrepanz zwischen der Beobachtung und den Klimaprojektionen am deutlichsten im Monat April ausgeprägt. In den anderen Jahreszeiten stimmen die Beobachtungen und die Ergebnisse der Klimaprojektionen gut überein.

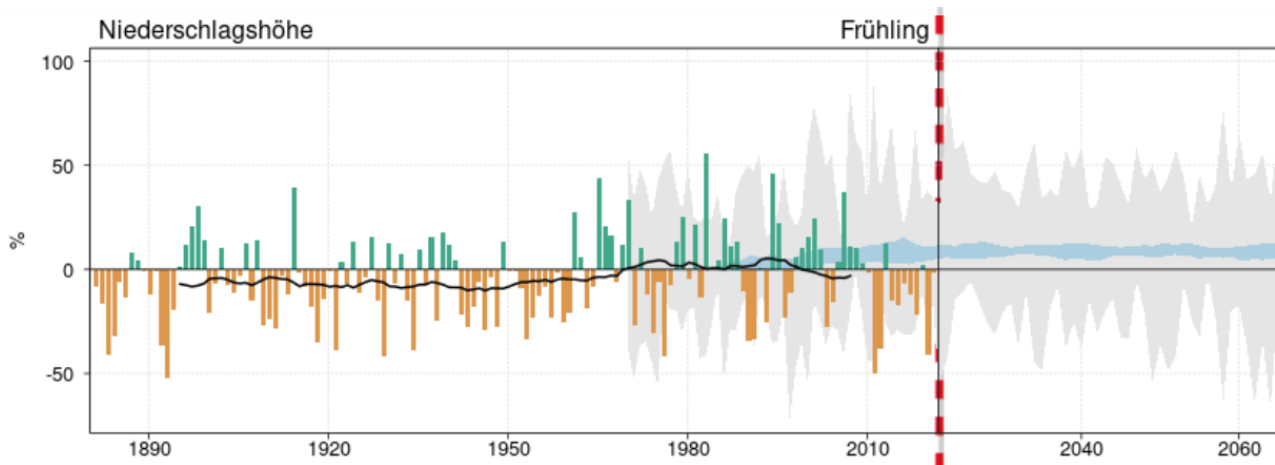


Abbildung 2-6: Abweichung der Frühjahrsniederschläge von den Normalwerten (1971-2000) in Prozent. Basis: Messwerte (Vergangenheit) und DWD-Referenz-Ensemble RCP4.5 (Zukunft); farbig hinterlegte Flächen: blau: 15. – 85. Perzentil der gleitenden Mittel, grau: Spannweite des DWD-Referenz-Ensembles (DWD 2022b)

2.5 Starkregen

Die Häufigkeit und Intensität von Starkniederschlagsereignissen hat in den meisten Landregionen zugenommen und wird mit zusätzlicher globaler Erwärmung höchstwahrscheinlich auf den meisten Kontinenten zunehmen (IPCC 2021). So wird davon ausgegangen, dass bis zum Ende des Jahrhunderts im Winter der Starkregen um 5 - 15 % (RCP4.5) bis 15-25 % (RCP8.5) im Vergleich zur Referenzperiode (1971-2000) zunehmen wird. Im Sommer werden Änderungen um 5-15 % erwartet (siehe Abb. A 3-4 im Anhang). Nur im Süden Deutschlands sind beim Szenario RCP8.5 auch Änderungen zwischen 15-25 % möglich. Da Starkregen i. d. R. häufiger im Sommer auftritt, muss dies bei der Interpretation der prozentualen Veränderung von Winter und Sommer berücksichtigt werden.

3 Meta-Analyse zu projizierten Erträgen von Winterweizen und Silomais

Federführung: Marlene Bittner (Julius Kühn-Institut), Til Feike (Julius Kühn-Institut)

3.1 Einleitung

Mit der zunehmenden Anzahl an veröffentlichten Studien zu den Auswirkungen des Klimawandels auf die Erträge, steigt auch die Evidenz bezüglich der potenziellen Auswirkungen der klimabedingten Veränderungen auf die landwirtschaftliche Produktivität. Bisher fehlt es jedoch an einer integrierten Bewertung des aktuellen Wissensstands über die Auswirkungen des Klimawandels auf die Ernteerträge in Deutschland zur Mitte des Jahrhunderts.

Meta-Analysen, die zunehmend auch in den Agrarwissenschaften Anwendung finden, stellen eine geeignete Methode dar, um systematisch und umfassend Literatur zu einem Themenschwerpunkt zu sammeln und im Konsens der Literatur zu bewerten (Philibert et al. 2012). Ziel dieses Kapitels ist es daher, sämtliche veröffentlichte Studien, die die Erträge von Winterweizen und Silomais in Deutschland bis Mitte des 21. Jahrhunderts simulierten, mit Hilfe einer systematischen Literaturrecherche zu sammeln und mittels Meta-Analyse zu evaluieren. Die spezifischen Fragestellungen sind (1) wie verändern sich die Erträge von Weizen und Mais in Deutschland zur Mitte des Jahrhunderts, (2) welche Unterschiede gibt es zwischen Anbauregionen und Verwendung unterschiedlicher Ertragsmodellansätze und (3) welche Rolle spielt die Erhöhung der CO₂-Konzentration auf die Ertragsentwicklung von Weizen im Vergleich zu Mais?

3.2 Material und Methoden

3.2.1 Literaturrecherche

Die Grundlage unserer Meta-Analyse bildet eine systematische Literaturrecherche, die wir entsprechend der PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis) Empfehlungen (Page et al. 2021) durchgeführt haben. Zur Definition der Suchstrategie und Festlegung der Einschlusskriterien fand eine Zerlegung der Forschungsfrage gemäß des PICO-Schemas in vier Bestandteile statt (1) Stichprobe – landwirtschaftliche Erträge in Deutschland, (2) Eingriff – projizierte klimatische Veränderungen basierend auf einem globalen Klimamodell (engl. GCM) für den Zeithorizont um 2050, (3) Vergleich – Ertragsänderung relativ zu einer Referenzperiode, (4) Ergebnisse – projizierte durchschnittliche Ertragsänderung.

Nach einer intensiven Prüf- und Protokollphase haben wir den Suchumfang aufgrund der geringen Gesamtanzahl an Studien für andere Kulturen auf Weizen und Mais begrenzt und folgende Suchbegriffe festgelegt: „climate“, „change“, „impact“, „yield“, „wheat“, „maize“, „corn“, „crop“, „agro-ecosystem“, „model“, „Germany“, „Europe“. Alle Begriffe haben wir in wechselnden Kombinationen unter Zuhilfenahme der Verknüpfungsoperatoren AND oder OR, sowie der Trunkierungszeichen „*“ oder „?“ über die „Article title, Abstract, Keywords“-Suchfunktion in der Abstract- und Zitationsdatenbank für peer-reviewte Fachliteratur Scopus (www.scopus.com) angewandt. Wir haben nur Studien berücksichtigt, die nach 2005 erschienen sind. Alle Suchergebnisse haben wir in direkten Zusammenhang mit der Suchbegriff-Kombination in Scopus gespeichert und Duplikate entfernt.

Für die Aufnahme einer Studie in die Meta-Analyse mussten folgende Kriterien erfüllt sein: (1) die Studie muss den Effekt zukünftiger Klimaauswirkungen auf die Ertragsvariable von Weizen und Mais mittels eines Ertragsmodells für mindestens einen deutschen Standort beschreiben, und (2) die Studie muss die Ertragsvariable in Form der relativen Zu- oder Abnahme oder als absolute Erträge zur Referenzperiode beschreiben.

Die erste Selektion basierte auf dem Titel der Studie; eine Weitere auf dem Abstract. Eine Durchsicht der vollständigen Studie fand erst statt, nachdem alle Einschlusskriterien erfüllt wurden. Die finale Prüfung der Studien erfolgte unter dem Aspekt, dass alle benötigten Informationen in geeigneter Weise zugänglich waren. Aufgrund der geringen Anzahl geeigneter Studien haben wir zusätzlich die Referenzen bereits selektierter Studien sowie Berichte berücksichtigt. 20 peer-reviewte Paper und Berichte konnten für die genannten Kulturen in Deutschland im Vergleich zu einer Referenzperiode final für die Meta-Analyse identifiziert werden.

3.2.2 Datenextraktion und -aufbereitung

Jede projizierte Ertragsänderung von Weizen und Mais wurde in den Studien mit Hilfe eines oder mehrerer Ertragsmodelle für ein oder mehrere Untersuchungsgebiete in Deutschland und für unterschiedliche globale Klima- bzw. Regionalisierungsmodelle und Emissionsszenarien simuliert und als zusätzliche Information zur Ertragsänderung in einer Datenbank erfasst. Die Ertragsänderung beschreibt die Veränderung des simulierten Ertrags unter den klimatischen Bedingungen einer i. d. R. 30-jährigen zukünftigen Periode zur Mitte des 21. Jahrhunderts (z. B. 2031-2060) im Vergleich zum simulierten Ertrag einer ähnlich langen Periode aus der Vergangenheit (z. B. 1971-2000). Falls die relative Ertragsveränderung (%) nicht bereits in der Studie direkt ausgewiesen wurde, haben wir diese aus den berichteten Ertragswerten selbst kalkuliert.

Neben den oben genannten Informationen wurde notiert, ob und wie der CO₂-Düngeeffekt bei der Simulation der zukünftigen Erträge berücksichtigt wurde. Falls kein CO₂-Düngeeffekt berücksichtigt wurde, entsprach die CO₂-Konzentration dem Wert der Referenzperiode.

Um auch regionale Unterschiede der Klimawandeleffekte auf zukünftige Erträge zu bewerten, haben wir sämtliche Untersuchungsgebiete bzw. Standorte, für die Ertragssimulationen in den verschiedenen Studien durchgeführt wurden, zunächst ihrem spezifischen Boden-Klima-Raum (Roßberg et al. 2007a) zugeordnet. Darauf aufbauend wurden die Daten den entsprechenden Großregionen Ackerbau Norden, Osten, Süden und Westen nach Freier et al. (2010) zugewiesen. Eine höher aufgelöste, regionale Betrachtung konnten wir aufgrund der unzureichend großen Stichprobenumfänge je Region nicht durchführen.

3.2.3 Datenanalyse

Der genutzte Datensatz beschreibt die relativen projizierten Ertragsänderungen (%) von Weizen und Mais je Standort, Klima- bzw. Regionalisierungsmodell, Emissionsszenario und Ertragsmodell. Um zu differenzieren, ob und welche Faktoren Unterschiede in den Ertragsprojektionen bewirken, wurden alle Ertragsänderungen (%) je Kultur nach den zwei gängigsten Ertragsmodellansätzen, den vier Großregionen Ackerbau nach Freier et al. (2010), sowie unter der Berücksichtigung des CO₂-Düngeeffekts (ja/nein) analysiert und als Box-Whisker-Plots mit Hilfe der Open-Source-Software R grafisch dargestellt. Die farbige „Box“ definiert den Interquartilsabstand und die Linie innerhalb der Box den Median. Ein Maß zur Streuung geben die „Whiskers“, welche in unserer Darstellung das 1,5-fache des Interquartilsabstands beschreiben. Sofern keine Ausreißer (Punkte) die Whisker überschreiten, wird der Minimal- bzw. Maximalwert angezeigt. Die Anzahl an Daten bzw. Studien je untersuchtem Faktor geben die Werte in Klammern wieder.

3.3 Ergebnisse

3.3.1 Deskriptive Analyse

Für die Analyse der Ertragsentwicklung von Weizen und Mais in Deutschland um 2050 haben wir mit Hilfe der systematischen Literaturrecherche 478 Ertragsänderungswerte für Weizen aus 17 Studien und 328 Ertragsänderungswerte für Mais aus 13 Studien identifiziert. Hinsichtlich des Erscheinungsjahrs der genutzten

Studien zu den Auswirkungen des Klimawandels auf die Erträge von Weizen und Mais kann eine Häufung in den Jahren 2008 und 2009 sowie zwischen 2012 und 2015 beobachtet werden (Abbildung 3-1).

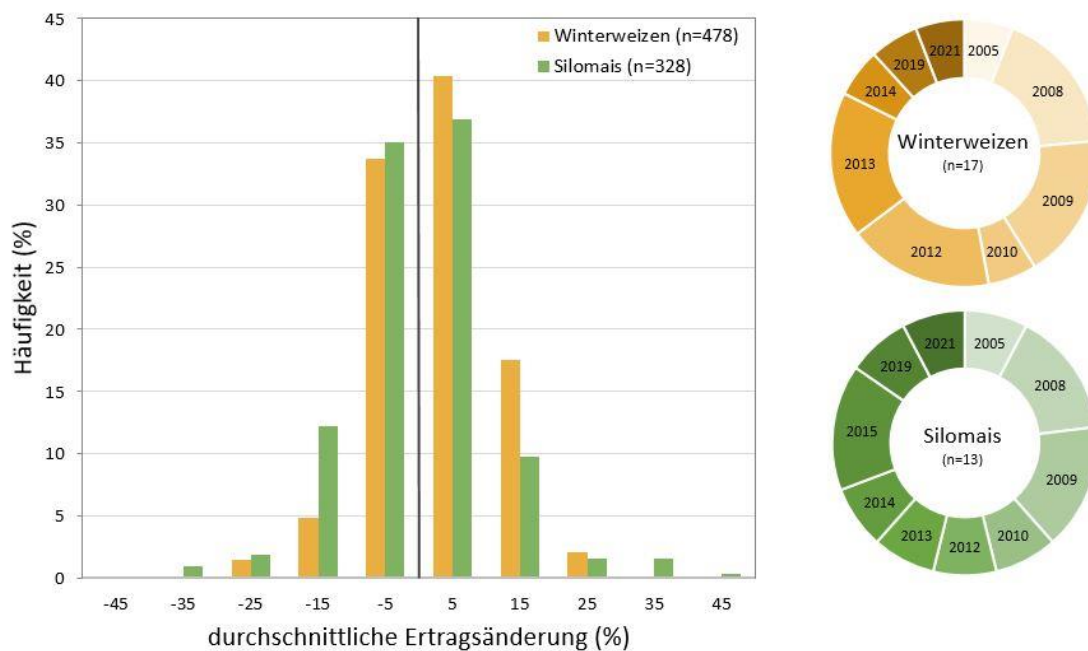


Abbildung 3-1: Häufigkeitsverteilung der projizierten Ertragsänderungen von Winterweizen und Silomais (links) und die Erscheinungsjahre der für die beiden Kulturen berücksichtigten Studien der Meta-Analyse (rechts).

Abbildung 3-1 zeigt, dass rund Dreiviertel der Prognosen zur Ertragsentwicklung beider Kulturen zwischen -10 % und +10 % liegen. Die Streuung der projizierten Ertragsänderungen von Weizen ist mit -28,0 % bis +23,9 % im Vergleich zu Mais mit -37,0 % bis +40,4 % deutlich geringer. Im Vergleich der beiden Kulturen zeigt Abbildung 3-1 weiterhin, dass die projizierten Weizenerträge um 2050 tendenziell eher steigen, während für Mais keine bzw. leicht sinkende Ertragsentwicklungen simuliert wurden.

Betrachtet man die räumlichen Unterschiede (Abbildung 3-2), so zeigt sich, dass die Mehrheit der projizierten Änderungen der Weizenerträge über alle Großregionen Ackerbau hinweg positiv ausfällt. Für den Norden Deutschlands deutet der Median den höchsten Anstieg der Weizenerträge an. Im Gegensatz dazu wurde für Mais nur in den Großregionen Norden und Westen eine überwiegend steigende Ertragsentwicklung projiziert. Auf den Osten entfiel die Größte Anzahl an Prognosen zu Maiserträgen (n=128) welche einen deutlichen Ertragsrückgang bis zur Mitte des Jahrhunderts zeigen. Im Osten ist die Variabilität der Ertragsprojektionen jedoch auch sehr groß; so wurden Ertragsänderungen von -37,0 % bis +40,4 % simuliert.

Der Median der projizierten Ertragsänderungen von Weizen und Mais ist positiv, wenn der Einfluss erhöhter CO₂-Konzentrationen als Düngeneffekt bei der Ertragsmodellierung berücksichtigt wurde (Abbildung 3-2). Im Hinblick auf den Effekt der steigenden CO₂-Konzentration in der Atmosphäre zeigen sich klare Unterschiede zwischen Weizen und Mais. Während der CO₂-Anstieg die Weizenerträge deutlich positiv beeinflusst, ist das Ergebnis für den Mais weniger klar.

Bei der Bewertung des Effekts des gewählten Modelansatzes ist festzustellen, dass die meisten Studien prozessbasierte Ertragsmodelle nutzten, sowohl im Weizen (n=221) als auch im Mais (n=375). Studien, die statistische Modelle nutzten, generierten 78 (Weizen) und 91 (Mais) Ertragsänderungswerte, während nur eine einzelne Studie einen kombinierten Ansatz aus prozessbasierter und statistischer Modellierung nutzte. Sowohl unter der statistischen als auch der prozessbasierten Ertragsmodellierung wurde tendenziell ein leichter Anstieg der Erträge von Weizen um 2050 simuliert. Überraschenderweise war die projizierte Ertragsänderung von Mais

bei Studien, die eine statistische Ertragsmodellierung durchführten deutlich negativ, während der Median prozessbasierter Ertragsmodelle auf eher positive Ertragsentwicklungen von Mais hindeutet.

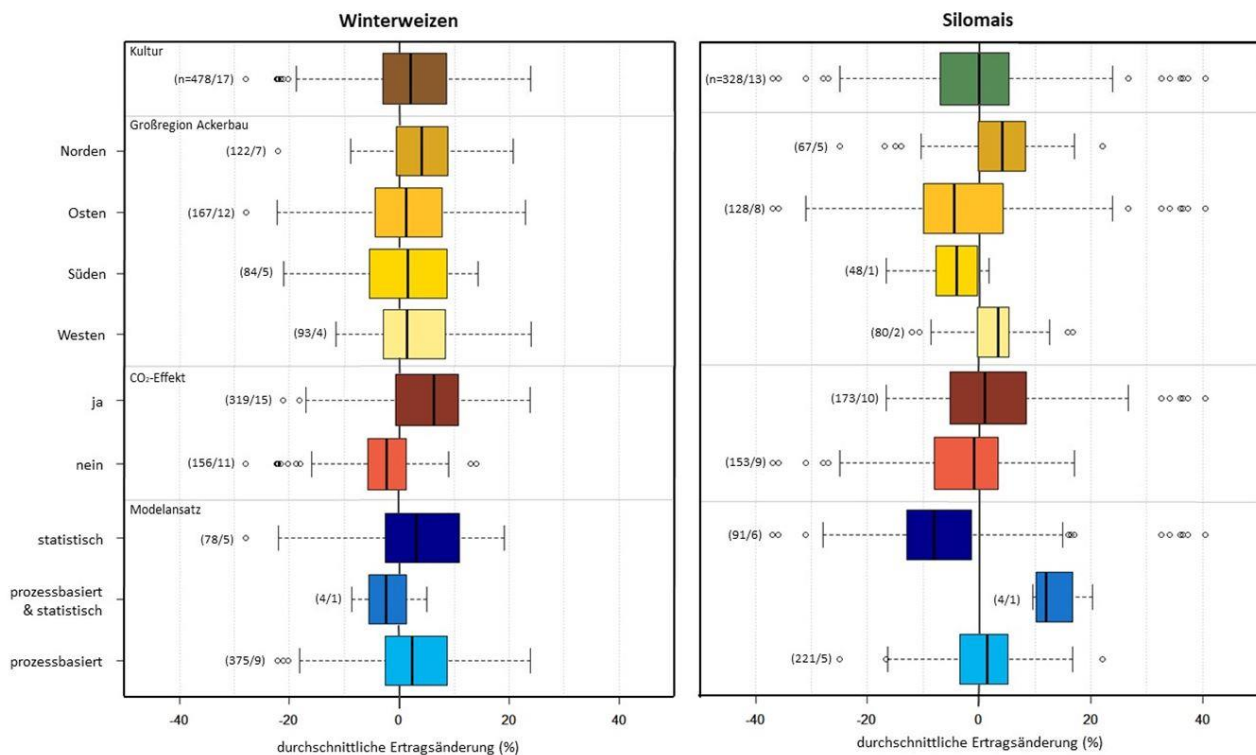


Abbildung 3-2: Projizierte Ertragsänderungen von Winterweizen (links) und Silomais (rechts) in Deutschland um 2050 unter Berücksichtigung regionaler Unterschiede, CO₂-Düngeeffekte und genutztem Modellierungsansatz. Werte in Klammern weisen die Anzahl der verfügbaren Ertragsänderungswerte und zugrundeliegenden Studien aus.

3.4 Diskussion

Wir haben eine Meta-Analyse durchgeführt, um die individuellen Entwicklungen der Erträge von Weizen und Mais in Folge klimawandelbedingter Änderungen zu untersuchen. Diese Studie ist die erste systematische Meta-Analyse zu den Auswirkungen des Klimawandels auf die Erträge von Weizen und Mais in Deutschland um 2050 und stellt eine Zusammenfassung der Ergebnisse bereits durchgeführter Forschungsarbeiten dar. Unsere Ergebnisse können sowohl zukünftige politische Entscheidungen in Zusammenhang mit den Auswirkungen des Klimawandels unterstützen als auch als Anreiz für weitere Forschungsarbeiten dienen.

3.4.1 Ertragsentwicklung von Weizen und Mais

Unsere Ergebnisse zeigen, dass die Berücksichtigung des CO₂-Düngeeffekts in der Mehrheit der Studien, im Vergleich zu dessen Nicht-Berücksichtigung, zu leicht erhöhten Erträgen bei beiden Kulturen führt. Die positiven Effekte steigender CO₂-Konzentrationen in der Atmosphäre fallen im Mais jedoch wesentlich geringer aus als im Weizen.

Die unterschiedliche Reaktion von C3-Pflanzen wie Weizen und C4-Pflanzen wie Mais auf sich verändernde klimatische Bedingungen wird auch in der Literatur beschrieben, insbesondere im Hinblick auf die Nutzung zukünftig steigender CO₂-Konzentration in der Atmosphäre. Zwar führt eine erhöhte CO₂-Konzentration in der Atmosphäre sowohl bei C3- als auch C4-Pflanzen zu einer Verringerung der stomatären Leitfähigkeit bzw. der Blatttranspiration, was sich positiv auf die Wassernutzungseffizienz auswirkt. Doch kann Mais als C4-Pflanze

weniger gut davon profitieren, da C4-Pflanzen bereits unter momentanen CO₂-Konzentrationen maximale Photosyntheseraten und eine vergleichsweise hohe Wassernutzungseffizienz besitzen. Hingegen wird die Photosyntheserate bei C3-Pflanzen unter steigenden CO₂-Konzentrationen substantiell erhöht und die Verdunstung gesenkt. So profitiert Weizen im Allgemeinen direkt vom CO₂-Anstieg als sogenannter „CO₂-Düngeeffekt“, wohingegen Mais nur unter wasserlimitierenden Bedingungen von dem Effekt profitieren kann (Farquhar et al. 1978; Drake et al. 1997; Ainsworth und Rogers 2007; Leakey 2009).

Auch Wilcox und Makowski (2014) erklären, dass die Erhöhung der CO₂-Konzentration in der Atmosphäre hilft, die negativen Auswirkungen der durchschnittlichen Temperaturerhöhung und Niederschlagsverringerung auf die Entwicklung der Weizenerträge zu kompensieren. Die positive Nutzung erhöhter CO₂-Konzentrationen durch Weizen als C3-Pflanze kann daher auch Grund dafür sein, dass die Ertragsprojektionen von Weizen in allen Großregionen Ackerbau tendenziell positiv sind, wobei sich die Anbauggebiete in ihren klimatischen Bedingungen und Bodeneigenschaften erheblich unterscheiden. Dennoch können unterschiedliche Bodenbedingungen die Variabilität der Ertragsprojektionen innerhalb der Großregionen, aber auch zwischen den einzelnen Großregionen begründen (Abbildung 3-2). Kersebaum und Nendel (2014), die auch in unserer Meta-Analyse berücksichtigt wurden, zeigen, dass die Wirkung erhöhter CO₂-Konzentrationen nicht ausreicht, um die negativen Auswirkungen an Standorten mit geringer Wasserspeicherkapazität und zunehmender Sommertrockenheit auszugleichen. Ähnlich stellten van Ittersum et al. (2003) fest, dass die Erträge von Weizen in Australien bei einem zukünftigen Temperaturanstieg von +3 °C zwar auf guten Böden zunehmen, nicht aber auf Sandböden. Patil et al. (2012) begründen die Ertragsschwankungen von Weizen an zwei Standorten in Dänemark damit, dass im Vergleich zu grobsandigen Böden der Ertrag auf sandigen Lehm Böden aufgrund der tieferen Durchwurzelung des Bodens höher ist.

Der Einfluss veränderter Niederschlagsverteilungen im Laufe eines Jahres wurde in unserer Meta-Analyse nicht betrachtet. Viele Studien, wie Manderscheid et al. (2014) oder Peichl et al. (2019) gehen jedoch davon aus, dass C4-Pflanzen voraussichtlich besonders dann vom erhöhten CO₂-Gehalt in der Atmosphäre profitieren, wenn das pflanzenverfügbare Wasser begrenzt ist, da die Empfindlichkeit gegenüber Trockenheit verringert ist. Taube und Herrmann (o. J.) stützen diese Aussage mit dem Ergebnis, dass Grünland bei zunehmenden Trockenstress in den Sommermonaten von einem Anstieg der CO₂-Konzentration durch Wassereinsparung profitiert. Die Verringerung von Dürreverlusten, durch erhöhte CO₂-Gehalte, kann nach Webber et al. (2018) für Mais in Deutschland um 2050 wirksam sein, auch wenn eine erhöhte CO₂-Konzentration in der Atmosphäre nicht in der Lage war, Dürreverluste in ertragsarmen Jahren zu verringern.

Weitere ertragsbeeinflussende Faktoren, wie die Verwendung unterschiedlicher Sorten, landwirtschaftlichen Praktiken (z. B. Nährstoffmanagement, Bewässerung, Aussattermin, Bodenbearbeitung) oder Mechanisierungsgrade konnten wir in dieser Meta-Analyse nicht untersuchen, da nicht genügend Studien explizit darauf eingingen. Challinor et al. (2014) untersuchten beispielsweise in ihrer Meta-Analyse den Einfluss veränderter klimatischer Bedingungen unter der Nutzung verschiedener Anpassungsoptionen und kamen zu dem Ergebnis, dass die durchschnittliche Reaktion von Weizen auf den Klimawandel ohne Anpassung sowohl in den tropischen als auch in den gemäßigten Regionen eine Ertragsminderung ist, während Anpassungsoptionen wie Aussattermin, Bewässerung oder technischer Fortschritt klare Vorteile für das Wachstum und die Erträge von Weizen erzielten. Degener und Kappas (2015) und Southworth et al. (2000) betonen mit ihren Ergebnissen, dass die Wahl der Maissorte einen entscheidenden Einfluss darauf hat, wie sich die Erträge unter dem zukünftigen Klima entwickeln. So reicht bereits ein Anstieg der Temperatursumme von 100 °C in Niedersachsen um 2030 aus, um die Wachstumsperiode spätreifer Sorten zu vervollständigen und den Ertrag positiv zu beeinflussen.

3.4.2 Methodische Aspekte

Wir stellen in unserer Meta-Analyse fest, dass der Ansatz des Ertragsmodells einen nicht unerheblichen Einfluss auf die simulierten Erträge von Weizen und besonders Mais hat. Während statistische Ertragsmodelle tendenziell

sinkende Maiserträge um 2050 projizierten, ist die Ertragsentwicklung prozessbasierter Modelle im Wesentlichen positiver zu betrachten. Dagegen projizierten sowohl prozessbasierte als auch statistische Ertragsmodelle tendenziell positive Ertragsentwicklungen von Weizen, jedoch mit sehr großen Streuungen.

Ciscar et al. (2018) beschäftigten sich mit der Frage, ob die berichteten Ertragschwankungen bereits veröffentlichter Forschungsberichte aus der Nutzung verschiedener Ertragsmodellansätze stammen können und zeigen auf, dass die Vorhersagen einzelner prozessbasierter Modelle zwar stark von den Vorhersagen statistischer Modelle abweichen, der Ensemble-Durchschnitt prozessbasierter Modelle jedoch gut mit denen statistischer Modelle übereinstimmt. Lobell und Asseng (2017) zeigten, dass es durchaus noch Unterschiede in der Modellierung der Auswirkungen einzelner Klimavariablen gibt und auch Bassu et al. (2014) oder Webber et al. (2018) berichten, dass die Ertragsprojektionen vor allem von Silomais durch die Verwendung unterschiedlicher Ertragsmodelle, -ansätze und/oder globaler Klimamodelle stark beeinflusst wird. Bassu et al. (2014) empfehlen für zukünftige Analyse von Silomaiserträgen daher die Nutzung von Ensemble-Werten.

Nach Müller et al. (2011) vereinfachen Ertragsmodelle die Gegebenheiten der realen Welt zudem sehr stark und führen somit selbst eine Vielzahl von Unsicherheitsfaktoren in die Meta-Analyse ein. Knox et al. (2016) beschreiben diese Meta-Analyse-spezifischen Unsicherheiten als sog. Effect Modifiers. Demnach decken die untersuchten Studien nicht nur eine Reihe verschiedener Standortfaktoren und Zeithorizonte ab, sondern nutzen unterschiedliche Annahmen zu agrarökologischen Bedingungen, dem Züchtungs- und Technologiefortschritt und/oder landwirtschaftlichen Praktiken (z. B. Bewässerung). Die Prognose der zukünftigen Pflanzenproduktivität unter sich ändernden klimatischen Bedingungen kann aber auch mit anderen Unsicherheitsfaktoren behaftet sein, wie der Nutzung unterschiedlicher Klima- bzw. Regionalisierungsmodelle (einzeln oder im Ensemble) oder einzelner Emissionsszenarien.

Schlussendlich ist zu beachten, dass weder alle veröffentlichten Studien noch Ertragsprojektionen zu diesem Thema in die Meta-Analyse betrachtet werden konnten. So enthält unser Datensatz nur die Daten, die unter Beachtung der Einschlusskriterien einbezogen werden konnten und auch nur die Studien, die bis zum Zeitpunkt der Literaturrecherche veröffentlicht wurden. Zudem ist die Untersuchung der Entwicklung der Erträge um 2050 für ganz Deutschland auf die Standorte und Klimafaktoren beschränkt, die in den verschiedenen Studien untersucht wurden. Eine Analyse der Ertragsentwicklungen in Abhängigkeit veränderter interannueller Niederschlagsverteilungen, Temperaturschwankungen oder Extremwetterereignissen konnte aufgrund der geringen Anzahl verfügbarer Studien nicht durchgeführt werden.

3.5 Schlussfolgerungen

Unsere Meta-Analyse zeigt, dass die projizierten Erträge um 2050 für Weizen im Mittel tendenziell steigen, während für Mais im Mittel tendenziell leicht sinkende bis keine Ertragsveränderungen projiziert werden. Die Ergebnisse unterscheiden sich hierbei jedoch zwischen verschiedenen Regionen und dem genutzten Ertragsmodellansatz. So wurden für Mais in Ost- und Süddeutschland und unter Verwendung statistischer Modelle überwiegend negative mittlere Ertragsentwicklung projiziert, wohingegen für Weizen in ganz Deutschland und mit allen Modellansätzen Ertragssteigerungen projiziert werden. Insgesamt profitiert Winterweizen jedoch vor allem vom CO₂-Düngeeffekt, was einen Großteil der positiven Ertragsentwicklung im Winterweizen erklärt.

Man muss sich jedoch darüber im Klaren sein, dass die Ergebnisse der betrachteten Studien durch die untersuchten Versuchsstandorte, Klimamodelle und Zeitscheiben sowie die verwendeten Modelle beeinflusst werden und entsprechende Unsicherheiten mit sich bringen. Schlussendlich unterscheiden sich die angewandten Ansätze auch hinsichtlich des Umfangs und der Art der zusätzlichen Informationen, z. B. über Anbaupraktiken, Schädlinge und Krankheiten, Anpassung und andere Faktoren, die ebenfalls die Erträge beeinflussen können.

4 Prozessbasierte Modellierung von Erträgen

Weltweit beeinflusst die Klimaänderung die Agrarwirtschaft bereits durch verschiedenste Mechanismen und Wirkkomplexe, getrieben durch steigende Temperaturen, veränderte Niederschlagsmuster und erhöhte atmosphärische CO₂-Konzentrationen (Makowski et al. 2020). Die in vielen Studien prognostizierten zunehmend negativen Klimaeinflüsse auf die landwirtschaftliche Produktion unterstreichen die Notwendigkeit die Auswirkungen des Klimawandels zu bewerten und Anpassungsmöglichkeiten zur Sicherung der Nahrungsmittelproduktion in der Zukunft zu entwickeln (Asseng et al. 2015; Myers et al. 2014). Damit einhergehende Änderungen der Anbaubedingungen stellen die Landwirtschaft generell vor große Herausforderungen (Aggarwal et al. 2019; Rosenzweig et al. 2014; Zhao et al. 2017). Neben pflanzlichen Züchtungsfortschritten sowie dem technischen Fortschritt, stellen praktische Agrarmanagementmethoden eine Stellschraube dar, die großen Herausforderungen der zukünftigen landwirtschaftlichen Produktion zu bewältigen. Zur Untersuchung und Abschätzung klimabedingter Ertragseffekte sowie zur Entwicklung und Bewertung der Wirksamkeit neuer genetischer Ressourcen, agrartechnologischer Anwendungsmethoden und sonstiger klimaresilienter Agrarpraktiken können prozessbasierte Agrar-Ökosystem-Modelle (AÖM) einen großen Beitrag leisten (Casadebaig et al. 2016; Chenu et al. 2017; Ewert et al. 2015; Makowski et al. 2020). AÖM sind Pflanzenwachstumsmodelle, die anhand von Input Daten zu Genotyp, standortspezifischen Bodendaten, täglichen Wetterdaten sowie Daten zu ackerbaulichen Management die phänologische Entwicklung sowie Biomasse- und Ertragsbildung der entsprechenden Modellpflanze simulieren. Dabei wird das gesamte Boden-Pflanze-Atmosphäre-System in stündlichen bis täglichen Zeitschritten simuliert.

Gegenstand der diesem Kapitel zugrundeliegenden Arbeit ist die Ertragsmodellierung mittels prozessbasierter Agrar-Ökosystem-Modelle unter Verwendung einer Reihe repräsentativer Klimaszenarien des Deutschen Wetterdienst (DWD) und Szenarien zu der Entwicklung der atmosphärischen CO₂-Konzentration. Dabei sollen die Ertragsbildung und -entwicklung der wichtigsten Ackerkulturen für den Referenzzeitraum 1971-2000 und den Untersuchungszeitraum 2031-2060 simuliert werden. Um die Unsicherheiten, die mit Ertragsmodellierungen einhergehen, abschätzen zu können und die räumlichen Auswirkungen des Klimawandels einzufangen, werden zwei verschiedene Ansätze verfolgt: (1) die flächendeckende Ertragsmodellierung der acht wichtigsten Ackerkulturen Deutschlands unter Verwendung des Pflanzenwachstumsmodells MONICA (Kapitel 4.1) und (2) die punktbasierte Ertragsmodellierung von Winterweizen, als eine der wirtschaftlich bedeutendsten landwirtschaftlichen Kulturen Deutschlands, in 12 repräsentativen Weizenanbaugebieten unter Verwendung eines Multi-Model-Ensembles (Kapitel 4.2). Die Nutzung eines Multi-Model-Ensembles (MME), also mehrerer Modelle zur Bearbeitung derselben Zielstellung, erlaubt es, robustere Aussagen zu treffen und ermöglicht zudem modellspezifische Unsicherheiten aufzuzeigen und zu bewerten (Martre et al. 2015; Wallach et al. 2018).

4.1 Prozessbasierte Ertragsmodellierung der acht Hauptfruchtarten mit MONICA

Federführung: Claas Nendel (ZALF), Clemens Jänicke (ZALF), Diana-Maria Seserman (ZALF), Michael Berg-Mohnicke (ZALF) und Susanne Schulz (ZALF).

Das Ziel dieser Untersuchung ist es, die Ertragsänderungen zwischen den zwei Zeitscheiben 1971-2000 und 2031-2060 flächendeckend zu modellieren. Die Simulationen wurden mit dem Pflanzenwachstumsmodell MONICA für Winterweizen, Wintergerste, Winterraps, Silomais, Winterroggen, Sommergerste, Kartoffel und Zuckerrübe vorgenommen. Die Erträge dieser Kulturen wurden unter Verwendung der Klimaszenarien des DWD in Kombination mit passenden Trajektorien der atmosphärischen CO₂-Konzentration simuliert. Im Folgenden werden zuerst die Daten und der Simulationsaufbau genauer beschrieben, bevor die Ergebnisse dargestellt und diskutiert werden.

4.1.1 Daten

Für die Berechnung der Simulationen benötigt MONICA Informationen zum Klima, zum Boden, zu den pflanzentypischen Merkmalen und zum Management. Die einzelnen Inputdaten werden in diesem Kapitel beschrieben.

4.1.1.1 Bodendaten

Als Input für die Bodendaten wurde die Bodenübersichtskarte der Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe (BGR) verwendet (AG Boden 2021). Das BGR stellt die Bodenübersichtskarte (BÜK200) als Vektordateien in einem Maßstab von 1:200.000 zur Verfügung, welche die Verbreitung von Bodengesellschaften flächendeckend für Deutschland zeigt. Sie ist komplementiert mit einer Sachdatenbank zum Aufbau der Böden. Für die Verwendung in MONICA wurde die BÜK200 in ein Raster mit einer Auflösung von 1 km x 1 km überführt. Für jede Rasterzelle wurden Angaben zur Bodentexturklasse, dem Anteil organischen Kohlenstoffs, und der Bodenrohichte aus der Sachdatenbank extrahiert. Zusätzlich wurde das European Digital Elevation Model (EU-DEM), Version 1.1 (2016), verwendet, um die mittlere Höhe und die mittlere Hangneigung jeder Zelle der BÜK200 zu ermitteln. Die gerasterte Bodenkarte wurde sowohl für die Kalibrierung des Modells, als auch für die Simulation des zukünftigen Ertragsniveaus verwendet.

4.1.1.2 Meteorologische Daten

MONICA benötigt für die Simulation des Pflanzenwachstums tägliche Klimadaten (Minimumtemperatur, Maximaltemperatur, Niederschlag, Windgeschwindigkeit, relative Luftfeuchte und Globalstrahlung).

Für die Kalibrierung des Modells an deutschlandweite Observationen wurden historische Klimadaten aus dem Climate Data Center des Deutschen Wetterdienstes (DWD) für die Jahre 1990 bis 2019 verwendet (Krähenmann et al. 2018). Die Daten lagen als Rasterdaten vor und wurden aus Beobachtungen des DWD-Stationsnetzwerkes interpoliert. Diese wurden an die Ausdehnung, Projektion und Auflösung der Bodenkarte angepasst.

Die Simulationen zukünftiger Erträge wurden mit Klimavariablen aus dem DWD-Kernensemble (v2018) durchgeführt (Dalelane et al. 2018; Krähenmann et al. 2021). Drei Szenarien, RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5, mit insgesamt 17 regionalen Klimaprojektionen, wurden in einer Auflösung von 5 km betrachtet. Für eine feinräumigere Analyse, wurden sie in ein 1 km-Raster umgerechnet und an die Ausdehnung und Projektion der Bodenkarte angepasst. Da es sich um Re-Analysedaten handelte, umfassten die Zeitreihen auch historische Zeiträume. Um Veränderungen zwischen dem historischen und dem zukünftigen Ertragsniveau zu simulieren, wurden die DWD-Daten der Jahre 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060 verwendet.

Für jede der 17 regionalen Klimaprojektionen wurde mit MONICA ein Verlauf der atmosphärischen CO₂-Konzentration pro Szenario berechnet. Diese CO₂-Verläufe wurden als weitere Klimavariablen in die Simulation miteinbezogen.

4.1.1.3 Kulturartenspezifische Masken

Die Simulationen der Erträge für jede einzelne Ackerkultur erfolgte auf den kulturartenspezifischen Anbaubereichen, welche mit Hilfe von Landnutzungskarten identifiziert wurden (Blickensdörfer et al. 2022). Die Karten basieren auf Fernerkundungsdaten und zeigen die landwirtschaftliche Landnutzung aus den Jahren 2017 bis 2019 in einer Auflösung von 20 m. Für jede der Kulturarten wurden alle Anbauflächen von 2017 bis 2019 zusammengefasst und in die Ausdehnung, Projektion und Auflösung der Bodenkarte umgerechnet. Bei dem Re-Sampling in die 1 km x 1 km Auflösung wurden nur Rasterzellen als Anbaufläche ausgewiesen, die zu mindestens 25 % der Gesamtfläche der Zelle mit der jeweiligen Ackerkultur bebaut wurden.

4.1.1.4 Feldexperimentaldaten

Die verwendeten Feldexperimente stammen aus Braunschweig und Hohenfinow (Weigel et al. 2006; Mirschel et al. 2019). In Braunschweig wurden von 1999 bis 2008 mithilfe der FACE-Technologie (engl. free air CO₂ enrichment) und Wasserrückhaltemaßnahmen der CO₂-Düngeeffekt, Dürreeffekte und deren Interaktionen untersucht. Das Experiment in Hohenfinow wurde von 1992 bis 1997 durchgeführt, mit dem Ziel, die Dynamiken des Wasserkreislaufs und des Stoffkreislaufs zu untersuchen. In beiden Experimenten wurden Bodeninformationen und tägliche meteorologische Messungen gesammelt sowie Messungen zu den phänologischen Phasen, der oberirdischen Biomasse, dem Blattflächenindex und den Erträgen über den gesamten Zeitraum durchgeführt. Das Braunschweiger Feldexperiment wurde verwendet, um MONICA auf das Wachstum von Winterweizen, Silomais, Wintergerste und Zuckerrübe zu kalibrieren. Die Daten aus Hohenfinow wurden für die Kalibrierung von Winterroggen und Sommergerste verwendet. Für Kartoffeln und Winterrapen standen keine Feldexperimente zur Verfügung.

4.1.1.5 Phänologische Referenzdaten

Für die Kalibrierung der phänologischen Phasen in MONICA wurden deutschlandweite Beobachtungen der Jahre 1999 bis 2019 aus dem phänologischen Jahresmelder des DWDs verwendet (Kaspar et al. 2014). Über diesen Zeitraum hinweg lagen phänologische Beobachtungen für 1967 Standorte vor. Eine Übersicht der verfügbaren Wachstumsphase für die einzelnen Ackerkulturen ist in Tabelle A 2-1 im Anhang zu finden. Für Kartoffeln lagen keine Beobachtungen vor und für Sommergerste waren nur Werte von 2014 bis 2019 verfügbar.

Des Weiteren wurden die Daten zum Bestellungsbeginn als Input für die Aussaattermine in den Simulationen benutzt. Um regional variierende Aussaattermine zu ermitteln, wurden für jede einzelne Ackerkultur und für jeden Standort alle Bestellungsbeginne der Jahre 1999 bis 2019 gemittelt.

4.1.1.6 Gemeldete Ertragsdaten

Als Referenz für das mittlere Ertragsniveau wurden die gemeldeten Erträge der statistischen Ämter des Bundes und der Länder (Statistische Ämter des Bundes und der Länder 2021) für die Kalibrierung von 1999 bis 2019 herangezogen. Die gemeldeten Erträge lagen als jährliche, mittlere Erträge pro Landkreis und als Mittelwerte für ganz Deutschland vor. In den beobachteten Ertragsdaten wurde ein steigender Trend der Erträge aufgrund von Züchtungsfortschritten und weiteren ertragsbegünstigenden Entwicklungen beobachtet (Bönecke et al. 2020; Hampf et al. 2020). Da dieser Trend nicht in MONICA berücksichtigt werden kann, wurde er mithilfe eines linearen De-Trendings herausgerechnet. Zur Überprüfung der räumlichen Variabilität wurden die gemeldeten Landkreisertragsdaten über die Referenzperiode hinweg gemittelt. Als Referenz für den zeitlichen Verlauf der Ertragsentwicklung wurden die mittleren deutschlandweiten Ertragswerte benutzt.

4.1.1.7 Annahmen zum Management

Für die deutschlandweiten Kalibrierungen und Ertragssimulationen wurden Annahmen zum Aussaattermin, zur Düngung und zum Erntetermin getroffen (Tabelle 4-1). Es wurde ein Düngeregime angenommen, welches sicherstellt, dass keine Stickstoffunterversorgung auftritt.

Tabelle 4-1: Annahmen zum Management je Ackerkultur für die Ertragssimulationen mit MONICA.

Management-schritt	Winterweizen	Wintergerste	Winterroggen	Winterrapsp	Silage-Mais	Sommergerste	Zucker-rübe	Kartoffel
Aussaat (regional variierend)	261. - 294. TdJ*	253. - 271. TdJ	255. - 285. TdJ	227. – 245. TdJ	107. - 125. TdJ	64. - 118. TdJ	73. - 124. TdJ	54. - 134. TdJ
1. mineralische Düngegabe	60 TnA**, 40 kg/ha	55 TnA, 50 kg/ha	55 TnA, 50 kg/ha	1 TnA, 55 kg/ha	1 TnA, 110 kg/ha	55 TnA, 50 kg/ha	60 TnA, 40 kg/ha	60 TnA, 40 kg/ha
2. mineralische Düngegabe	120 TnA, 80 kg/ha	150 TnA, 150 kg/ha	150 TnA, 150 kg/ha	60 TnA, 75 kg/ha	30 TnA, 105 kg/ha	150 TnA, 90 kg/ha	120 TnA, 80 kg/ha	120 TnA, 80 kg/ha
3. mineralische Düngegabe	150 TnA, 40 kg/ha			120 TnA, 40 kg/ha			150 TnA, 40 kg/ha	150 TnA, 40 kg/ha
Ernte	Nach Erreichen der Reife							
Organische Düngung	1 TnE*** 15.000 kg N / ha				1 TnE; 15.000 kg N / ha			

*TdJ: Tag des Jahres; **TnA: Tage nach Aussaat; ***TnE: Tage nach Ernte

4.1.2 Methoden

Vor der Simulation wurde die neueste Version von MONICA (Version 3.3.1) in einem zweistufigen Verfahren kalibriert. Die Kalibrierung hatte das Ziel, die Ertragssimulationen der acht Kulturarten möglichst genau an Beobachtungen aus Feldexperimenten und der angewandten Landwirtschaft anzupassen. Im Folgenden wird zuerst auf die Kalibrierung des Pflanzenwachstumsmodells MONICA eingegangen und danach das Vorgehen bei der Modellierung der Ertragseffekte beschrieben.

4.1.2.1 Kalibrierung des Modells an Feldexperimente

Die erste Stufe der Kalibrierung beinhaltete eine Anpassung der Modellergebnisse an die Feldexperimentaldaten aus Braunschweig und Hohenfinow (siehe Kapitel 4.1.1.4). Das Ziel war es, die phänologischen Wachstumsphasen, das Wachstum der oberirdischen Biomasse, den Blattflächenindex und die finalen Erträge möglichst genau nachzuempfinden. Dabei wurden unterschiedliche Wachstumsbedingungen, wie z. B. verringerte Wasserverfügbarkeit oder erhöhte CO₂-Konzentrationen berücksichtigt. Die Parameter, die angepasst wurden, waren die Temperatursummen der einzelnen Wachstumsphasen, die spezifische Blattfläche, die maximale Assimilationsrate, der Pflanzenkoeffizient (Kc-Faktor), der Assimilationspartitionierungskoeffizient, die maximale Wurzeltiefe und Dürrestressparameter.

4.1.2.2 Kalibrierung des Modells an flächendeckende Beobachtungsdaten

Die zweite Stufe der Kalibrierung diente zum einen dazu, wichtige Wachstumsphasen auch flächendeckend über Deutschland hinweg möglichst genau zu simulieren. Die über mehrere Jahre hinweg stark schwankenden

Witterungen resultierten in ähnlich starken zeitlichen Schwankungen des Auftretens dieser Wachstumsphasen. Hierfür wurden die Temperatursummen der Wachstumsphasen jeder Ackerkultur nochmals angepasst. Zum anderen wurden ebenso flächendeckend die simulierten Erträge an das reale Ertragsniveau angepasst, da MONICA das optimale Pflanzenwachstum modelliert und damit die Erträge überschätzt. Dem zugrunde liegt, dass in der angewandten Landwirtschaft oft ertragsdämpfende Faktoren (z. B. Krankheits- oder Schädlingsbefall der Pflanzen) auf den finalen Ertrag Einfluss haben, welche aber nicht in MONICA Beachtung finden. Es wurde angenommen, dass sich die ertragsdämpfenden Faktoren letztendlich auf die Photosynthese-Fähigkeit der Pflanzen auswirken. Deshalb wurde ein Parameter angepasst, der sich auf die Photosynthese im Modell auswirkt und dadurch das Ertragsniveau dämpfen kann. Die Annahmen zum Management finden sich in Tabelle 4-1.

Als statistische Güte-Maße dienen der *normalisierte mittlere absolute Fehler* (engl.: *normalized Mean Absolute Error, nMAE*), der *normalisierte Verzerrungsfehler* (engl.: *normalized Mean Bias Error, nMBE*) und das *Bestimmtheitsmaß* (R^2). Der nMAE gibt größenunabhängig an wie weit simulierte Werte von Beobachtungswerte abweichen. Für die Berechnung wird die nachfolgend dargestellte Formel (1) benutzt, wo N die Anzahl der Datenpunkte ist, x_i für die Beobachtungswerte und \hat{x}_i für die Simulationswerte steht.

$$(1) \quad nMAE = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i|}{\sum_{i=1}^N x_i}$$

Der nMBE berechnet die mittlere Abweichung der Simulationswerte von den Beobachtungswerten und normalisiert diese mit dem Mittelwert der Beobachtungswerte, so dass ein Vergleich zwischen Ackerkulturen möglich ist. Für die Berechnung des nMBE wird Formel (2) benutzt, wo N die Anzahl der Datenpunkte ist, x_i für die Beobachtungswerte und \hat{x}_i für die Simulationswerte steht.

$$(2) \quad nMBE = \frac{\sum_{i=1}^N \hat{x}_i - x_i}{\sum_{i=1}^N x_i}$$

4.1.2.3 Simulationsaufbau zur Modellierung der Ertragsänderungen

Wie zuvor beschrieben, wurden die DWD-Klimaszenarien, die Bodendaten aus dem BÜK200, die Szenarien der atmosphärischen CO₂-Konzentration und die Erntemaschinen aufbereitet und zur Simulation der Ertragsänderungen verwendet. Für jede der 17 regionalen Klimaprojektionen und jede Ackerkultur wurde ein Simulationsdurchlauf von 1971 bis 2060 durchgeführt. Das Management wurde, wie in Tabelle 4-1 beschrieben, gewählt. Fruchtfolgen wurden in der Simulation nicht beachtet, d. h. jede Ackerkultur wurde in Nachfolge mit sich selbst angebaut.

Die mittleren Erträge wurden für die zwei Zeitscheiben 1971-2000 und 2031-2060 und für die drei repräsentativen Konzentrationspfade (RCP) in jeder Rasterzelle berechnet. Zuerst wurden die jährlichen Erträge über die verschiedenen Klimaszenarien hinweg gemittelt. Dann wurden die mittleren Erträge der zwei Jahresscheiben ermittelt. Als Letztes wurde die Ertragsänderung als prozentuale Differenz zwischen der historischen und der zukünftigen Jahresscheibe berechnet.

4.1.3 Ergebnisse

Im Folgenden wird zuerst auf die Ergebnisse der Kalibrierungen eingegangen. Danach werden die Ergebnisse der Ertragsmodellierungen im Detail beschrieben.

4.1.3.1 Ergebnisse der zweistufigen Kalibrierung

Im zeitlichen Verlauf lag der nMAE zwischen 0,08 (Winterraps) und 0,25 (Winterroggen, Abbildung A 2-1 im Anhang). Der nMBE war für alle Ackerkulturen, außer für Kartoffel und Zuckerrübe, leicht negativ, was auf eine leichte Unterschätzung der mittleren gemeldeten Erträge hindeutet. Für Winterraps und Kartoffeln lag das Bestimmtheitsmaß über 0,8, für Silomais bei ca. 0,6 und für Winterweizen, Wintergerste, Winterroggen und Sommergerste zwischen 0,2 und 0,5. Nur für Zuckerrübe wurde ein nicht zufriedenstellendes Bestimmtheitsmaß von 0,0 erreicht.

Die räumliche Abweichung der mittleren simulierten Erträge von den mittleren gemeldeten Erträgen pro Landkreis lag in den meisten Landkreisen zwischen -35 % und +30 % (Abbildung A 2-2 im Anhang). Der nMAE lag zwischen 0,04 (Kartoffel) und 0,12 (Winterroggen). Das Bestimmtheitsmaß ist für aller Ackerkulturen mit Blick auf die räumlichen Muster geringer als im zeitlichen Verlauf (Abbildung A 2-3 im Anhang). Es lag zwischen 0,02 (Winterroggen, Sommergerste und Wintergerste) und 0,19 (Silomais). Diese Ergebnisse offenbaren den Bedarf an weiterer Kalibrierung und zusätzlichen Feldexperimenten. MONICA überschätzte oft die Erträge in den Landkreisen Niedersachsens, während es die Erträge in Baden-Württemberg und Bayern oft unterschätzte. Teilweise stimmten die Über- und Unterschätzungen mit den Gebieten überein, in denen künstlich bewässert bzw. nicht künstlich bewässert wird, was sich insbesondere bei den Abweichungen für Kartoffeln zeigte. Räumlich aufgelöste Informationen zur künstlichen Bewässerung könnten die Simulationen verbessern.

4.1.3.2 Flächendeckende Ergebnisse der Ertragsmodellierung

Die Ertragsmodellierungen mit MONICA simulierten für Winterweizen überwiegend steigende Erträge unter Annahme der drei repräsentativen Konzentrationspfade RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Die mittleren Ertragsänderungen betragen ca. +2 % (RCP2.6) bis +6 % (RCP4.5 und RCP8.5, Abbildung 4-1). In allen drei Szenarien wurden die größten prozentualen Ertragssteigerungen in der Magdeburger Börde (Sachsen-Anhalt), in der Uckermark und im Oderbruch (Nordosten Brandenburgs), im Thüringer Becken (Nordosten von Thüringen) und im rheinhessischen Teil von Rheinland-Pfalz vorhergesagt (Abbildung 4-2). Mit steigender CO₂-Konzentration wurden größere Ertragssteigerungen modelliert. Während im RCP2.6-Szenario Veränderungen von bis zu +15 % simuliert wurden, waren insbesondere in Brandenburg, Sachsen-Anhalt und Thüringen Steigerungen von bis zu +30 % möglich. Ertragseinbußen von bis zu -25 % wurden in Schleswig-Holstein und Niedersachsen projiziert. Im Rest von Deutschland wurden ansonsten Ertragsänderungen von -5 % bis +5 % simuliert.

Für Wintergerste simulierte MONICA in den meisten Gebieten Deutschlands positive Ertragsänderungen (Abbildung 4-2). Wie bei Winterweizen stiegen auch bei Wintergerste die Erträge mit zunehmender CO₂-Konzentration. Im RCP2.6-Szenario gab es mittlere Ertragszunahmen von +5 %, im RCP4.5-Szenario von +8 % und im RCP8.5-Szenario von +10 % (Abbildung 4-1). Sachsen-Anhalt, Thüringen und Nordbayern wiesen die stärksten Ertragssteigerungen von bis zu 25 % auf. Ertragseinbußen von bis zu -25 % waren nur im westlichen Grenzgebiet von Niedersachsen und Nordrhein-Westfalen zu beobachten.

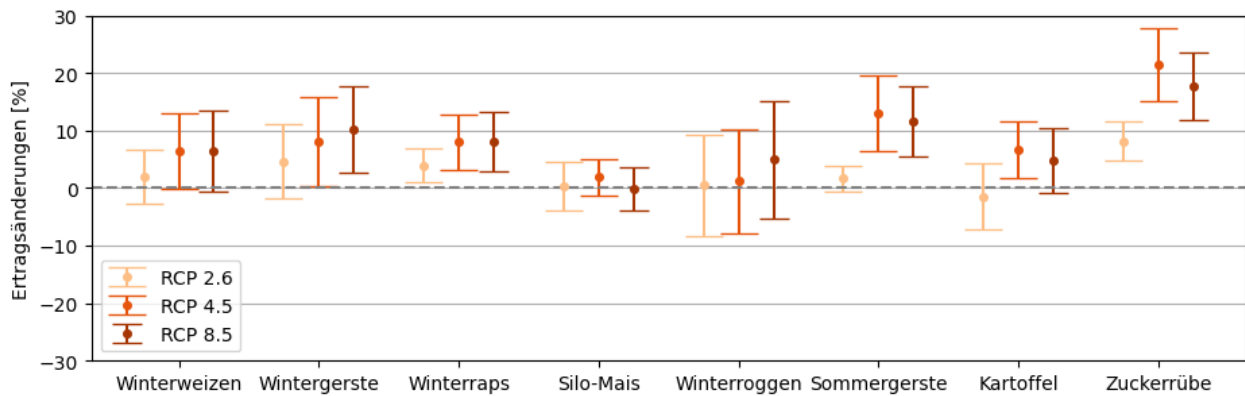


Abbildung 4-1: Mittelere Ertragsänderungen (Punkte) mit Standardabweichung (Striche) zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060

Winterraps wies in allen drei Szenarien fast ausschließlich gleichbleibende Erträge oder positive Ertragsänderungen auf. Auch hier berechnete MONICA die größten Ertragssteigerungen in Sachsen-Anhalt und Brandenburg unter dem RCP8.5-Szenario (Abbildung 4-2). Im Mittel wurden im RCP2.6-Szenario ca. +4 % und in den RCP4.5 und 8.5-Szenarios ca. +8 % Ertragszunahmen im Vergleich zur historischen Zeitscheibe modelliert (Abbildung 4-1).

Silomais ist die einzige Ackerkultur, für die im Mittel keine Ertragsänderungen simuliert wurden. Nur im RCP4.5-Szenario gab es leichte mittlere Ertragssteigerungen von +2 %. Jedoch gab es Unterschiede in den Ertragsänderungen zwischen den östlichen und den westlichen und südlichen Anbaugebieten Deutschlands (Abbildung 4-2). Während im Osten leichte Zuwächse von bis zu 10 % zu beobachten waren, gab es in Niedersachsen, Nordrhein-Westfalen und Bayern Ertragseinbußen von -10 bis -15 %.

Für Winterroggen war eine eindeutige Trennung zwischen den östlich gelegenen Anbaugebieten mit klaren Ertragssteigerungen von bis zu +15 % und den westlich gelegenen Anbaugebieten mit klaren Ertragseinbußen von bis zu -25 % auszumachen (Abbildung 4-3). Dies hat zur Folge, dass sich die mittleren Erträge unter Annahme des RCP2.6 und des RCP4.5 zwischen den zwei Zeitscheiben nur minimal veränderten (Abbildung 4-1). Nur im RCP8.5 stiegen die mittleren Erträge um +5 %. Die größten positiven Veränderungen zeigten sich abermals in Sachsen-Anhalt und Brandenburg.

Für Sommergerste bestand ein klarer Unterschied zwischen dem Szenario RCP2.6 und den anderen zwei Szenarien mit höherer CO₂-Konzentration (Abbildung 4-1). Während im erstgenannten Szenario kaum Ertragsänderungen zu sehen waren, stiegen die Erträge in den letztgenannten um +13 % (RCP4.5) und +12 % (RCP8.5) an. Räumlich waren die Trends innerhalb der Szenarien über alle Anbaugebiete sehr ähnlich (Abbildung 4-3).

Bei Kartoffeln war ein ähnlicher Trend wie bei Sommergerste zu beobachten. Im Szenario unter Annahme des RCP2.6 sanken die mittleren Erträge sogar um ca. -1 % (Abbildung 4-1). Die positiven Ertragsänderungen betragen in den anderen beiden Szenarien ca. +7 % (RCP4.5) und +5 % (RCP8.5). Anders als bei Sommergerste waren bei Kartoffeln jedoch starke räumliche Unterschiede auszumachen (Abbildung 4-3). Während im Westen von Niedersachsen teilweise Ertragseinbußen von -20 % möglich waren, insbesondere im RCP2.6-Szenario gab es in den restlichen Anbaugebieten gleichbleibende bzw. leicht steigende Erträge.

Die stärksten mittleren Ertragszuwächse wurden für Zuckerrüben modelliert. Während im RCP2.6-Szenario noch steigende mittlere Erträge von +8 % durch MONICA berechnet wurden, steigen die Erträge im RCP4.5-Szenario um ca. +21 % (Abbildung 4-1). Im Vergleich dazu fielen die Erträge im RCP8.5 Szenario auf +18 % wieder leicht ab. Die räumlichen Muster waren in den einzelnen Szenarien sehr homogen und variierten kaum (Abbildung 4-3).

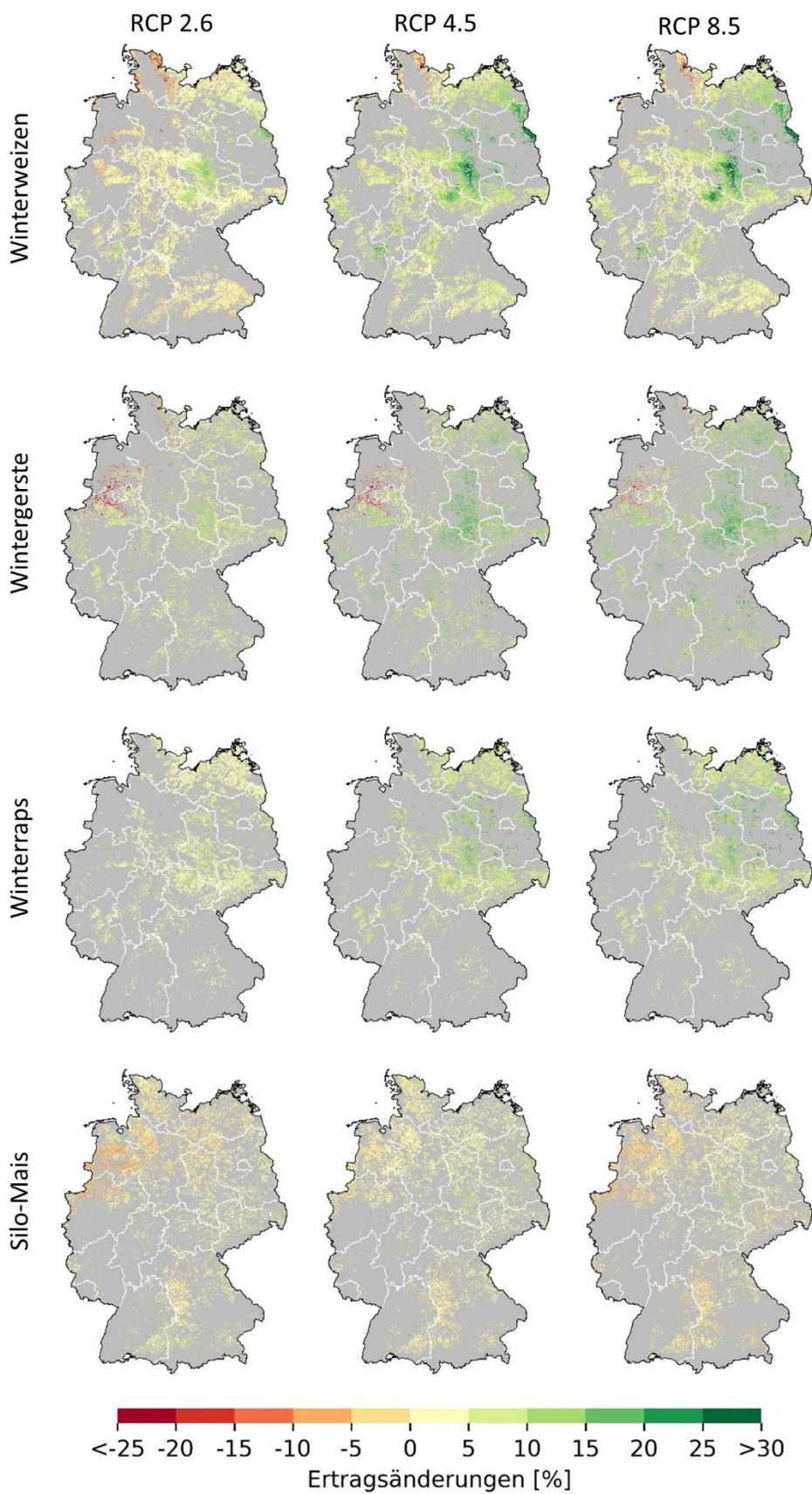


Abbildung 4-2: Flächendeckende Ertragsänderungen für Winterweizen, Wintergerste, Winterraps und Silomais zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060

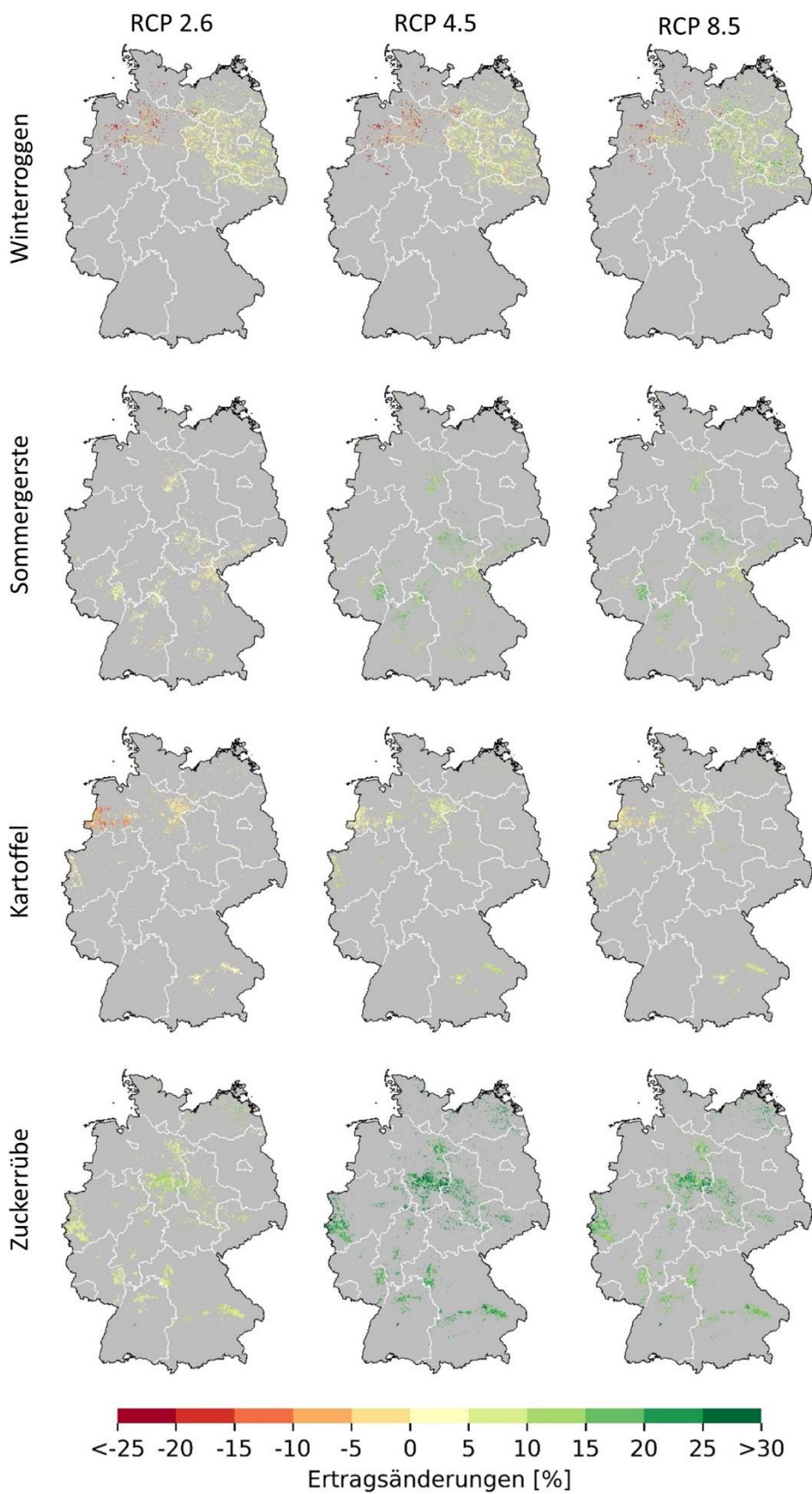


Abbildung 4-3: Flächendeckende Ertragsänderungen für Winterroggen, Sommergerste, Kartoffel und Zuckerrübe zwischen 1971 bis 2000 und 2031 bis 2060

4.1.4 Diskussion

Insgesamt ist zu erkennen, dass fast ausschließlich Ertragssteigerungen unter den angenommenen Szenarien simuliert wurden. Es gibt jedoch Unterschiede zwischen den einzelnen Ackerkulturen. Während für Winterweizen, Winterroggen, Wintergerste und Winterraps gilt, dass die höchsten Erträge mit der höchsten CO₂-Konzentration erreicht werden, erreichten Sommergerste, Kartoffel und Zuckerrübe die höchsten Erträge im RCP4.5-Szenario. Für Silomais blieb das Ertragsniveau auf dem Niveau von 1971 bis 2000. Diese starken Unterschiede sind wahrscheinlich auf die unterschiedliche CO₂-Bindung von C3- und C4-Pflanzen zurückzuführen. Während C4-Pflanzen, angepasst an Standorte mit hoher Temperatur und wenig Lichteinstrahlung, schon heute ihre CO₂-Bindung maximiert haben, profitierten C3-Pflanzen stärker von einer erhöhten CO₂-Konzentration in der Atmosphäre. Da Silomais, im Gegensatz zu den anderen Ackerkulturen eine C4-Pflanze ist, sind keine starken Ertragssteigerungen zu erwarten (Drake et al. 1997).

Auch räumlich variierten die Auswirkungen stark. Die größten Ertragssteigerungen von bis zu 30 % sind den Simulationen nach in Brandenburg, Sachsen-Anhalt und in Thüringen für Winterweizen, Wintergerste, Winterraps und Winterroggen zu erwarten, wo heute grundsätzlich eher niedrige Ertragserwartungen vorherrschen. Hier profitieren vor allem Standorte, an denen Böden mit einer hohen Wasserhaltekapazität zu finden sind (Schwarzerden der Lössbörden, Grundmoränen in der Uckermark), die die von den Klimamodellen projizierten höheren Winterniederschläge aufnehmen und im Frühjahr an die Pflanze abgeben können. Ertragsminderungen für Winterweizen, Wintergerste, Silomais, Winterroggen und Kartoffeln projiziert das Modell an der Ostseeküste Schleswig-Holsteins, im Westen von Niedersachsen und im Norden von Nordrhein-Westfalen. Hier werden vorwiegend hohe Erträge erzielt und eine Zunahme an ertragsreduzierenden Ereignissen (Trockenheit, Hitze) macht sich hier deshalb besonders stark bemerkbar. Diese Ergebnisse sind jedoch unter Berücksichtigung einiger Limitationen, wie sie im Folgenden beschrieben werden, zu betrachten.

Ein Pflanzenwachstumsmodell ist nur eine Annäherung an die Wirklichkeit und kommt daher mit einigen Unsicherheiten, die bei einer Betrachtung der Ergebnisse kritisch reflektiert werden sollten. Zum einen sind einige Prozesse, die das Pflanzenwachstum beeinflussen, im MONICA-Modell nicht enthalten. Hierbei handelt es sich z. B. um ertragsenkende Faktoren, wie Krankheiten, Pilzbefall oder Hagelschlag, deren zeitliches und örtliches Auftreten derzeit noch nicht ausreichend gut durch Modelle abgebildet und somit nicht als Information in MONICA eingehen kann. Da diese Faktoren sich negativ auf die wirklich zu erreichenden Erträge auswirken würden, ist zu erwarten, dass die Simulationen in dieser Untersuchung die Erträge tendenziell überschätzen. Des Weiteren hat eine Studie mit einem Ensemblemodell für Winterweizen gezeigt, dass die Unsicherheiten von prozessbasierten Pflanzenwachstumsmodellen mit steigenden Temperaturen und steigender CO₂-Konzentration zunehmen (Asseng et al. 2013). Für die Zuckerrübe bleibt festzuhalten, dass diese bei sehr guten Wachstumsbedingungen durch ihre Zucker-Einlagerungskapazität begrenzt ist und durch Zuckereinlagerung in den Blättern reagiert. Dieser Mechanismus ist im Modell nicht verwirklicht, die Ertragszuwächse also möglicherweise überschätzt.

Zudem müssen bei Simulationen mit Pflanzenwachstumsmodellen einige Annahmen zum Verhalten der Landwirte und Landwirtinnen getroffen werden. So auch in MONICA, welches genaue Angaben für das Management jeder einzelnen Ackerkultur benötigt. Da jedoch nur wenige flächendeckende Datensätze zum Management in der Landwirtschaft vorhanden sind und viele Informationen, wie z. B. zur Düngung oder zur Bewässerung fehlen, muss auf allgemeine Empfehlungen zur Bewirtschaftung zurückgegriffen werden. Damit können jedoch regionale Unterschiede im Anbau nicht in Betracht gezogen werden. In den Simulationen dieser Untersuchung wurde z. B. angenommen, dass über alle Regionen hinweg das gleiche Düngeregime benutzt und keine künstliche Bewässerung vorgenommen wird. Somit gibt es in den Simulationen keine Unterschiede in der Nutzungsintensität zwischen verschiedenen Regionen und Betrieben. Die wirklichen Einflüsse des Klimawandels auf die Landwirtschaft hängen jedoch stark von Betriebseigenschaften, wie z. B. Betriebsgröße, Nutzungsintensität und Landnutzung ab (Reidsma et al. 2010). Für eine umfassendere Analyse müssten diese mitsimuliert werden.

Zudem blieben die Annahmen über den ganzen Simulationszeitraum gleich, was impliziert, dass sich der Landwirtschaftssektor nicht an das sich ändernde Klima anpassen wird. Beispielsweise wurden mögliche Anpassungen in den Genotypen der Ackerkulturen und der Anbaufläche an das veränderte lokale Klima nicht beachtet. Zudem wurde für jede Ackerkultur und jede Region ein Aussaatdatum festgelegt, was in allen Jahren der Simulation gleichgeblieben ist. Jedoch ist zu erwarten, dass sich mit wärmer werdenden Jahreszeiten die Aussaat- und Erntetermine ändern werden.

Eine weitere Unsicherheitsquelle kann aus den Klima- und Bodeninputs im Modell resultieren. Die verwendeten Daten der Klimaprojektionen überschätzen beispielsweise die Niederschlagswerte der Übergangsjahreszeiten, weshalb früh auftretende Dürren in wichtigen Wachstumsphasen (z. B. während des Schossens) nicht gut abgebildet werden. Es ist deshalb wahrscheinlich anzunehmen, dass die Erträge in den Simulationen überschätzt werden. Darüber hinaus erfordern die kulturspezifischen Parameter eine stärkere Kalibrierung durch Feldversuche unter einer Vielzahl von standortspezifischen Bedingungen, einschließlich unterschiedlicher Ackerkulturen und Bewirtschaftung. Das Fehlen von Referenzdaten für Winterraps und Sommergerste führte beispielsweise dazu, dass ein allgemein gültiger Satz von Parametern verwendet und somit regionale Unterschiede bei den Genotypen ignoriert werden mussten. Dies könnte sich auf die räumlichen Muster der Ertragsänderungen auswirken.

4.2 Prozessbasierte Ertragsmodellierung von Winterweizen mittels Multi-Model-Ensemble

Federführung: Christian Jorzig (Julius Kühn-Institut), Ashifur Rahman Shawon (Julius Kühn-Institut) und Til Feike (Julius Kühn-Institut)

Ziel der diesem Kapitel zugrundeliegenden Arbeit ist, anhand eines prozessbasierten Multi-Model-Ensembles mögliche, aufgrund sich ändernder klimatischer Bedingungen entstehende Ertragseffekte auf die Produktion von Winterweizen, als eine der wirtschaftlich bedeutendsten landwirtschaftlichen Kulturen in Deutschland, zur Mitte des 21. Jahrhunderts zu untersuchen. Dazu werden simulierte Weizenerträge des Referenzzeitraums 1971-2000 mit den simulierten Erträgen des Untersuchungszeitraum 2031-2060 an ausgewählten Standorten relevanter Weizenanbaugebiete in Deutschland und unter Annahme einer Reihe von Klimaszenarien verglichen.

4.2.1 Material und Methoden

4.2.1.1 Klimadaten für die Ertragsmodellierung

Die für die vorliegende Ertragsmodellierung genutzten Klimadaten entstammen dem Kernensemble des Deutschen Wetterdienst (DWD). Das DWD-Kernensemble ist eine Zusammenstellung aus 17 Klimaszenarien verschiedener Globaler Klimamodelle (Global Climate Models - GCMs) und Regionaler Klimamodelle (Regional Climate Models - RCMs) und stellt somit selbst ein Multi-Model-Ensemble dar. Diese 17 Klimaszenarien wurden aus dem ca. 100 Klimamodelle umfassenden DWD-Referenzensemble ausgewählt, um einen repräsentativen Querschnitt des Spektrums gegenwärtiger Klimamodellierungen abzubilden. Von den 17 Klimaszenarien unterliegen fünf Szenarien dem Repräsentativen Konzentrationspfad (Representative Concentration Pathway - RCP) 2.6 und jeweils sechs Szenarien RCP4.5 und RCP8.5. Die jeweiligen RCPs unterliegen bestimmten Prämissen für die Entwicklung zukünftig möglicher Klimaänderungen, basierend u. a. auf der Nutzungsintensität fossiler Energieträger und daraus resultierender Konzentration klimarelevanter Treibhausgase in der Atmosphäre (Moss et al. 2010; van Vuuren et al. 2011). RCP2.6 steht hier für eine vergleichsweise moderate Klimaänderung und RCP8.5 für eine entsprechend drastische Klimaänderung (Tabelle 4-2).

Tabelle 4-2: Den verschiedenen Klimaszenarien zur Ertragsmodellierung von Winterweizen (*Triticum aestivum*) in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts zugrundeliegende Repräsentative Konzentrationspfade (RCPs) und Beschreibung der jeweiligen Szenarienentwicklung.

Szenario	Szenarienentwicklung
RCP8.5	Ähnlich dem A2-Szenario. Über 1370 ppm CO ₂ -Äquivalent im Jahr 2100, der Strahlungsantrieb bleibt bis 2300 auf hohem Niveau
RCP4.5	Moderate Entwicklung, ähnlich dem B1-Szenario. Anstieg des CO ₂ -Äquivalent bis 2100 auf 650 ppm, der Strahlungsantrieb bleibt bei abnehmenden Emissionskonzentrationen bis 2300 auf gleichem Niveau
RCP2.6	"Peak-Szenario", d. h. Anstieg der Treibhausgasemissionen bis 2020 auf ca. 490 ppm, danach konstanter Treibhausgasemission- und Strahlungsantriebsrückgang auf etwa 3 Wm ⁻² im Jahr 2100. Vergleichbar dem E1-Szenario

Die RCPs variieren hinsichtlich der atmosphärischen CO₂-Konzentration, als einer der größten Einflussfaktoren auf potenzielle Ertragsentwicklung, wie folgt: Während diese zu Beginn des hier behandelten Untersuchungszeitraum im Jahr 2031, mit 433 ppm bei RCP2.6 und 452 ppm bei RCP8.5, noch recht eng beieinanderliegen, unterscheiden sie sich im Jahr 2060 um bis zu 160ppm bzw. 27 %, mit 442 ppm bei RCP2.6, 508 ppm bei RCP4.5 und 602 ppm bei RCP8.5. Für die Simulation der Erträge im gewählten Referenzzeitraum von 1971 bis 2000 wurden historische Messdaten der Wetterstation Mauna Loa auf Hawaii berücksichtigt. Die verwendeten Klimadaten setzen sich zusammen aus Klimamodell-spezifischen, tagesbasierten

Wettersimulationen und umfassen unter anderem die Parameter Maximaltemperatur, Minimaltemperatur, Niederschlag, und Globalstrahlung.

4.2.1.2 Produktionsstandorte für die Ertragsmodellierung

Die Modellierung zur Entwicklung potenzieller zukünftiger Erträge für Winterweizen in Deutschland wird punktbasiert anhand einer Reihe repräsentativer Standorte bedeutender Weizenanbauregionen in Deutschland durchgeführt. Landwirtschaftliche Regionen mit vergleichbaren Anbaubedingungen für eine Kulturart werden in sogenannte Boden-Klima-Räume (BKR) zusammengefasst (Abbildung 4-4). Die untersuchten Produktionsstandorte decken ein breites Spektrum dieser vielseitigen im Bundesgebiet vorhandenen Weizenanbaubedingungen mit unterschiedlichen Bodenarten und klimatischen Gegebenheiten ab. Die Auswahl beinhaltet u. a. sandige, diluviale Böden des nordostdeutschen Tieflands, leichte Lehmböden Niedersachsens sowie die Jülicher Börde, die Rheinebene oder die Schwäbische Alb (Abbildung 4-4). Dies gewährleistet eine solide Aussagekraft der hier angestellten Ertragssimulationen nicht nur für die entsprechenden Boden-Klima-Räume, sondern ermöglicht aufgrund der zugrundeliegenden Diversität Prognosen zukünftiger Ertragsentwicklung und Ertragsstabilität für Winterweizen zur Mitte des Jahrhunderts für den gesamten deutschen Raum. Alle selektierten Standorte sind Versuchsstandorte für Wertprüfungsversuche des Bundessortenamts und sortenspezifische Experimentaldaten u. a. dieser Standorte wurden zur Kalibrierung und Validierung der verwendeten Agrar-Ökosystem-Modelle herangezogen.

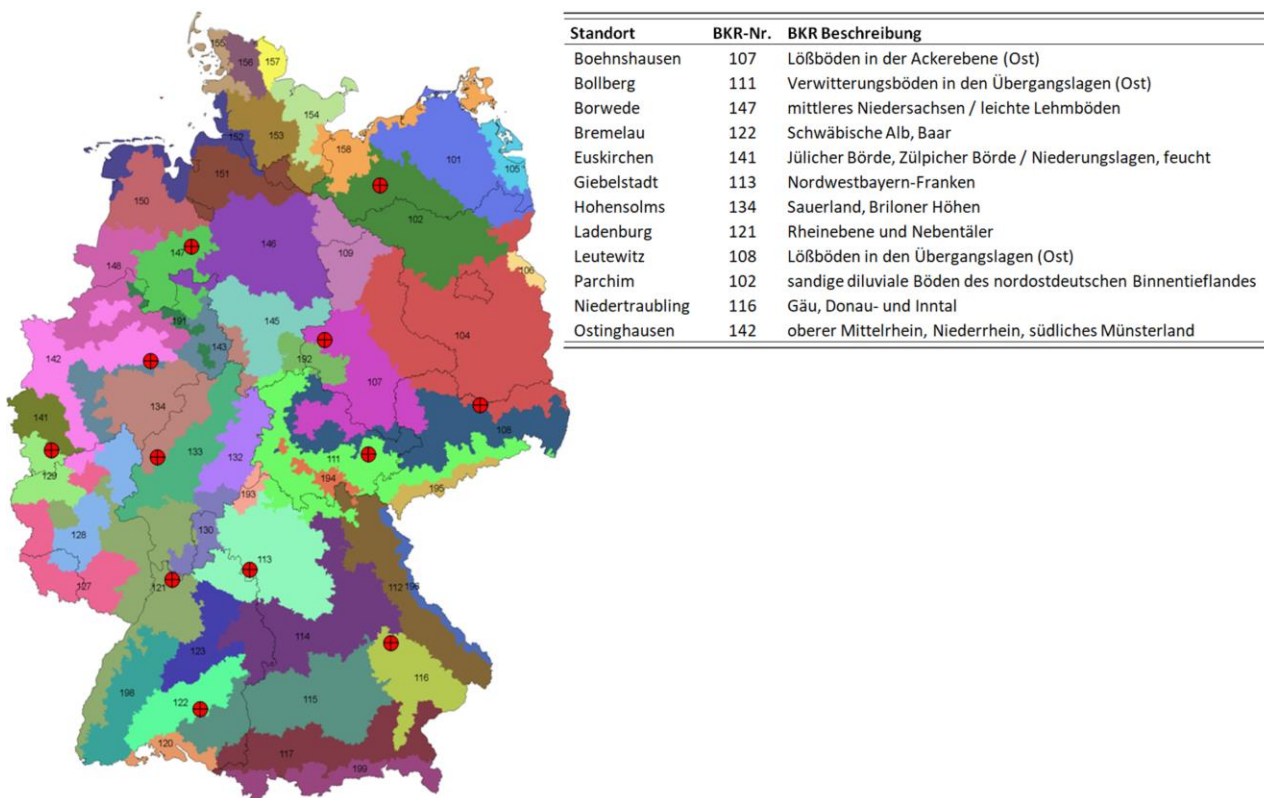


Abbildung 4-4: (A) Geographische Verteilung der untersuchten Produktionsstandorte zur Ertragsmodellierung von Winterweizen (*Triticum aestivum*) unter verschiedenen Klimaszenarien in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts. Rote Punkte markieren den exakten Untersuchungsstandort; die verschiedenen Boden-Klima-Räume für Winterweizen in Deutschland sind farbdifferenziert abgebildet und mit der zugehörigen BKR-Nr.

markiert (B) Tabellarische Auflistung der untersuchten Produktionsstandorte mit zugehöriger BKR-Nr. und BKR Kurzbeschreibung.

4.2.1.3 Crop Modelle für die Ertragsmodellierung

Zur Ertragsmodellierung werden sogenannte Crop Modelle bzw. Agrar-Ökosystem-Modelle (AÖM) genutzt. Anhand von Input Daten zum Genotyp, den standortspezifischen Bodendaten und täglichen Wetterdaten sowie dem ackerbaulichen Management simulieren AÖM die phänologische Entwicklung sowie Biomasse- und Ertragsbildung der entsprechenden Modellpflanze. Dadurch ist es möglich in virtuellen Experimenten ressourcen- und zeitsparend zu simulieren, wie sich die Kulturpflanze unter verschiedensten Anbaubedingungen und Szenarien entwickeln würde. AÖM wurden meist basierend auf Daten bestimmter Anbauregionen und Genotypen entwickelt und sind zur spezifischen Nutzung zunächst für regionale Anbaubedingungen und Sorten anzupassen. Die verschiedenen verfügbaren AÖM unterscheiden sich in Ihrer Struktur und Parametrisierung, wodurch substantielle Abweichungen zwischen Simulation mit verschiedenen Modellen entstehen können. Verschiedene Studien belegen, dass Multi-Model-Ensembles (MME), also die Nutzung mehrerer Modelle zur Bearbeitung einer Zielstellung, robustere Aussagen erlauben (Martre et al. 2015; Wallach et al. 2018). Zudem können dadurch z. B. modellspezifische Unsicherheiten aufgezeigt und bewertet werden. Den vorliegenden Ertragssimulationen zugrunde liegt ein Multi-Model-Ensemble aus den drei, im Decision Support System for Agrotechnology Transfer (DSSAT) eingebetteten Weizen Wachstumsmodellen CERES, CROPSIM und Nwheat sowie dem Model MONICA vom Leibniz-Zentrum für Agrarlandschaftsforschung (ZALF). DSSAT ist eine anwendungsorientierte Software Plattform, welche den Rahmen für über 40 weltweit genutzte AÖM für international bedeutsame Kulturpflanzen bietet (Hoogenboom et al. 2019; Jones et al. 2003). Die drei DSSAT Weizen Modelle wurden für die vorliegende Untersuchung sortenspezifisch kalibriert und validiert, basierend auf Daten von rund 100 Wertprüfungsversuchen (zwischen 1995 und 2011) des Bundessortenamts. Dabei wurden ca. 75 % der Daten für die Model Kalibrierung und ca. 25 % für die Model Validierung genutzt. Die Kalibrierung der verschiedenen Modelle war in Art und Anzahl der Parameter sowie Aufwand vergleichbar, wobei die Gesamtanzahl der angepassten Modellparameter aufgrund der verschiedenen Modellstrukturen variiert. Für Details zum ZALF Model MONICA siehe Kapitel 4.1. Für die Modellierung notwendige Grundannahmen zum ackerbaulichen Management (Bodenbearbeitung, Aussaat, Düngung, etc.) können Tabelle 4-3 entnommen werden. Die Anwendung eines MMEs zur Bearbeitung der vorliegenden Zielstellung erlaubt neben den klimaspezifischen Unsicherheiten auch die modellspezifischen Unsicherheiten zu berücksichtigen und ermöglicht so robustere Aussagen zu potenzieller Ertragsentwicklung und Ertragsstabilität von Winterweizen in Deutschland im Untersuchungszeitraum zur Mitte des 21. Jahrhunderts.

Tabelle 4-3: Grundannahmen zum ackerbaulichen Management für die Ertragsmodellierung von Winterweizen (*Triticum aestivum*) in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts mittels prozessbasiertem Multi-Model-Ensemble.

Grundannahmen	
Sorte	Winnetou
Vorfrucht	Raps
Menge Ernterückstände	geschätzt über standortspezifisches WW Ertragspotential
N-Gehalt Ernterückstände	1,2 % N
Bodenwassergehalt	85 % nFK
N-Gehalt des Bodens	20 kg/ha
Simulationsstart	14. Juni
Bodenbearbeitung	13. August - Wendepflug 30 cm Tiefe
Aussaat	11. Oktober
Aussaatstärke	400 Körner/m ²
Aussaattiefe	4 cm
Reihenabstände	12 cm
Düngung	170 kg N (Urea) in drei Gaben
Ernte	automatisch zur Reife (modellspezifisch)

4.2.2 Ergebnisse

4.2.2.1 Simulation der Ertragseffekte mittels Multi-Model-Ensemble

Das prozessbasierte Multi-Model-Ensemble zur Ertragsmodellierung potenzieller Winterweizenerträge in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts prognostiziert für die untersuchten Anbauregionen tendenziell eine positive Ertragsentwicklung (Abbildung 4-5). Die simulierten zukünftigen Erträge für den Untersuchungszeitraum 2031-2060 liegen, unabhängig vom Klimaszenario, signifikant über den simulierten Erträgen des Referenzzeitraums 1971-2000, wobei das Ertragsniveau unter RCP8.5 das höchste ist, während die Erträge unter RCP2.6 und RCP4.5 auf ähnlichem Niveau liegen. Im Einzelnen weist das Multi-Model-Ensemble, aggregiert über alle Standorte, für die Klimaszenarien unter RCP2.6 mittlere Erträge von 82,5 dt/ha für den Zeitraum 1971-2000 bzw. 92,8 dt/ha für den Zeitraum 2031-2060 aus. Für die Klimaszenarien unter RCP4.5 liegen die prognostizierten mittleren Erträge bei 83,4 dt/ha für 1971-2000 bzw. 93,6 dt/ha für 2031-2060 und für RCP8.5 bei 82,4 dt/ha für 1971-2000 bzw. bei 95,5 dt/ha für 2031-2060. Die angegebenen Ertragswerte resultieren aus dem arithmetischen Mittel der verschiedenen untersuchten Produktionsstandorte je über die 30 simulierten Jahre der Vergangenheit und Zukunft.

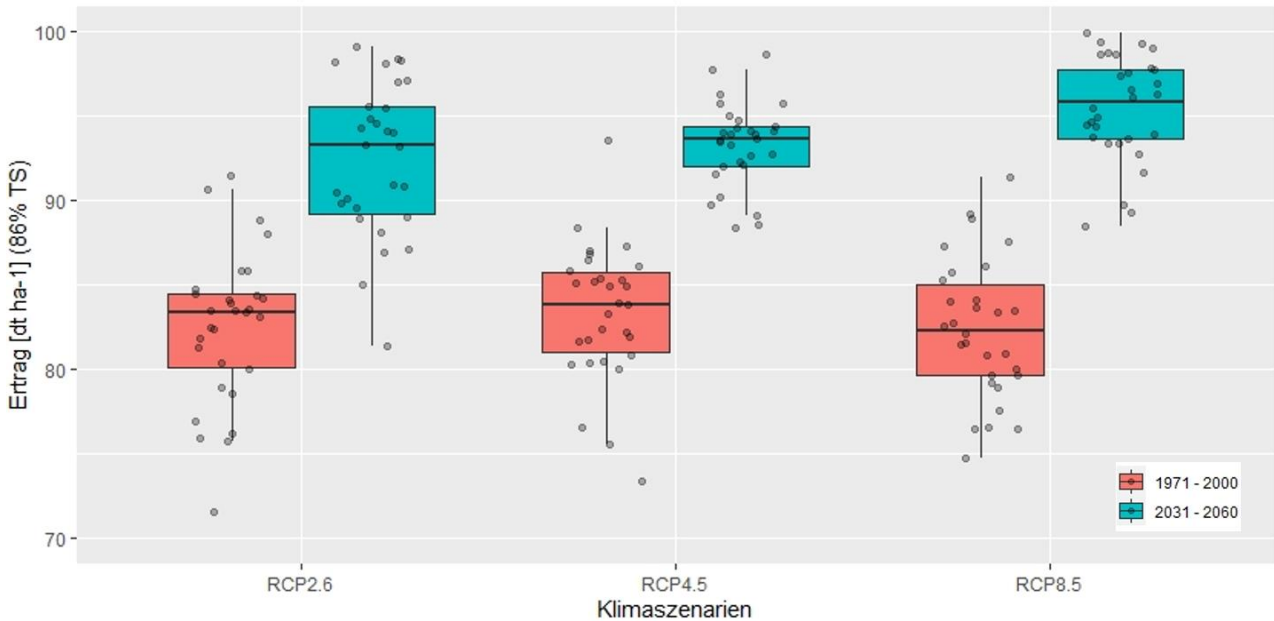


Abbildung 4-5: Simulierte Winterweizenерträge des Multi-Model-Ensembles (CERES, CROPSIM, MONICA, Nwheat) in dt/ha mit 86 % Trockensubstanz über alle untersuchten Produktionsstandorte aggregiert für den Referenzzeitraum 1971-2000 (rot) und den Untersuchungszeitraum 2031-2060 (blau), jeweils für die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5.

Die modellspezifische Betrachtung der Ertragssimulationen, aggregiert über alle untersuchten Produktionsstandorte und über die verschiedenen Klimaszenarien je RCP ergibt ein differenzierteres Bild (Abbildung 4-6). Die zuvor aufgezeigten Muster der Ertragsmodellierung mittels Multi-Model-Ensemble bestehen fort und relative Ertragsveränderungen des Untersuchungszeitraums 2031-2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971-2000 je Model und RCP werden verdeutlicht. Darüber hinaus ist erkennbar, dass sich die durch das Multi-Model-Ensemble modellierten Ertragseffekte aus zwei Gruppen von je zwei Modellen mit variierenden Tendenzen zur Ertragsprognose zusammensetzen. Das über alle Produktionsstandorte und Klimaszenarien gemittelte, errechnete Ertragsniveau der Modelle CERES und CROPSIM, mit 87,6 dt/ha bzw. 93,2 dt/ha für 1971-2000 und 102,9 dt/ha bzw. 113,0 dt/ha für 2031-2060 liegt deutlich über dem Ertragsniveau der Modelle MONICA und Nwheat mit 68,2 dt/ha bzw. 82,0 dt/ha für 1971-2000 und 72,5 dt/ha bzw. 87,5 dt/ha für 2031-2060. Die Zahlen verdeutlichen zudem, dass das Ausmaß der Ertragsveränderung ebenfalls modellspezifisch variiert. Die Berücksichtigung der Ertragssimulation nur eines dieser Modelle würde in der Konsequenz zu anderen Schlussfolgerungen führen als die gesamtheitliche Betrachtung aller durch das Multi-Model-Ensemble errechneten Resultate. Dies verdeutlicht den Vorteil der Nutzung eine Multi-Model-Ensemble zur Modellierung von Ertragsprognosen.

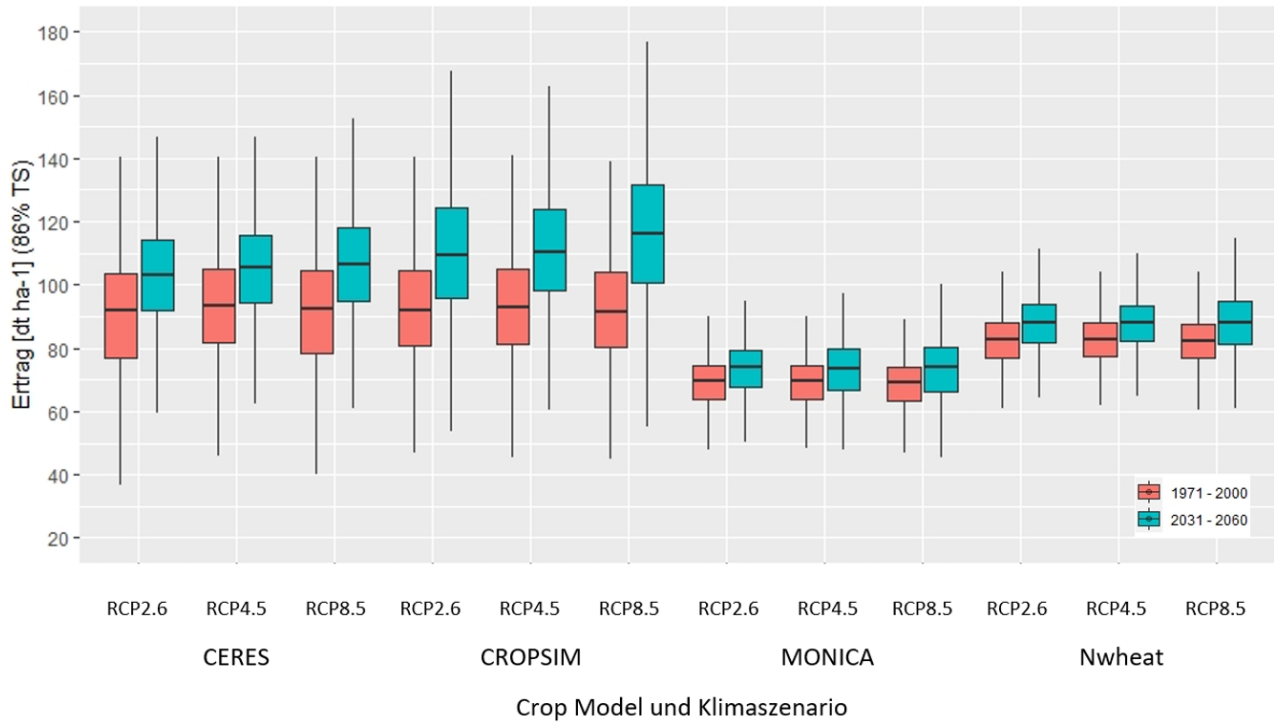


Abbildung 4-6: Modellspezifisch simulierte Winterweizen Erträge in dt/ha mit 86 % Trockensubstanz über alle untersuchten Produktionsstandorte aggregiert für den Referenzzeitraum 1971-2000 (rot) und den Untersuchungszeitraum 2031-2060 (blau), jeweils für die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5.

Um die Veränderung der interannuellen bzw. zeitlichen Variabilität künftiger vs. historischer Erträge zu beschreiben wird hier der Variationskoeffizient der absoluten simulierten Winterweizenenerträge genutzt, welcher über die 30 Jahre für jeden Standort und jedes Klimaszenario berechnet und dann für jedes der vier AÖM und das MME gemittelt wird (Tabelle 4-4). Dabei gilt, je niedriger der Wert desto geringer die zu erwartende Ertragsvariabilität. Das Multi-Model-Ensemble weist für die verschiedenen regionalen Klimamodelle für RCP2.6 einen Variationskoeffizienten von 0.19 für den Zeitraum 1971-2000 und 0.16 für 2031-2060 aus. Für die Klimaszenarien unter RCP4.5 und RCP8.5 ergibt sich ein Variationskoeffizient von 0.18 bzw. 0.19 für 1971-2000 und 0.16 für den Zeitraum 2031-2060. Demnach sinkt die Ertragsvariabilität der Weizenenerträge in Deutschland im Untersuchungszeitraum 2031-2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971-2000 unabhängig vom Klimaszenario. Modellspezifisch ergeben sich auch hier deutlich Unterschiede. Die Simulationen mit CERES verzeichneten mit 0.27-0.30 den vergleichsweise höchsten Variationskoeffizienten und ebenfalls die stärkste Abnahme. Die durch CROPSIM ausgegebenen Variationskoeffizienten liegen mit 0.17-0.21 unter denen von CERES und über denen von Nwheat (0.11-0.13) und MONICA (0.13-0.15) und sinken im Untersuchungszeitraum gegenüber dem Referenzzeitraum nur leicht. Dahingehen steigen diese leicht bei Nwheat unter RCP4.5 und RCP8.5 und bei MONICA unter RCP8.5.

Tabelle 4-4: Simulierte Winterweizenerträge für Deutschland (in dt/ha) mit 86 % Trockensubstanz (oben) und entsprechende zeitliche Variationskoeffizienten (unten) für den Referenzzeitraum 1971-2000 und den Untersuchungszeitraum 2031-2060, jeweils aggregiert über die 12 Produktionsstandorte und die Klimaszenarien unter RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 für die verschiedenen Agrar-Ökosystem-Modelle und das Multi-Model-Ensemble.

Ertrag [dt/ha]	RCP2.6		RCP4.5		RCP8.5	
	1971-2000	2031-2060	1971-2000	2031-2060	1971-2000	2031-2060
CERES	86.3	100.7	89.2	103.1	87.3	105.0
CROPSIM	93.3	110.6	93.8	111.4	92.5	116.9
Nwheat	82.0	87.4	82.2	87.4	81.9	87.7
MONICA	68.4	72.7	68.4	72.5	67.9	72.4
MME	82.5	92.8	83.4	93.6	82.4	95.5

Variations- koeffizient	RCP2.6		RCP4.5		RCP8.5	
	1971-2000	2031-2060	1971-2000	2031-2060	1971-2000	2031-2060
CERES	0.30	0.21	0.27	0.20	0.29	0.19
CROPSIM	0.21	0.19	0.21	0.17	0.20	0.18
Nwheat	0.11	0.11	0.11	0.12	0.11	0.13
MONICA	0.14	0.13	0.13	0.13	0.14	0.15
MME	0.19	0.16	0.18	0.16	0.19	0.16

Die relative Ertragsveränderung (%) (Tabelle 4-5) der simulierten Erträge im Untersuchungszeitraum 2031-2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971-2000 zeigt bei modellspezifischer Betrachtung bei dem Model MONICA mit 5,9 % über alle Klimaszenarien aggregiert die vergleichsweise geringste Ertragssteigerung. Auf ähnlichem Niveau liegen die modellierten Erträge von Nwheat mit 6,2 % Steigerung. CERES simuliert 14,9 % Ertragssteigerung und CROPSIM errechnet mit 17,6 % über alle Klimaszenarien die größte Ertragssteigerung. Das Multi-Model-Ensemble weist für die Klimaszenarien unter RCP2.6 11,1 %, für RCP4.5 10,9 % und für RCP8.5 13,7 % positive Ertragsveränderung der Winterweizen Erträge in Deutschland im Untersuchungszeitraumes 2031-2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971-2000 aus.

Tabelle 4-5: Relative Ertragsveränderung (in %) der simulierten Winterweizen Erträge für Deutschland im Untersuchungszeitraum 2031–2060 gegenüber dem Referenzzeitraum 1971–2000, aggregiert über die Klimaszenarien der jeweiligen RCPs für die verschiedenen Agrar-Ökosystem-Modelle und das Multi-Model-Ensemble.

relative Ertragsveränderung [%]	RCP2.6	RCP4.5	RCP8.5	alle RCP
CERES	+14,3	+13,5	+16,8	+14,9
CROPSIM	+15,6	+15,9	+20,9	+17,6
Nwheat	+6,1	+6,0	+6,6	+6,2
MONICA	+5,8	+5,7	+6,2	+5,9
MME	+11,1	+10,9	+13,7	+11,9

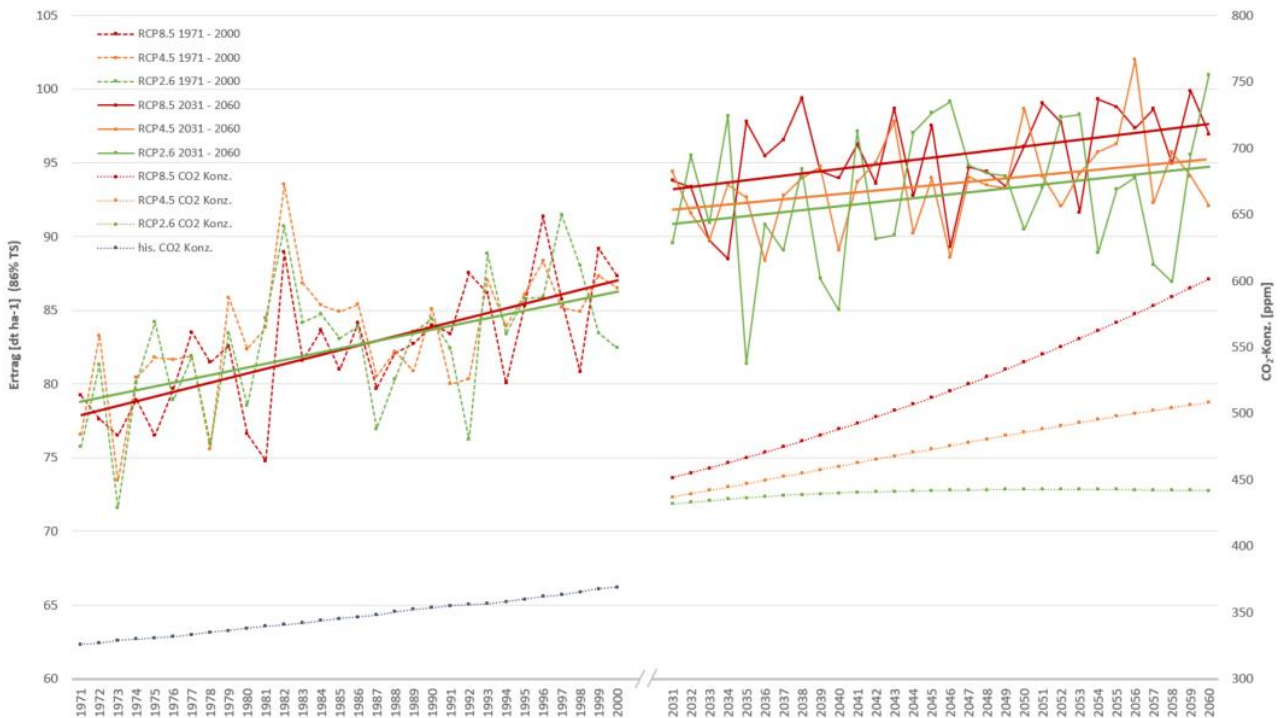


Abbildung 4-7: Absolute Ertragsveränderung in (dt/ha) mit 86 % Trockensubstanz der simulierten Winterweizen Erträge für Deutschland im Referenzzeitraum 1971-2000 (links) und im Untersuchungszeitraum 2031-2060 (rechts), jeweils aggregiert über die 12 Standorte und verschiedenen Klimaszenarien unter RCP2.6 (grün), RCP4.5 (gelb) und RCP8.5 (rot) für das Multi-Model-Ensemble (oben) und Darstellung der für die Ertragssimulationen herangezogenen historisch ermittelten sowie für die drei RCPs prognostizierten CO₂-Konzentrationen der Atmosphäre (unten).

Über alle 12 Standorte und die vier AÖM des MME zeigen sich unter allen RCPs im zeitlichen Verlauf fortlaufend positive Ertragsentwicklungen (Abbildung 4-7). Die projizierten zukünftigen Erträge liegen, wie zuvor an anderer Stelle kenntlich gemacht, über den simulierten Erträgen der Vergangenheit. Ein hinsichtlich dieser Ertragsentwicklung bedeutender Aspekt wird hier zusätzlich herausgestellt: Die Erträge zwischen 1971 und 2000 stiegen, vor allem getrieben durch die steigende atmosphärische CO₂-Konzentration kontinuierlich an. Dies trifft zwar auch für den Zeitraum 2031 bis 2060 zu, aber betrachtet man den Anstieg der in die Zeitreihe gelegten Trendlinien, so legen die Simulationen nahe, dass dieser Anstieg in Zukunft abflachen wird, trotz weiterhin, teils massiv steigender CO₂-Konzentration (RCP8.5). Da für die Ertragsmodellierung beider Zeiträume dieselben Grundannahmen genutzt und keine genotypischen oder ackerbaulichen Anpassungen bzw. Änderungen vorgenommen wurden, zeigt sich, dass der sogenannte CO₂-Düngeeffekt durch den steigenden CO₂-Gehalt in der Vergangenheit besser in steigende Erträge umgesetzt werden konnte, als dies zukünftig der Fall sein wird. Dies legt zudem Nahe, dass sich die nicht-CO₂-bedingten Klimaänderungen im Untersuchungszeitraum 2031-2060 zunehmend negativer auf die Winterweizenenerträge in Deutschland auszuwirken als in der Vergangenheit.

4.2.2.2 Standortspezifische Aspekte

Die durch das Multi-Model-Ensemble simulierten mittleren Erträge, aggregiert über alle Produktionsstandorte und Klimaszenarien, liegen für den Referenzzeitraum 1971-2000 bei ca. 83 dt/ha und sind mit 94 dt/ha im Untersuchungszeitraum 2031-2060 ca. 12 % höher. Die stärksten Ertragssteigerungen werden für die untersuchten Produktionsstandorte Niedertraubling in Bayern (BKR-Nr. 116 – Gäu, Donau- und Inntal) mit 13,6 %, Böhnshausen in Sachsen-Anhalt (BKR-Nr. 107 – Lößböden in der Ackerebene Ost) mit 13,3 % und Leutewitz in Sachsen (BKR-Nr. 108 – Lößböden in den Übergangslagen Ost) mit 13 % positiver

Ertragsveränderung errechnet. Die geringsten Ertragssteigerungen werden für Ladenburg in Baden-Württemberg (BKR-Nr. 121 – Rheinebene und Nebentäler) mit 9,5 % prognostiziertem Ertragsanstieg durch das MME ausgewiesen.

Die mittels MME prognostizierte mittlere tägliche Minimaltemperatur, aggregiert über alle Produktionsstandorte und Klimaszenarien, liegt für den Referenzzeitraum 1971-2000 bei 3,5 °C und ist mit 4,8 °C im Untersuchungszeitraum 2031-2060 ca. 27 % höher. Die Standort-spezifische Spanne der Temperaturänderung liegt hier bei 20,5 % für Ladenburg in Baden-Württemberg bis 40 % für Bremelau in Baden-Württemberg. Tendenziell sind dabei die stärksten Temperaturanstiege in Süd- bis Mitteldeutschland zu verzeichnen (Baden-Württemberg, Bayern, Hessen) und die geringsten in Nordwestdeutschland (Nordrhein-Westfalen, Niedersachsen). Dass sowohl der stärkste als auch der niedrigste prognostizierte Temperaturanstieg bei den beiden Standorten in Baden-Württemberg verzeichnet wird, zeigt wie standortspezifisch stark variierend sich die klimabezogenen ackerbaulichen Produktionsbedingungen auch innerhalb einer Region entwickeln können.

Die mittels MME prognostizierte mittlere Niederschlagsmenge, aggregiert über alle Produktionsstandorte und Klimaszenarien, liegt für den Referenzzeitraum 1971-2000 bei 536 mm und ist mit 549 mm im Untersuchungszeitraum 2031-2060 nur ca. 2.5 % höher. Standort-spezifisch betrachtet sind die untersuchten Produktionsstandorte mit der stärksten Niederschlagsänderung Giebelstadt in Bayern mit ca. +7 % und Hohensolms in Hessen mit ca. +4 %. Kaum eine Änderung, mit <1 %, wird in Borwede in Niedersachsen und Parchim in Mecklenburg-Vorpommern verzeichnet.

Ein standortspezifischer Zusammenhang zwischen Ausmaß der Ertragsänderung und der Änderung der mittleren minimalen Temperatur bzw. der mittleren Niederschlagsmengen wird durch die vorliegende Ertragsmodellierung nicht festgestellt. Dies verdeutlicht, dass die zu erwartende Ertragsentwicklung an einem Produktionsstandort nicht durch die mittleren klimatischen Veränderungen bestimmt wird, sondern das Zusammenspiel der Veränderungen im saisonalen Witterungsverlauf und der lokalen Bodeneigenschaften die zukünftige Ertragsbildung maßgeblich beeinflusst.

4.2.3 Limitationen

Die vorliegenden Resultate der AÖM basierten Modellierung von Winterweizenerträgen in Deutschland zur Mitte des 21. Jahrhunderts anhand eines prozessbasierten Multi-Model-Ensembles sind unter Berücksichtigung der Limitationen des gewählten Ansatzes mit entsprechend geltender Aussagekraft zu deuten. So wurden bei der Ertragsmodellierung keinerlei Anpassungsmaßnahmen zwischen 1971 und 2060 berücksichtigt. Dies betrifft einerseits Aspekte des ackerbaulichen Managements, wie Aussaat (Zeitpunkt, Aussaatdichte, -tiefe, Reihenabstände, etc.), Düngung (Zeitpunkt, Art, Menge, Anzahl der Gaben, etc.) und Bodenbearbeitung sowie die Vorfrucht und entsprechenden Ernterückstände. Sowohl die Ausgangsbedingungen als auch das Management wurden, mit Ausnahme des Erntezeitpunkts, gemäß der Ceteris-paribus-Annahme über alle simulierten Jahre konstant gehalten. Die in der Realität zu beobachtende zeitlichen Veränderungen, wie die Verschiebung der Aussaatfenster (Bönecke et al. 2020) wurde so nicht berücksichtigt. Ebenso Anpassungen im ackerbaulichen Management, bei dem in der Praxis die saisonale Bestandsentwicklung gerade im Hinblick auf späte Düngungsgaben Berücksichtigung findet.

Weiterhin sind Aspekte der genetischen Anpassung nicht in die Ertragsmodellierung einbezogen worden. Für sämtliche Modellierungen simulierter vergangener sowie zukünftiger Weizenerträge wurde die gleiche Sorte (Winnetou), mit gleichbleibenden sortentypischen Charakteristika genutzt, womit der tatsächlich erfolgte Züchtungsfortschritt keine bzw. nur bedingt Berücksichtigung findet. Dabei ist das Ertragspotential von Winterweizen in den vergangenen Jahrzehnten stark angestiegen und die Ertragszuwächse durch neue Sorten werden auf 2,5 dt/ha bis 5 dt/ha geschätzt (Voss-Fels et al. 2019; Laidig et al. 2021). Es ist davon auszugehen, dass die standortoptimierte Sortenwahl und auch die Züchtung neuer, an die klimatischen Veränderungen

angepasster Sorten großes Potential mit sich bringt negative Effekte künftiger Klimaänderung zu kompensieren bzw. die Potentiale durch den steigenden CO₂-Gehalt und die verlängerte Vegetationsperiode zu nutzen.

Auch wurde der Einfluss steigender atmosphärischer CO₂-Konzentrationen auf die ernährungsphysiologische Qualität der Ernteprodukte des Weizens in der vorliegenden Untersuchung nicht evaluiert. Verschiedene Studien zeigen, dass der Proteingehalt im Korn mit steigender CO₂-Konzentration abnimmt (Myers et al. 2014; Asseng et al. 2015). Mit den hier modellierten künftigen Ertragssteigerungen können demzufolge Qualitätsverluste einhergehen.

Zudem konnten Ertragsverluste durch in der Praxis auftretende tierische und pilzliche Schadorganismen sowie deren Veränderung im Klimawandel nicht in den Simulationen berücksichtigt werden. Das Auftreten von Schadorganismen kann räumlich und zeitlich stark variieren und ebenso die resultierenden möglichen Ertragsverluste (siehe dazu Kap. 6.1). Die Komplexität der biotischen Wirkdynamiken und entsprechenden Schadorganismus-Wirtspflanzen-Interaktionen werden bisher nicht in den gängigen AÖM berücksichtigt, so dass diese letztlich potentielle Erträge abbilden (Chenu et al. 2017).

Während die Nichtberücksichtigung von Schadorganismen tendenziell zu einer Überschätzung der simulierten Weizenerträge im Vergleich zur landwirtschaftlichen Praxis über alle betrachteten Jahre führt, ist anzunehmen, dass das angenommene konstante ackerbauliche Management und der über alle Jahre (1971-2060) einheitliche Genotyp die Erträge in der Vergangenheit tendenziell überschätzen und in der Zukunft unterschätzen. Eine zielgerichtete standortspezifische Anpassung an die klimatischen Veränderungen im Hinblick auf das ackerbauliche Management bei gleichzeitiger Berücksichtigung des Züchtungsfortschritts würden zu einer Erhöhung der projizierten zukünftigen Erträge führen verglichen mit den derzeitigen Projektionsergebnissen.

4.2.4 Schlussfolgerungen

Die Ertragsmodellierung von Winterweizen, als eine der wirtschaftlich bedeutendsten landwirtschaftlichen Kulturen in Deutschland, mittels Multi-Model-Ensemble, bestehend aus den vier Agrar-Ökosystem-Modellen CERES, CROPSIM, MONICA und Nwheat, projiziert für den Untersuchungszeitraum 2031-2060 über alle vier Crop Modelle, 17 Klimaszenarien und 12 Weizenanbaugebiete höhere Weizenerträge verglichen mit dem Referenzzeitraum 1971-2000. Dabei weist das MME mittlere Ertragszuwächse von ~11 % für die Klimaszenarien unter RCP2.6 und RCP4.5 bis ~14 % für die Klimaszenarien unter RCP8.5 aus. Eine Zunahme der Ertragsvariabilität künftiger Winterweizenerträge, gemessen am Variationskoeffizienten der simulierten absoluten Erträge, wird nicht festgestellt. Zudem zeigt sich, dass der CO₂-Düngeeffekt den größten Teil des Ertragsanstiegs erklärt, jedoch wird dieser im Vergleich zur Vergangenheit zukünftig weniger effektiv in steigende Erträge umgesetzt und die nicht-CO₂-bedingten Klimaänderungen werden sich zunehmend negativer auf die Winterweizenerträge in Deutschland auszuwirken. Die Entwicklung und Evaluierung von Anpassungsoptionen sollte daher weiter konsequent beforscht werden für eine klimaresiliente Agrarproduktion der Zukunft.

5 Historische und zukünftige Ertragseffekte moderater und extremer Wetterlagen

Der sechste Sachstandsbericht des IPCC unterstreicht, dass die Häufigkeit, Dauer und Intensität von Wetterextremen wie Trockenheit, Staunässe, Starkregen, Hitzewellen oder Stürme im Zuge des Klimawandels global zunehmen wird (IPCC 2021). Dies hat Auswirkungen auf die Erträge der Kulturpflanzen in Europa und Deutschland (Gornott und Wechsung 2016; Lüttger und Feike 2018; Vroege et al. 2021). Um gezielte Anpassungen an die klimatischen Veränderungen vornehmen zu können, ist es deshalb wichtig, die räumlich-zeitlichen Entwicklungen von Wettereinflüssen sowie die daraus resultierenden physiologischen Reaktionen von Kulturpflanzen besser zu verstehen (Lüttger und Feike 2018).

In diesem Zusammenhang verwenden wir Extremwetterindizes (EWI) und Wetterindizes (WI), um regionalspezifische Einflüsse von Wetterextremen auf landwirtschaftliche Erträge zu bestimmen und darauf aufbauend Erträge unter zukünftigen Wettereinflüssen bis zur Mitte des 21. Jahrhunderts zu prognostizieren.

In unserer Studie fokussieren sich die EWI-Analysen auf die Auswirkung von Wetterextremen auf die landwirtschaftlichen Erträge. EWI werden statistisch über einen Perzentil-Ansatz hinsichtlich der Seltenheit Ihres Auftretens abgeleitet. Hingegen berücksichtigen die WI-Analysen auch moderate Wetterereignisse und beruhen auf Experteneinschätzungen. EWI und ein WI setzen sich immer aus einem Schwellenwert, über diesem ein Ertragseffekt analysiert wird und aus einem Zeitfenster, dass die Analyse auf die kritischen Entwicklungsphasen der Pflanze eingrenzt, zusammen (Gömann et al. 2015).

Zur Entwicklung geeigneter Anpassungsstrategien auf den Betrieben an ein möglicherweise steigendes Risiko von Ertragsverlusten, bedarf es einer möglichst umfassenden Betrachtung über unterschiedliche Kulturen und (Extrem-)wetterlagen hinweg (Webber et al. 2020). Dies ist aber in der Literatur bisher die Ausnahme (z. B. Webber et al. 2020; Schlenker und Roberts 2009). Wir bewerten hierfür in diesem Kapitel den Einfluss verschiedener Hitze-, Trockenheits-, Staunässe-, Frost-, Sturm- und Niederschlags-EWI und -WI auf die Erträge von verschiedenen Kulturpflanzen im Zeitraum 1995-2019.

Kapitel 5.1 wertet die Veränderungen der ertragsrelevanten WI und EWI zwischen den Zeitscheiben 1971-2000 und 2031-2060 anhand der Veränderung der (agrar-) meteorologischen Parameter aus. Das Kapitel stellt außerdem die Datenlage und den Wissensstand zu weiteren Extremwettereinflüssen dar.

Kapitel 5.1.5 analysiert unterschiedliche EWI zur Quantifizierung der Ertragseffekte unterschiedlicher Extremwetterlagen auf Winterweizen, Wintergerste, Winterraps, Körnermais, Zuckerrübe und Kartoffel mithilfe eines Fixed Effekt Paneldatenmodells. Die Ergebnisse der historischen Analyse, unter Verwendung der Analysen aus Kapitel 5.1, werden dann zur Simulation der Veränderung der Ertragseffekte ausgewählter EWI zwischen den Zeitscheiben 1971-1990 und 2031-2060 herangezogen.

Kapitel 5.2 analysiert WI und nutzt dafür gemischte lineare Modelle zur Quantifizierung von extremen und moderaten Wetterlagen auf Winterweizen als wichtigste deutsche Anbaukultur. Diese verschiedenen WI unterscheiden sich im Untersuchungszeitraum (d. h. unterschiedliche Entwicklungsphasen), der Dauer (d. h., die Anzahl der Tage über dem kritischen Schwellenwert) und der Intensität (d. h., die Höhe des Schwellenwerts). Darauf aufbauend stellen wir den Einfluss ausgewählter WI auf die zukünftigen Erträge zwischen 2031 und 2060 unter Nutzung der 17 Klimamodelle des DWD-Kernensembles dar.

Kapitel 5.4 fasst die Limitationen der Datengrundlage und Methodik der unterschiedlichen Ansätze zusammen.

5.1 Auswertung der Klimaszenarien in Bezug auf Schwellenwerte der Extremwetterlagen und Wetterindizes aus Ex-Postanalyse

Federführung: Cathleen Frühauf (DWD), Vanya Romanova (DWD), Marco Liedtke (DWD) und Thomas Leppelt (DWD)

Im Laufe des letzten halben Jahrhunderts haben sich Schlüsselaspekte der Biosphäre in einer Weise verändert, die mit der großflächigen Erwärmung vereinbar ist: Klimazonen haben sich polwärts verschoben und die Länge der Vegetationsperiode der nördlichen Hemisphäre hat zugenommen (IPCC 2021). Auch zukünftig wird sich die phänologische Entwicklung der Pflanzen den Temperaturbedingungen anpassen.

Für die verschiedenen landwirtschaftlichen Kulturen wurden Auswertungen der meteorologischen Parameter für die Vergangenheit (Beobachtungsdaten) und die drei verschiedenen RCP-Szenarien durchgeführt. Die Auswertung erfolgte, wegen der sich verändernden Eintrittstermine der phänologischen Phasen der untersuchten landwirtschaftlichen Kulturen, nicht wie in Gömann et al. (2015) auf Basis fester Zeiträume im Jahr, sondern variabel. Genutzt wurden dafür Daten aus den phänologischen Beobachtungsmessnetzes des DWD für die Vergangenheit und Daten aus dem mit dem Modell MONICA des ZALF berechneten zukünftigen phänologischen Entwicklung der Pflanzen. Die Analysen erfolgten für die von den Partnern identifizierten ertragsrelevanten Wetterindizes (WI) und Extremwetterindizes (EWI). Die höchste Erklärungskraft in Bezug auf die Ertragsveränderungen haben die Hitze- und Trockenheits-WI/EWI. Die Kultur Winterweizen stand bei den Untersuchungen besonders im Fokus.

5.1.1 Temperatur

Viele Prozesse in den Pflanzen werden durch die Temperatur gesteuert. Verändern sich die thermischen Verhältnisse, verändert sich auch die Zeit in der die einzelnen Entwicklungsphasen der Pflanze durchlaufen werden (Beschleunigung der phänologischen Entwicklung). Durch die steigenden Temperaturen werden zukünftig die Hitze-Schwellenwerte häufiger überschritten. Im Rahmen dieser Arbeit wurden unterschiedliche Schwellenwerte (Tabelle 5-1) in den verschiedenen phänologischen Zeiträumen untersucht.

Die Abbildungen A 3-5a-f, A 3-6a,b und A 3-7a-f im Supplementband zeigen die Analysen der Klimaprojektionsdaten zum Überschreiten der identifizierten Hitze-Schwellenwerte für Winterweizen in den jeweiligen phänologischen Zeiträumen für die Referenzperiode 1971-2000 und in der Zeitscheibe 2031-2060.

Für die Zukunft ist in fast allen Zeiträumen für die betrachteten Grenzwerte eine Zunahme sichtbar. Nicht immer ist es jedoch das Szenario RCP8.5, dass die höchste Zunahme im 50. Perzentil zeigt. Durch die höheren Temperaturen in diesem Szenario verschiebt sich die phänologische Entwicklung deutlich und der analysierte Zeitraum liegt somit früher als beim RCP4.5 (siehe Abb. A 3-5f im Anhang). Während im 15. Perzentil keine Änderung oder sogar eine Abnahme erkennbar ist, wird beim 85. Perzentil eine deutliche Zunahme prognostiziert (siehe Abb. A 3-6b im Anhang).

Tabelle 5-1: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Temperatur

Kultur	Analyse für	Schwellenwert	phänologischer Zeitraum bzw. Monate	Nr. der Abb. im Anhang	
				Vergangenheit	Zukunft
Winterweizen	Hitze	$T_{\max} \geq 27 \text{ °C}$	BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87 BBCH 61 - BBCH 71	A 3-5a A 3-5c A 3-5e	A 3-5b A 3-5d A 3-5f
		$T_{\max} \geq 29 \text{ °C}$	BBCH 51 - BBCH 87	A 3-6a	A 3-6b
		$T_{\max} \geq 31 \text{ °C}$	BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87 BBCH 61 - BBCH 71	A 3-7a A 3-7c A 3-7e	A 3-7b A 3-7d A 3-7f
	Wechselfrost	$T_{\min} \leq -3 \text{ °C}$ und $T_{\max} \geq +3 \text{ °C}$	BBCH 09 - BBCH 31 BBCH 31 - BBCH 51	A 3-8a A 3-8c	A 3-8b A 3-8d
Winterraps	Hitze	$T_{\max} \geq 29 \text{ °C}$	BBCH 61 - BBCH 69	A 3-9a	A 3-9b
	Hitzesumme	T_{sum} mit $T_{\text{Base}} = 29 \text{ °C}$	BBCH 61 - BBCH 69	A 3-10a	A 3-10b
Mais	Hitze	$T_{\max} \geq 34 \text{ °C}$	BBCH 31 - BBCH 71	A 3-11a	A 3-11b
	Hitzesumme	T_{sum} mit $T_{\text{Base}} = 34 \text{ °C}$	BBCH 31 - BBCH 71	A 3-12a	A 3-12b
Kartoffeln	Spätfrost	$T_{\min} \leq -4 \text{ °C}$	1. April - 31. Mai	A 3-13a	A 3-13b

Um einen Eindruck zu gewinnen, wie stark der Hitzestress für die Pflanzen ist, wurde für Mais und Winterraps auch eine Temperatursumme oberhalb der Schwellenwerte 34 °C (Mais) und 29 °C (Winterraps) gebildet. In der Vergangenheit werden diese Schwellenwerte nur geringfügig überschritten, so dass die Temperatursumme nur maximale Werte von etwa 5 Gradtagen für beide Kulturen erreichen (siehe Abb. A 3-10a und A 3-12a im Anhang). Mit den zukünftig zu erwartenden höheren Maximaltemperaturen steigt auch die Temperatursumme deutlich an und erreicht Werte von 13 (Winterraps, Abb. A 3-12b im Anhang) bis 20 Gradtagen (Mais, Abb. A 3-10b im Anhang).

5.1.2 Niederschlag

Je nach Entwicklungsstand der Pflanzen kann das Fehlen (Trockenperioden) oder aber ein Zuviel an Niederschlag zu Schäden führen. Veränderungen in der Niederschlagsverteilung haben somit auch Auswirkungen auf die Pflanzenentwicklung. Als ertragsrelevante Größen wurden Starkregen und ein Niederschlagsdefizit (Kartoffeln) identifiziert. Hohe Niederschlagsmengen können auf verschiedene Art Pflanzen beeinflussen. Langanhaltende Niederschläge sind für die Landwirtschaft i. d. R. positiv, da das Niederschlagswasser gut in die Böden eindringen kann und den Pflanzen so zur Verfügung steht. Sind die Mengen jedoch zu hoch und die Böden gesättigt, befindet sich in den Bodenporen nicht mehr ausreichend Luft. Sauerstoffmangel setzt ein, der die Wurzel schädigen kann (siehe Abschnitt zur Bodenfeuchte Kap. 5.1.4). Kurze heftige Niederschläge treten oft in Kombination mit Windböen auf, die zusammen Pflanzenteile beschädigen können. Fällt Starkregen auf trockenen Boden, kann der Niederschlag nicht so schnell vom Boden aufgenommen werden und das Wasser fließt, bei einer vorhandenen Neigung der Fläche, ab und ist somit nicht pflanzenverfügbar. Dies kann eine angespannte Bodenfeuchtesituation weiter verschärfen. Mit den Starkregen steigt auch die Gefahr von Bodenerosion. Die Tabelle 5-2 gibt eine Übersicht über die analysierten Schwellenwerte der Tagesniederschläge bzw. deren Summe.

Tabelle 5-2: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Niederschläge

Kultur	Analyse für	Schwellenwert	phänologischer Zeitraum bzw. Monate	Nr. der Abb. im Anhang	
				Vergangenheit	Zukunft
Winterweizen	Starkregen	$RR \geq 20 \text{ mm}$	Aussaat - BBCH 09	A 3-14a	A 3-14b
			BBCH 09 - BBCH 31	A 3-14c	A 3-14d
			BBCH 31 - BBCH 51	A 3-14e	A 3-14f
			BBCH 51 - BBCH 87	A 3-14g	A 3-14h
Kartoffeln	Starkregen	$RR \geq 20 \text{ mm}$	1. April – 31. Mai	A 3-15a	A 3-15b
	Trockenheit	$RR_{\text{sum}} \leq 103 \text{ mm}$	1. Juni – 31. August	A 3-16a	A 3-16b

Die zukünftigen Änderungstendenzen für Starkregen (siehe Abb. A 3-14a-h im Anhang) reichen von keinen Änderungen (Aussaat bis BBCH 09), über regionaler Zu- und Abnahme (BBCH 51 bis BBCH 87) bis zu deutschlandweiter leichter Zunahme (BBCH 09 bis BBCH 31; BBCH 31 bis BBCH 51). Für den Zeitraum April bis Mai wird von einer Zunahme ausgegangen (siehe Abb. A 3-15b im Anhang).

Für Kartoffeln waren noch keine Berechnungen der Bodenfeuchte mit dem Modell AMBAV möglich. Um die Entwicklung von möglichen Trockenstress in der Vegetationsperiode abschätzen zu können, wurde die Niederschlagssumme im Sommer (1.6. bis 31.8.) untersucht. Liegt die Niederschlagssumme unter 103 mm, muss mit Ertragseinbußen gerechnet werden. In der Vergangenheit (siehe Abb. A 3-16a im Anhang) ist im Sommer ein Trend zu etwas feuchteren Verhältnissen zu erkennen, da im Vergleich zu 1961-1990 und 1971-2000 kaum Niederschlagssummen unterhalb von 103 mm in den beiden nachfolgenden Perioden (1981-2010 und 1991-2020) aufgetreten sind. Für alle RCP-Szenarien (siehe Abb. A 3-16b im Anhang) ist mit einem häufigeren Unterschreiten des Schwellenwertes zu rechnen.

5.1.3 Windgeschwindigkeit

Da mit den vorliegenden Daten der Klimaprojektionen eine Analyse zum Auftreten von Stürmen nicht möglich ist, wurden Schwellenwerte des Tagesmittels der Windgeschwindigkeit untersucht (siehe Tabelle 5-3), denn ein hohes Tagesmittel der Windgeschwindigkeit deutet auf das Auftreten von starken Windböen hin. Die Analyse der Messdaten und der Klimaprojektionsdaten zeigt, dass der Schwellenwert von 5 m/s in den beiden phänologischen Zeiträumen vom Auflaufen des Winterweizens im Herbst bis zum Schossen im Frühjahr und vom Schossen bis zum Ährenschieben flächendeckend in Deutschland erreicht wird (siehe Abbildungen A 3-17a-A 3-17d im Anhang). Deutlich ist ein Nord-Süd-Gefälle zu erkennen, wobei der Schwellenwert am häufigsten an den Küsten überschritten wird. Betrachtet man jeweils die 50. Perzentile, so deutet sich bis zur Mitte des Jahrhunderts für den ersten Zeitraum (BBCH 09 bis BBCH 31) eine leichte Abnahme und für den zweiten Zeitraum (BBCH 31 bis BBCH 51) eine leichte Zunahme der Anzahl an Tagen mit Windgeschwindigkeiten oberhalb von 5 m/s an.

Tabelle 5-3: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Windgeschwindigkeit

Kultur	Analyse für	Schwellenwert	phänologischer Zeitraum	Nr. der Abb. im Anhang	
				Vergangenheit	Zukunft
Winterweizen	hohe Windgeschwindigkeit	$u_{\text{mit}} \geq 5 \text{ m/s}$	BBCH 09 - BBCH 31 BBCH 31 - BBCH 51	A 3-17a A 3-17c	A 3-17b A 3-17d
		$u_{\text{mit}} \geq 10 \text{ m/s}$	BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87	A 3-18a A 3-18c	A 3-18b A 3-18d

Tagesmittelwerte die 10 m/s überschreiten, gehören zu den selteneren Ereignissen. Da bei Auswertungen der Klimaprojektionen immer Mittelwerte über 30 Jahre betrachtet werden müssen (1971-2000, 2031-2060), zeigen die Karten A 3-18a-A 3-18d im Anhang fast nur Werte größer Null im Bereich der Küsten. Die berechneten Änderungstendenzen für die Zukunft sind so gering, dass keine belastbaren Aussagen möglich sind.

5.1.4 Bodenfeuchte

Zur Berechnung auf dem 5 km x 5 km-Raster der RCP-Szenarien wurden die Bodeninformationen der BÜK1000 genutzt. Eingesetzt wurde die Modellversion von AMBAV, die auch für den Bodenfeuchteviewer (www.dwd.de/bodenfeuchteviewer) verwendet wird. Je nach Entwicklungsstand variiert der Wasserbedarf der Kulturen. Durch den Wasserentzug durch Transpiration verändert sich die Bodenfeuchte. Um die zukünftigen Bodenfeuchte-Verhältnisse so genau wie möglich abschätzen zu können, wurden Informationen zur Pflanzenentwicklung benötigt. Das Agrar-Ökosystem-Modell MONICA, das zur Berechnung der zukünftigen Erträge vom ZALF genutzt wird, simuliert intern die Pflanzenentwicklung. Die Daten der RCP-Szenarien und die mit dem Modell MONICA berechnete phänologische Entwicklung dienten als Eingangsgrößen für das Modell AMBAV zur Berechnung der Bodenfeuchte unter den verschiedenen Kulturen. Mit den Daten des Kernensembles konnten bereits Berechnungen für die Kulturen Winterweizen und Mais durchgeführt werden. Viele der Schwellenwerte der Bodenfeuchte beziehen sich auf Winterweizen (Tabelle 5-4).

Für die zahlreichen ausgewerteten phänologischen Zeiträume ist in den meisten Fällen in der Vergangenheit eine leichte bis deutliche Zunahme der Tage, bei denen die Schwellenwerte für die Trockenheit unterschritten werden, zu beobachten (siehe z. B. Abb. A 3-21b im Anhang). Die Ergebnisse der Auswertungen der RCP-Szenarien zeigen für die 50. Perzentile meist nur eine geringe Änderung bis zu einer leichten Abnahme dieser Tage mit Trockenstress. Ursache hierfür ist, dass die Klimaprojektionen eine Zunahme der Niederschläge im Winter und im Frühling zeigen und viele der untersuchten Perioden zumindest teilweise in diesem Zeitraum liegen. So variabel die Niederschläge sind, so groß ist auch die Spannweite für die Bodenfeuchte, da sie direkt in die Berechnungen mit eingehen. So zeigen die 15. Perzentile oft eine Abnahme, während bei den 85. Perzentilen eine Zunahme zu erkennen ist (siehe z. B. Abb. A 3-22h im Anhang).

Die Tage mit hohen Bodenfeuchten zeigen in der Vergangenheit nur geringe Veränderungen, wobei ein leichter Rückgang für phänologische Zeiträume ab dem Schossen des Winterweizens zu sehen ist (siehe Abb. A 3-24a im Anhang). Die zukünftige Entwicklung unterscheidet sich je nach betrachtetem phänologischem Zeitraum. Überraschend ist, dass auch eine Abnahme im Zeitraum BBCH 09 bis BBCH 31 zu sehen ist. Durch die milderen Wintertemperaturen steigt die Verdunstung der Pflanzen, so dass trotz der zunehmenden Niederschläge im Winter die Anzahl an Tagen mit hohen Bodenfeuchten nicht ansteigt (siehe Abb. A 3-27b im Anhang).

Tabelle 5-4: Übersicht zu den verwendeten Schwellenwerten für die Bodenfeuchte (Bodenschicht 0-60 cm)

Kultur	Analyse für	Schwellenwert	phänologischer Zeitraum	Nr. der Abb. im Anhang	
				Vergangenheit	Zukunft
Winterweizen	Trockenheit	≤ 8 % nFK	BBCH 71 - BBCH 87 BBCH 71 - Ernte	A 3-19a A 3-19c	A 3-19b A 3-19d
		≤ 10 % nFK	Aussaat - BBCH 09 BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87	A 3-20a A 3-20c A 3-20e	A 3-20b A 3-20d A 3-20f
		≤ 14 % nFK	BBCH 31 - BBCH 71	A 3-21a	A 3-21b
		≤ 30 % nFK	Aussaat - BBCH 09 BBCH 09 - BBCH 31 BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87	A 3-22a A 3-22c A 3-22e A 3-22g	A 3-22b A 3-22d A 3-22f A 3-22h
		≤ 50 % nFK	Aussaat - BBCH 09 BBCH 09 - BBCH 31 BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 51 - BBCH 87	A 3-23a A 3-23c A 3-23e A 3-23g	A 3-23b A 3-23d A 3-23f A 3-23h
	Staunässe	≥ 110 % nFK	BBCH 31 - BBCH 51	A 3-24a	A 3-24b
		≥ 112 % nFK	BBCH 71 - BBCH 87 BBCH 71 - Ernte	A 3-25a A 3-25c	A 3-25b A 3-25d
		≥ 115 % nFK	Aussaat - BBCH 09 BBCH 09 - BBCH 31 BBCH 31 - BBCH 51 BBCH 31 - BBCH 71 BBCH 51 - BBCH 87	A 3-26a A 3-26c A 3-26e A 3-26g A 3-26i	A 3-26b A 3-26d A 3-26f A 3-26h A 3-26j
		≥ 120 % nFK	Aussaat - BBCH 09	A 3-27a	A 3-27b
		Mais	Trockenheit	≤ 9 % nFK	BBCH 61 - BBCH 87
≤ 34 % nFK	BBCH 09 - BBCH 61			A 3-29a	A 3-29b
Staunässe	≥ 113 % nFK		BBCH 61 - BBCH 87	A 3-30a	A 3-30b
	≥ 119 % nFK		BBCH 09 - BBCH 61	A 3-31a	A 3-31b
Winterraps ¹	Trockenheit	≤ 22 % nFK	BBCH 71 - BBCH 87 BBCH 71 - Ernte	A 3-32a A 3-32b	- -
		≤ 27 % nFK	BBCH 31 - BBCH 71	A 3-33	-
	Staunässe	≥ 112 % nFK	BBCH 71 - BBCH 87 BBCH 71 - Ernte	A 3-34a A 3-34b	- -
		≥ 116 % nFK	BBCH 31 - BBCH 71	A 3-35	-

¹ Auswertungen nur für die Vergangenheit

5.1.5 Stand der Forschung zu weiteren Extremwetterlagen

Als Extremereignisse werden Ereignisse bezeichnet, die sehr selten auftreten und durch stark vom üblichen Zustand abweichende Verhältnisse gekennzeichnet sind. Statistische Auswertungen sind im Zusammenhang mit Extremereignissen, da sie so selten sind, wenig belastbar. Analysen der täglichen Niederschläge (Beobachtungsdaten) für den Zeitraum 1951-2006 zeigen im Winter eine Zunahme der Tage mit hohen Niederschlagsmengen um ca. 25 %. Einen leicht ansteigenden Trend zeigt sich auch im Frühjahr und Herbst. Keine Trends lassen sich bisher für den Sommer identifizieren. Die Niederschlagsmengen extremer Niederschläge sind im Winter deutlich kleiner als im Sommer (DWD 2020).

Durch den Klimawandel steigen die Temperaturen und damit wird das Potential für extreme Niederschlagsereignisse erhöht. Denn je wärmer die Atmosphäre ist, desto mehr Wasserdampf kann sie aufnehmen. Der Zusammenhang zwischen Temperatur und Wassergehalt ist nicht linear, sondern verläuft exponentiell. Je Grad Celsius kann der Wasserdampfgehalt der Atmosphäre, entsprechend der Clausius–Clapeyron-Gleichung, um etwa 7 % ansteigen. Auswertungen der Beobachtungen und Klimamodell-Simulationen zeigen einen Anstieg der globalen Niederschlagsmenge von etwa 2 % je 1 Grad Temperaturerhöhung (DWD 2020). Dieser Wert ist deutlich geringer als der mögliche Anstieg um etwa 7 %. Die gleichbleibende relative Luftfeuchte könnte Ursache hierfür sein. Für die Vergangenheit zeigen Beobachtungen und Modellrechnungen für Deutschland sogar einen leichten Rückgang der relativen Feuchte. Weitere Einflussfaktoren für die Niederschlagsbildung sind die veränderten Treibhausgas- und Aerosolkonzentrationen.

5.1.5.1 Gewitter

Regionale Klimaprojektionen verwenden eine Gitterweite mit denen kleinräumige Strukturen, wie Gewitter nicht abgebildet werden können. D. h., Klimamodelle sind nicht in der Lage das Auftreten von Gewittern zu simulieren. Um Aussagen zum zukünftigen Auftreten von Gewittern treffen zu können, müssen sich verändernde Prozesse, die eine Auswirkung auf die Wolkenbildung haben können, untersucht werden. Die Bildung von Quellwolken beginnt, wenn die sogenannte Auslösetemperatur im Laufe des Tages erreicht oder überschritten wird. Bei höheren Lufttemperaturen werden die Bedingungen zur Entwicklung von Quellwolken somit bereits früher am Tag erreicht. Damit setzt auch die Bildung von Schauern und Gewittern früher ein als in der Vergangenheit.

Abbildung 5-1 zeigt welche Auswirkungen ein sich erwärmendes Klima auf die Größe und Intensität von Regen- bzw. Gewitterzellen haben kann. Die linke Grafik stellt die Prozesse unter heutigen Bedingungen dar. Bleibt die Entwicklung der Wolke unverändert (gleicher Durchmesser und Höhe) führen die 7 % mehr Wasserdampf zu einem erhöhten Niedererschlag auf der betrachteten Fläche (a). Verursachen die veränderten meteorologischen Bedingungen jedoch eine stärkere Wolkenentwicklung, kann dies zu einer Wolke mit höherer vertikaler Mächtigkeit (b) führen oder sogar zu einer Wolke mit größerem Durchmesser und Höhe (d). Unter wärmeren klimatischen Bedingungen führen alle drei Fälle (a-c) zu stärkeren Niederschlägen. Die Fälle (b) und (c) sind jedoch für eine mögliche verstärkte Hagelbildung von Bedeutung.

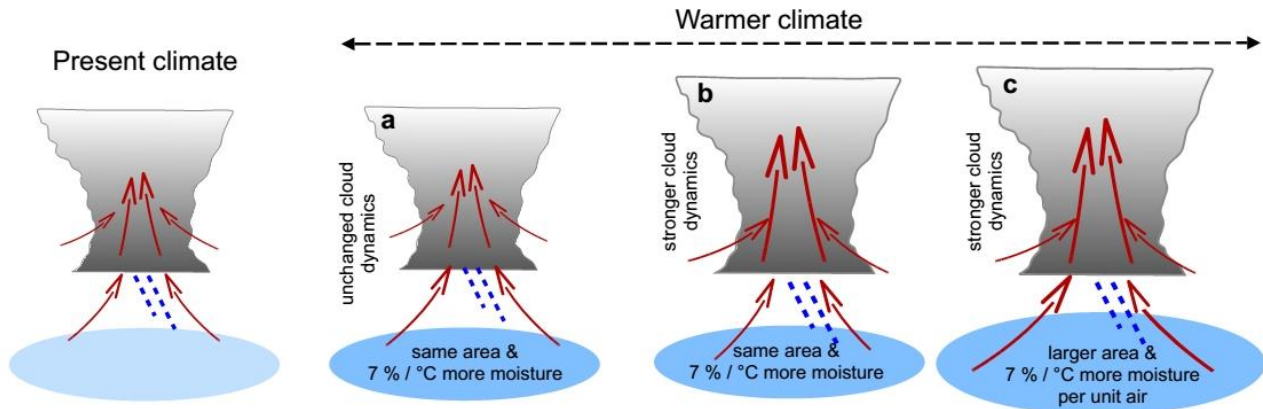


Abbildung 5-1: : Thermodynamische Ursache für verstärkten Starkregen durch globale Erwärmung aus Lenderink und Lochbihler (2017).

5.1.5.2 Hagel

Je öfter und hochreichender sich Gewitter ausbilden können, desto mehr steigt auch die Gefahr für die Entstehung von Hagel. Damit sich Hagel bilden kann, muss der obere Teil der Wolke vereisen. Im unteren Teil besteht die Wolke dann aus Wassertröpfchen, während es im oberen Teil Eiskristalle sind. Deutlich zu erkennen ist dies an der Ausbildung des typischen Ambosses im oberen Teil der Gewitterwolke (siehe Abbildung 5-2 links). Die vertikale Mächtigkeit der Wolke entscheidet also, ob sich Hagel bilden kann. Durch die Aufwinde (Updraft) werden Wassertröpfchen in den oberen Teil der Wolke gebracht (siehe Abbildung 5-3), die dort gefrieren. Diese kleinen Hagelkörner sinken im vorderen Teil der Wolke wieder ab und werden wieder mit den Aufwinden nach oben transportiert. Sie kollidieren dabei mit Tropfen unterkühlten Wassers, die beim Austreffen auf das Hagelkorn sofort gefrieren. Je nach Stärke der Aufwinde können die Hagelkörner mehrmals diesen Kreislauf durchlaufen. Dabei entstehen die typischen Schichten der Hagelkörner (siehe Abbildung 5-2 rechts).



Abbildung 5-2: links: Gewitterwolke (Claudia Hinz, DWD), rechts: Hagelkörner mit gut sichtbaren Schichten (Quelle: Pixelio)

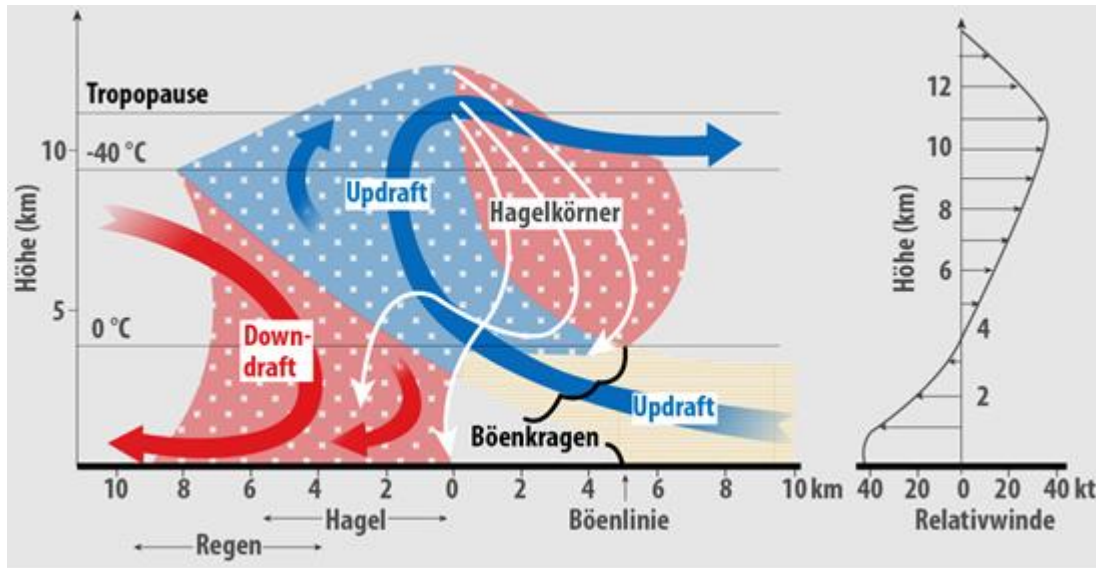


Abbildung 5-3: Schema einer Gewitterwolke (Quelle: DWD).

Kapsch et al. (2012) haben Langzeittrends von Wetterlagen, bei denen Hagel auftreten kann, untersucht. Durch das Verschneiden mit in der Vergangenheit aufgetretenen Hagelschäden, konnten die Hagel-verursachende Wetterlagen identifiziert werden. Für die Zukunft (2031-2045) wird auf Basis der Szenarien A1B und B1 mit einem leichten Anstieg der Hageltage zwischen 7 % bis 15 % im Vergleich zur Referenzperiode (1971-2000) gerechnet. Von Mohr et al. (2015) wurde ein logistisches Hagelmodell entwickelt, das gut das regionale Auftreten von Hagel abbildet (siehe Abbildung 5-4). Auch sie finden für die Szenarien A1B und B1, dass sich das Potential für Hagel für die nahe Zukunft (2021-2050) im Vergleich zur Periode 1971-2000 erhöht (siehe Abbildung 5-5). Statistisch signifikant waren die Ergebnisse nur im Nordwesten und Süden Deutschlands.

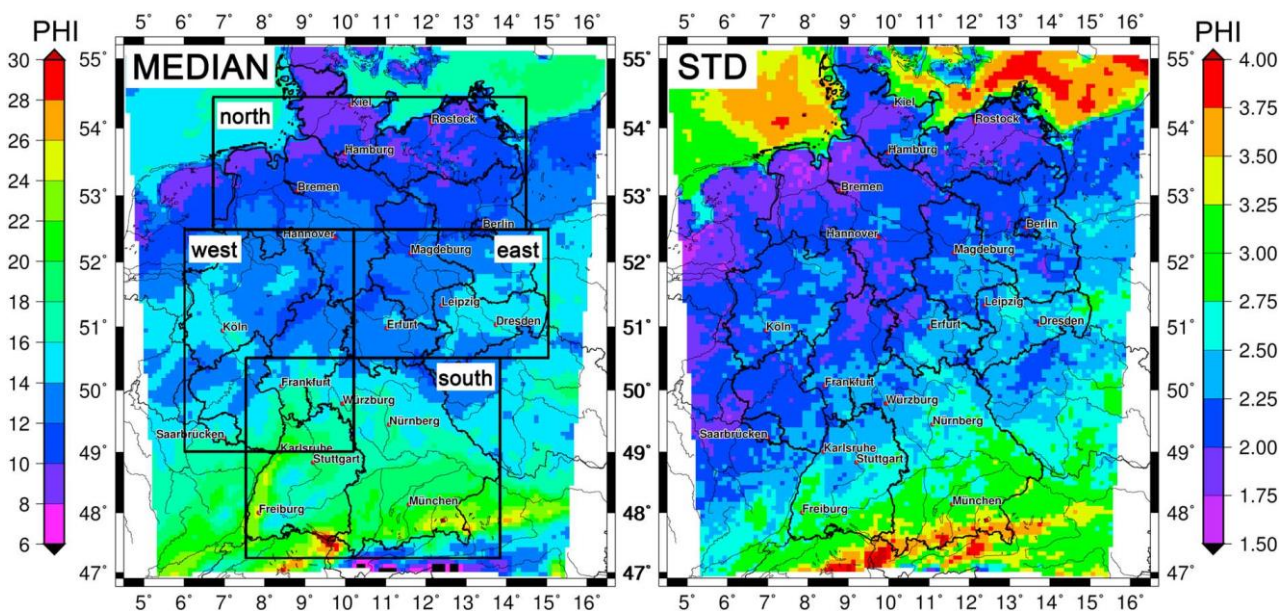


Abbildung 5-4: Median (links) und Standardabweichung (STD) (rechts) für den jährlichen Hagelindex (PHI) für den Vergleichszeitraum (1971-2000) nach Mohr et al. (2015). Ensemble des logistischen Hagelmodells (LHM), abgeleitet aus 11 LHM, Datengrundlage: IMK40 downgescalte Reanalyse; Mittelwerte der unterteilten Gebiete: Nord $11,9 \pm 2,2$ Tage, West $13,7 \pm 1,5$ Tage, Ost $13,4 \pm 1,1$ Tage und Süd $17,4 \pm 3,3$ Tage.

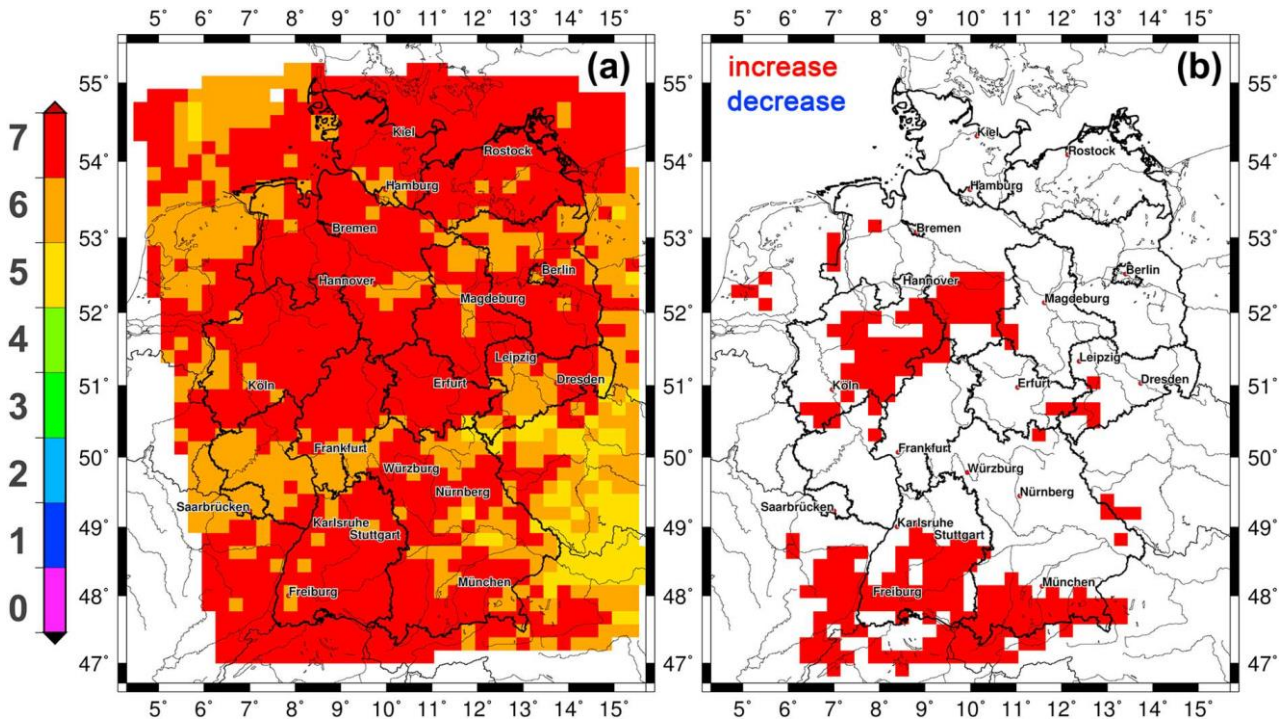


Abbildung 5-5: Überblick über die Veränderungen des potenziellen Hagelindex (PHI) zwischen 2021–2050 und 1971–2000 nach Mohr et al. (2015), dargestellt für ein Ensemble von sieben Klimasimulationen aus den Szenarien A1B und B1: (a) Anzahl der Läufe, die einen Anstieg zeigen und (b) Änderungen, wenn mindestens fünf der sieben Läufe einen signifikanten Anstieg gemäß dem Wilcoxon-Rangsummentest zeigen.

5.1.5.3 Sturm

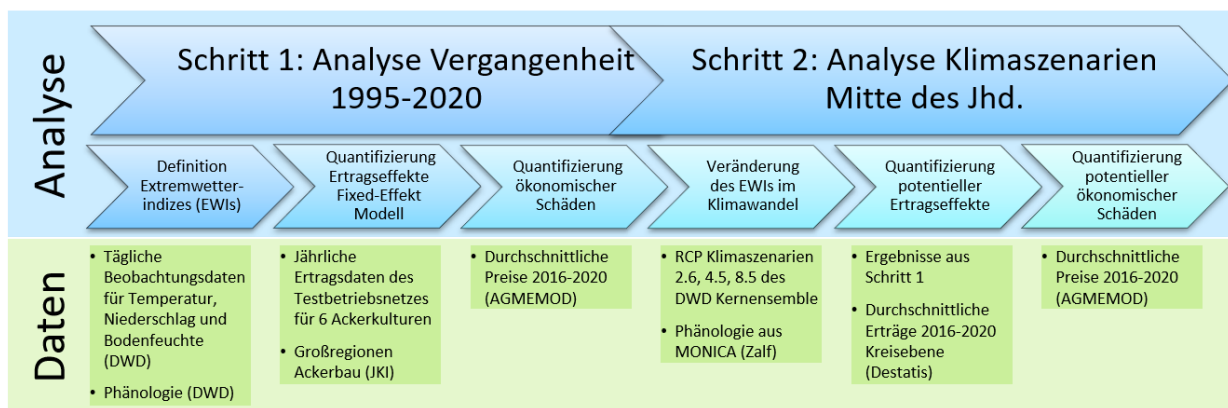
Stürme sind sehr seltenen Ereignisse, so dass Aussagen über Veränderungen im Beobachtungszeitraum nicht statistisch abgesichert werden können. Die Klimaprojektionsdaten liegen nur in täglicher Auflösung vor. Bei der zur Verfügung stehenden Windgeschwindigkeit handelt es sich somit um das Tagesmittel. Aussagen zum Sturm sind auf Basis dieses Parameters nicht möglich.

5.2 Ertragsverluste durch Extremwetterlagen: Verluste in der Vergangenheit und Veränderungen im Klimawandel

Federführung: Jonas Schmitt (Thünen-Institut), Frank Offermann (Thünen-Institut) und Mareike Söder (Thünen-Institut)

5.2.1 Studiendesign und Datengrundlagen

Wir identifizieren durchschnittliche Ertragseffekte einzelner Extremwetterlagen durch klimatische Veränderungen zwischen den Zeitscheiben 1971-2000 und 2031-2060. Die so ermittelten Ertragsveränderungen sind zusätzliche Ertragseffekte, die sich alleine aus der klimatischen Veränderung der Zeitscheiben ergeben, unter ansonsten konstanten Bedingungen. Die Analyse teilt sich dabei in zwei wesentliche Schritte auf: 1. Die Quantifizierung der Ertragseffekte von Extremwetterlagen in der Vergangenheit (1995-2020) anhand tatsächlich erzielter Erträge auf Betriebsebene und Beobachtungsdaten für die Witterungsbedingungen und 2. die Quantifizierung der Veränderung der Ertragseffekte im Klimawandel anhand der RCP-Klimaszenarien unter Anwendung der Ergebnisse aus Schritt 1 (siehe Übersicht Studiendesign und Datengrundlagen in Abbildung 5-6).



Quelle: Eigene Darstellung

Abbildung 5-6: Studiendesign und Datengrundlagen zur Quantifizierung der Ertragsverluste durch Extremwetterlagen

Für Schritt 1, welcher auf vorangegangenen Arbeiten in Gömann et al. (2015) und Heidecke et al. (2017) aufbaut, definieren wir zunächst relevante Extremwetterlagen zu unterschiedlichen Entwicklungsstadien oder phänologischen Phasen der Ackerkulturen. Beispiele für die definierten Extremwetterlagen sind die Hitze während der phänologischen Phase der Blüte (bspw. Temperatursumme über 29 °C) oder die Frühjahrstrockenheit ausgedrückt als Anzahl von extremen Trockenheitstagen mit einer Bodenfeuchte unter 10 % nutzbarer Feldkapazität während der phänologischen Phasen Schossen und Blüte. Extremwetterlagen werden so gewählt, dass sie „extrem“ und „selten“ sind. In der wissenschaftlichen Literatur werden dafür entweder statistische Ansätze oder Experteneinschätzungen zu Schadschwellen herangezogen (Seneviratne et al. 2021). Für Kulturen, welche relativ gleichmäßig in Deutschland angebaut werden, definieren wir die Schwellenwerte anhand des 1. bzw. 99. Perzentils über alle Beobachtungsdaten hinweg. Für Kartoffel und Zuckerrübe, welche regionale Produktionsschwerpunkte aufweisen, greifen wir auf Experten basierte Schwellenwerte aus der Literatur zurück (Heidecke et al. 2017). Dabei werden die Extremwetterlagen Kahlfröste, Spätfrost, Trockenheit im Frühjahr und Sommer, Staunässe im Frühjahr und Sommer sowie Hitze zur Blüte untersucht und die Ackerkulturen Winterweizen, Wintergerste, Winterraps, Körnermais, Kartoffel und Zuckerrübe berücksichtigt (siehe Tabelle 5-5).

Tabelle 5-5: Übersicht zu den Definitionen der Extremwetterindizes (EWI): Zeitraum, Schwellenwert und Verweis auf die graphische Darstellung im Anhang

Extremwetter	Winterweizen	Wintergerste	Winterraps	Körnermais	Kartoffel	Zuckerrübe
Spätfrost					01.04. – 31.05.; ≤ - 4°C	
Hitze	Blüte; ≥ 29°C	Blüte; ≥ 31°C	Blüte; ≥ 29°C	Längenwachstum & Blüte; ≥ 34°C		
Frühjahrstrockenheit	Schossen & Blüte; ≤ 14% nFk (DWD: S21a, A 3-21b)	Schossen & Blüte; ≤ 28% nFk	Längenwachstum & Blüte; ≤ 27% nFk (DWD: A 3-33)	Auflaufen & Längenwachstum; ≤ 34% nFk (DWD: A 3-29a, S29b)	01.04. – 31.05.; ≤ 47mm	
Sommertrockenheit	Kornfüllung & Reife; ≤ 8% nFk (DWD: A 3-19a, A 3-19b, A 3-19c)	Kornfüllung & Reife; ≤ 8% nFk	Kornbildung & Reife; ≤ 22% nFk (DWD: A 3-32a, A 3-32b)	Blüte & Kornbildung; ≤ 9% nFk (DWD: A 3-28a, A 3-28b)	01.06. – 31.08.; ≤ 103mm	01.06. – 31.09.; ≤ 10% nFk
Staunässe Frühjahr	Schossen & Blüte; ≥ 115% nFk (DWD: A 3-26g, A 3-26h)	Schossen & Blüte; ≥ 116% nFk	Längenwachstum & Blüte; ≥ 116% nFk (DWD: A 3-35)	Auflaufen & Längenwachstum; ≥ 119% nFk (DWD: A 3-31a, A 3-31b)	01.04. – 31.05.; 20mm/Tag	
Staunässe Sommer	Kornfüllung & Reife; ≥ 112% nFk (DWD: A 3-25c, A 3-25d)	Kornfüllung & Reife; ≥ 109% nFk	Kornbildung & Reife; ≥ 112% nFk (DWD: A 3-34a, A 3-34b)	Blüte & Kornbildung; ≥ 113% nFk (DWD: A 3-30a, A 3-30b)	01.06. – 01.10.; 10mm/Tag	

Anmerkungen: (1) Bei Spätfrost und Hitze wurden die Temperatursummen (in Grad-Tagen) über- oder unter den Grenzwerten während der jeweiligen Phänologischen Phase berechnet. (2) Bei % nFk (% der nutzbare Feldkapazität) werden die Tage gezählt, an denen Grenzwert über- oder unterschritten wird.

Nach der Definition der Extremwetterlagen werden diese mithilfe der DWD Mess- und Modelldaten zu Temperaturen, Niederschlag und Bodenfeuchte auf Gemeindeebene jährlich quantifiziert. Die phänologischen Zeitfenster basieren auf Beobachtungsdaten des DWD. Die Ertragsdaten stammen aus dem deutschen Testbetriebsnetz für den Zeitraum 1995-2019 mit insgesamt 497.677 Ertragsdaten, verteilt auf die oben genannten sechs Kulturen. Auf der Ebene der Gemeinden werden die Phänologie- und Wetterdaten mit den Ertragsdaten kombiniert.

Mithilfe eines Fixed-Effekt Regressionsmodells, welches für konstante betriebliche Charakteristika (z. B. Böden, Höhenlagen) und jährliche Effekte (z. B. Preise für Düngemittel oder Diesel) kontrolliert, quantifizieren wir die Ertragswirkung der einzelnen Extremwetterlagen sowie den durchschnittlichen jährlichen Ertragsverlust der Extremwetterlage im Zeitraum 1995-2019. Mithilfe der Durchschnittspreise von 2016 bis 2020 können neben den physischen Ertragseffekten in dt/ha, auch die durchschnittlichen jährlichen Erlösverluste je Extremwetterlage und Ackerkultur miteinander verglichen werden. Die Ertragseffekte werden sowohl für Gesamtdeutschland quantifiziert, als auch für die Großregionen Ackerbau Norden, Süden, Osten, Westen (Freier et al. 2010).

Es ist unstrittig, dass alle untersuchten Extremwetterereignisse ertragsschädigende Wirkungen haben können. Die Höhe der verursachten Schäden ist jedoch aufgrund der Vielzahl an ertragsbeeinflussenden Faktoren und den Wechselwirkungen zwischen diesen Faktoren nicht immer einwandfrei zu bestimmen, und/oder einem bestimmten einzelnen Extremwetterphänomen zuzuordnen. Um die Belastbarkeit der quantitativen Abschätzung der Schadenshöhen beurteilen zu können, haben wir verschiedene Modellspezifikationen geschätzt, die sich in der Zahl der berücksichtigten unbeobachteten Einflussfaktoren (one-way oder two-way fixed effect), der Zahl berücksichtigter möglicher Korrelationen der Beobachtungen untereinander (one-way oder two-way Clustern des Fehlerterms, siehe Diskussion in Ortiz-Bobea 2022) und der regionalen Spezifität

(ganz Deutschland oder einzelne Ackerbaugroßregionen) unterscheiden. Bei der Beurteilung der Belastbarkeit der Ergebnisse folgen wir der auch im IPCC Bericht üblichen Abstufung des Grades an „Vertrauen“ (Janzwood 2020). Die Ergebnisse haben wir mit dem Zusatz „hohes Vertrauen“ gekennzeichnet, wenn die Wirkung eines spezifischen Wetterereignisses auch im striktesten Modell² statistisch sicher identifizierbar ist. Falls die Wirkung nur im Modell ohne Berücksichtigung jahresspezifischer unbeobachteter Faktoren³ statistisch sicher identifizierbar ist, dann sind die Ergebnisse mit dem Zusatz „mittleres Vertrauen“ gekennzeichnet. In den Karten werden nur Schadwirkungen dargestellt, für die wir „hohes Vertrauen“ in die quantitative Abschätzung haben. Für einen Teil der untersuchten Extremwetterlagen können wir keine statistisch signifikanten Ertragseffekte mit dem hier gewählten Ansatz und den Datengrundlagen identifizieren. Dies bedeutet aber ausdrücklich nicht, dass diese Ertragseffekte nicht existieren.

Für Schritt 2, die Quantifizierung der Ertragseffekte im Klimawandel, werden zunächst die Veränderung der unter Schritt 1 verwendeten Extremwetterlagen zwischen den Zeitscheiben 1971-2000 und 2030-2060 für die Klimaszenarien RCP8.5, RCP4.5 und RCP2.6 auf der Basis des DWD-Kernensembles quantifiziert (siehe dazu Kapitel 5.1 und Karten im Anhang 3). Das ist zum Beispiel die veränderte Anzahl an sehr trockenen Tagen im Frühjahr. Die dabei berücksichtigten Veränderungen der phänologischen Zeitfenster basieren auf Ergebnissen des MONICA Modells. Mithilfe der Ergebnisse aus Schritt 1 kann dann die prozentuale Änderung der Erträge durch die Änderung der Extremwetterlage im Klimawandel quantifiziert werden. Setzt man diese Änderung ins Verhältnis zu durchschnittlichen Erträgen⁴ (Statistische Ämter des Bundes und der Länder 2022) und heutigen Preisen (Durchschnittspreise 2016-2020, Agmemod Consortium 2021), ergeben sich die potenziellen Ertrags- und Erlösveränderungen.

Bei der Interpretation sind folgende wesentliche Punkte zu beachten: (1) Die hier berechneten Ertrags- und Erlösveränderungen sind durch den Klimawandel verursacht und drücken den Unterschied zu geschätzten Erträgen bzw. monetären Werten je Hektar aus, die ohne Klimawandel zu beobachten wären. (2) Die Veränderungen der Erträge und Erlöse je Hektar durch einzelne Wetterereignisse sind jeweils unter der Annahme berechnet, dass ansonsten alle andere beobachteten Extremwetter konstant bleiben (also ohne Änderung durch den Klimawandel). (3) Die folgenden Ergebnisse berücksichtigen keine Anpassung der Landwirte auf die veränderten Klimabedingungen und beobachteten Extremwetterereignisse wie bspw. Düngung, Bewässerung oder Anbauverfahren. (4) In einem Jahr wie 2018 treten die Ertragseffekte akkumuliert auf und fallen deutlich höher/extremer aus als in den durchschnittlichen jährlichen Effekten eines einzelnen Extremwetterereignisses. (5) Die hier dargestellten Analysen beziehen sich nur auf sehr extreme Wetterlagen. Ertragsschäden können auch schon bei weniger extremen Wetterlagen auftreten (bspw. bei weniger extremen Trockenheitstagen). (6) Anpassungsmaßnahmen und Rückkopplungseffekte (siehe Kapitel 6.3 und 8.1) können Ertragseffekte reduzieren. Andere Faktoren wie die (Klimawandelbedingte) Zunahme an Krankheiten und Schädlingen (siehe Kapitel 6.1) können Ertragseffekte erhöhen. Ebenfalls insgesamt steigende Erträge, etwa durch den CO₂-Düngeeffekt, könnten zu absolut höheren Verlusten führen.

5.2.2 Ertragseffekte von Extremwetterlagen in der Vergangenheit

Für die kartenbasierte Ergebnisdarstellung in diesem Bericht werden nur diejenigen Ergebnisse abgebildet, die unter dem striktesten statistischen Modell signifikante (bei einem 1 % Signifikanzniveau) Ertragseffekte für die uns vorliegenden Daten gezeigt haben. Wenn nur für eine oder mehrere Großregionen Ackerbau und nicht für Gesamtdeutschland signifikante Ertragseffekte identifiziert werden konnten, werden auch nur die Schätzungen für die jeweilige Großregionen ausgewiesen. Tabelle 5-6 zeigt einen Überblick über die durchschnittlichen

2 Two-way fixed Effect Panel Daten Modell mit geclusterten Fehlertermen nach Betrieb und Jahr

3 One-way fixed Effect Panel Daten Modell mit geclusterten Fehlertermen nach Betrieb

4 Durchschnittserträge 2016-2020 auf Kreisebene aus Destatis korrigiert um durchschnittliche jährliche Ertragszuwächse bis zur Mitte des Jhds (2045) mithilfe des geschätzten Trends aus dem Fixed Effekt Modell mit nur betrieblichen Fixed Effekts

jährlichen Schäden je Extremwetterlage und Ackerkultur insgesamt in Millionen Euro und Tabelle 5-7 als Ertragsverlust pro Flächeneinheit in Euro/Hektar. Für Frühjahrs- und Sommertrockenheit sind für das Jahr 2018 Jahreswerte in Tabelle 5-8 ausgegeben, als Beispiel, wie die Ertragsverluste in extremen Jahren von den durchschnittlichen Ertragseffekten abweichen können.

Tabelle 5-6: Durchschnittliche jährliche Gesamtertragsverluste je Extremwetterereignis und Ackerkultur

Ø Gesamtschaden in Mio. €/Jahr	Winterweizen	Wintergerste	Winterraps	Körnermais	Kartoffeln	Zuckerrüben
extr. Frühjahrstrockenheit	18,2	4,2	10,5	2,1		
extr. Sommertrockenheit	23,8	Ost 2,5 Süd 0,8	7,0	3,2	3,9	3,4
extr. Hitze zur Blüte	8,6	1,5	Nord 9,4	4,1		
extr. Staunässe im Frühjahr	5,0	1,9		1,3	2,5	
extr. Staunässe im Sommer	3,3	1,1	3,4			
extr. Spätfrost					2,6	

 Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt in mind. einer Großregionen Ackerbau (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (mittleres Vertrauen)
 Ertragseffekt statistisch nicht signifikant; 1% Signifikanz-Niveau;
 Nicht analysiertes Wetterereignis

*Schadenshöhe berechnet mit Ø 2016-2020
 Gesamtanbaufläche (BMEL 2019) & Preisen (AGMEMOD 2022): Winterweizen 3,1 Mio ha / 15,39€/dt; Wintergerste 1,2 Mio. ha / 14,05€/dt, Winterraps 1,3 Mio ha / 36,78€/dt, Körnermais 0,4 Mio ha / 16,04€/dt; Kartoffeln 0,25 Mio. ha / 19,84€/dt; Zuckerrüben 0.4 Mio ha / 3,06€/dt;

Tabelle 5-7: Durchschnittliche jährliche Ertragsverluste pro Hektar je Extremwetterereignis und Ackerkultur

Ø Schaden in €/ha/Jahr	Winterweizen	Wintergerste	Winterraps	Körnermais	Kartoffeln	Zuckerrüben
extr. Frühjahrstrockenheit	5,9	3,5	8,1	5,3		
extr. Sommertrockenheit	7,7	Ost 8,3 Süd 2,7	5,4	8,0	15,6	8,5
extr. Hitze zur Blüte	2,8	1,3	Nord 23,5	10,3		
extr. Staunässe im Frühjahr	1,6	1,6		3,3	10,0	
extr. Staunässe im Sommer	1,1	1,1	2,6			
extr. Spätfrost					10,4	

 Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt in mind. einer Großregionen Ackerbau (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (mittleres Vertrauen)
 Ertragseffekt statistisch nicht signifikant; 1% Signifikanz-Niveau;
 Nicht analysiertes Wetterereignis

*Schadenshöhe berechnet mit Ø 2016-2020
 Gesamtanbaufläche (BMEL 2019) & Preisen (AGMEMOD 2022): Winterweizen 3,1 Mio ha / 15,39€/dt; Wintergerste 1,2 Mio. ha / 14,05€/dt, Winterraps 1,3 Mio ha / 36,78€/dt, Körnermais 0,4 Mio ha / 16,04€/dt; Kartoffeln 0,25 Mio. ha / 19,84€/dt; Zuckerrüben 0.4 Mio ha / 3,06€/dt;

Frühjahrs- und Sommertrockenheit

Mit Abstand die größten Ertragsverluste insgesamt identifizieren wir für den Zeitraum 1995-2019 für extreme Trockenheit. Extreme Sommertrockenheit verursacht bei Winterweizen den größten Schaden mit 23,8 Mio. €/Jahr (hohes Vertrauen), gefolgt von Körnermais mit 3,4 Mio. €/Jahr (hohes Vertrauen). Für Wintergerste konnten nur für die Ackerbauregionen Ost (2,5 Mio. €/Jahr) und Süd (0,8 Mio. €/Jahr) (hohes Vertrauen) signifikante Ertragsverluste für Sommertrockenheit identifiziert werden (siehe Tabelle 5-6).

Auch extreme Trockenheit im Frühjahr verursacht signifikante Ertragsverluste, allen voran für Winterweizen mit 18,2 Mio. €/Jahr (hohes Vertrauen), gefolgt von Wintergerste mit 4,2 Mio. €/Jahr (hohes Vertrauen) und Körnermais mit 2,1 Mio. €/Jahr (mittleres Vertrauen).

In Bezug auf die durchschnittlichen jährlichen Ertragsverluste pro Hektar, ist für Winterweizen die Sommertrockenheit mit 7,7 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) gefolgt von der Frühjahrstrockenheit mit 5,9 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) am relevantesten. Vor allem der Norden und Osten Deutschlands ist dabei aber deutlich stärker von Ertragsverlusten bei Winterweizen durch Trockenheit betroffen, mit Ertragsverlusten von über 20 - 30 €/ha/Jahr (Abbildung 5-7). Durchschnittliche Schäden durch Frühjahrstrockenheit fielen bei Wintergerste mit 3,5 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) geringer aus und waren gleichmäßig über das Bundesgebiet verteilt (Abbildung 5-8). Bei Sommertrockenheit liegen die durchschnittlichen Schäden mit 11 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) über denen von Winterweizen, mit höheren Verlusten im Osten. Für Körnermais liegen die durchschnittlichen jährlichen Verluste durch Frühjahrs- und Sommertrockenheit mit 5,3 €/ha/Jahr (mittleres Vertrauen) bzw. 8,5 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) in ähnlichen Größenordnungen mit einzelnen Regionen mit

deutlich höheren durchschnittlichen Verlusten, ohne dass sich eindeutige regionale Schwerpunkte ausmachen lassen (Abbildung 5-9).

Für Winterraps und Kartoffeln können nur mit einem weniger rigorosen statistischen Modell teilweise signifikante Ertragsverluste durch extreme Trockenheit identifiziert werden. Für extreme Sommertrockenheit bei Kartoffeln, sind diese mit 15,6 €/ha Ertragsverlust (mittleres Vertrauen) durchschnittlich pro Jahr vergleichsweise hoch (Tabelle 5-7).

Tabelle 5-8: Ertragsverluste insgesamt und je Hektar je Extremwetterereignis und Ackerkultur in 2018

Ø Gesamtschaden in Mio. € 2018	Winterweizen	Wintergerste	Winterraps	Körnermais	Kartoffeln	Zuckerrüben
extr. Frühjahrstrockenheit	68,6	16,7				
extr. Sommertrockenheit	137,1	Ost 13,3 Süd 1,9		33,8		13,9
Ø Schaden in €/ha 2018	Winterweizen	Wintergerste	Winterraps	Körnermais	Kartoffeln	Zuckerrüben
extr. Frühjahrstrockenheit	22,1	13,9		25,3		
extr. Sommertrockenheit	44,2	Ost 44,3 Süd 6,3		84,5		34,8

Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt in mind. einer Großregionen Ackerbau (hohes Vertrauen)
 Stat. signifikanter Ertragseffekt Gesamtdeutschland (mittleres Vertrauen)
 Ertragseffekt statistisch nicht signifikant; 1% Signifikanz-Niveau;
 Nicht analysiertes Wetterereignis

*Schadenshöhe berechnet mit Ø 2016-2020
 Gesamtanbaufläche (BMEL 2019) & Preisen (AGMEMOD 2022): Winterweizen 3,1 Mio ha / 15,39€/dt; Wintergerste 1,2 Mio. ha / 14,05€/dt, Winterraps 1,3 Mio ha / 36,78€/dt, Körnermais 0,4 Mio ha / 16,04€/dt; Kartoffeln 0,25 Mio. ha / 19,84€/dt; Zuckerrüben 0.4 Mio ha / 3,06€/dt;

Zwar erscheinen die Ergebnisse als durchschnittliche Verluste pro Jahr zunächst gering. Eine Berechnung der Schäden von Ertragsverlusten durch extreme Trockenheit im Jahr 2018 (Tabelle 5-8) verdeutlicht aber, dass die Ertragsverluste in extremen Jahren um ein Vielfaches höher liegen können. 2018 lagen die Ertragsverluste durch die hier definierte extreme Frühjahrstrockenheit im Nordosten für Winterweizen z. T. bei über 60 €/ha und im selben Jahr durch die anschließende extreme Sommertrockenheit in vielen Teilen des Nordens und Ostens bei zusätzlich über 90 €/ha (Abbildung 5-7). Der mit unseren Analysen errechnete Gesamtschaden durch extreme Trockenheit (auf Basis der Ergebnisse mit hohem Vertrauen) belief sich 2018 für Winterweizen auf 205,7 Mio. €, im Vergleich zu einem hypothetischen Jahr ohne extreme Frühjahrs- und Sommertrockenheit (Tabelle 5-8). Auch für Wintergerste und Körnermais gab es in 2018 in vielen Anbauregionen Ertragsverluste durch extreme Trockenheit (Abbildung 5-8), jeweils in ähnlichen Größenordnungen, aufgrund der geringeren Flächen mit einem kleineren Gesamtschaden von 31,9 Mio. € für Wintergerste für Sommer- und Frühjahrstrockenheit bzw. 43,8 Mio. € für Körnermais nur für Sommertrockenheit. Bei Zuckerrüben verursachte die Sommertrockenheit von 2018 im Osten Niedersachsen und in Sachsen-Anhalt flächendeckend Verluste von über 90 €/ha und einen Gesamtschaden von 13,9 Mio € (Abbildung 5-10).

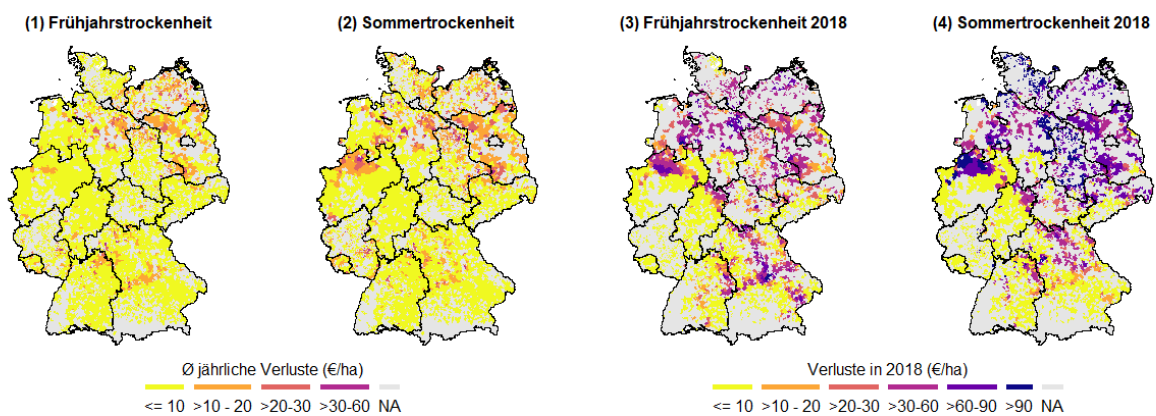


Abbildung 5-7: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Winterweizen

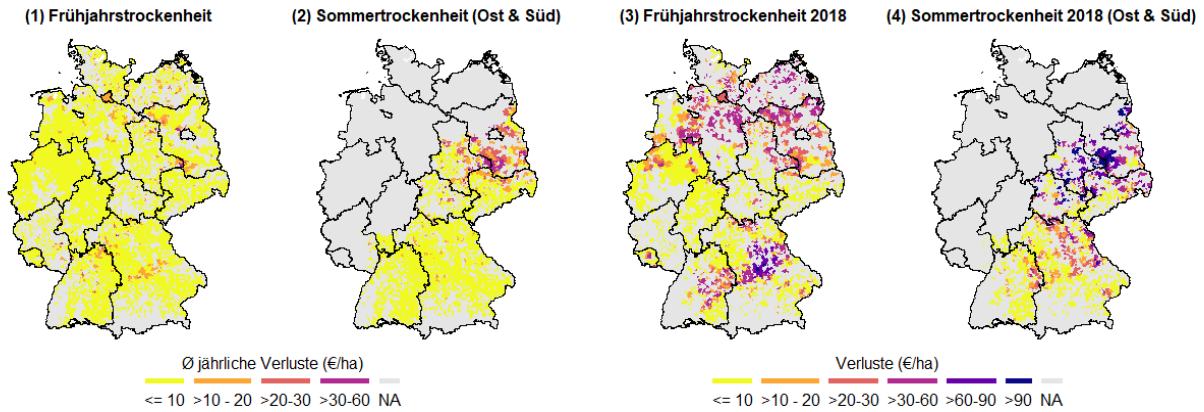


Abbildung 5-8: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Wintergerste

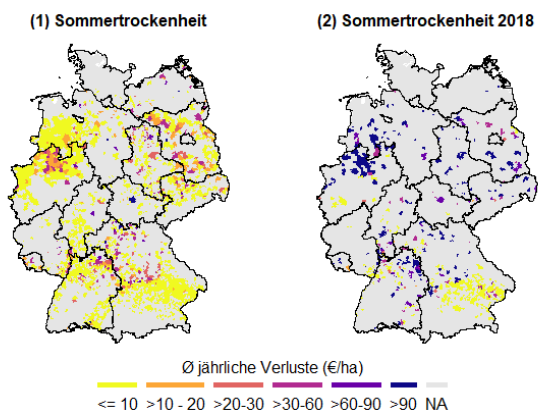


Abbildung 5-9: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Körnermais

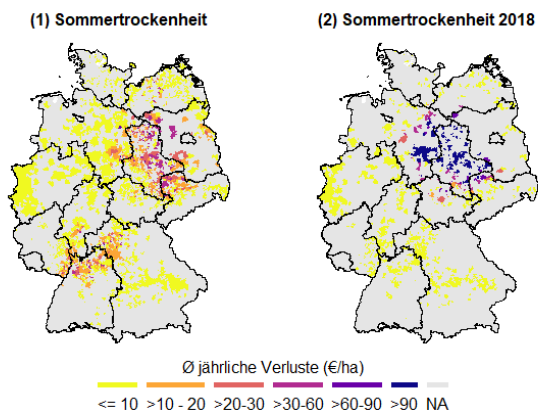


Abbildung 5-10: Ertragsverluste durch extreme Trockenheit Zuckerrüben

Hitze zur Blüte

Bei gleichzeitiger Berücksichtigung der Bodenfeuchtebedingungen können wir mit dem rigorosesten statistischen Modell allein für Winterrraps und auch nur für den Norden einen signifikanten Ertragseffekt durch extreme Hitze während der Blüte, nämlich insgesamt von 9,4 Mio. €/Jahr (hohes Vertrauen) identifizieren (Tabelle 5-6). Die durchschnittlichen Verluste pro Hektar und Jahr sind dabei mit 23,5 €/ha/Jahr (hohes Vertrauen) vergleichsweise hoch (Tabelle 5-7) und insbesondere im Nordosten zum Teil doppelt bis dreifach so hoch (Abbildung 5-11). Für Winterweizen, Wintergerste und Körnermais können wir nur mit einem weniger rigorosem statistischen Ansatz Ertragsverluste durch extreme Hitze während der Blüte identifizieren. Für

Körnermais sind diese mit 10,3 €/ha/Jahr (mittleres Vertrauen) vergleichsweise hoch, bei Winterweizen mit 2,8 €/ha/Jahr (mittleres Vertrauen) und Wintergerste mit 1,3 €/ha/Jahr (mittleres Vertrauen) durchschnittlichem Ertragsverlust vergleichsweise gering (Tabelle 5-7).

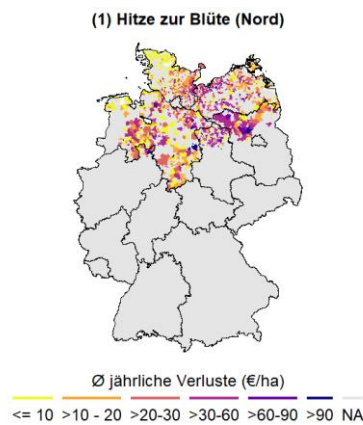


Abbildung 5-11: Ertragsverluste durch extreme Hitze zur Blüte Winterraps

Stauanässe im Frühjahr und Sommer

Stauanässe während der Wachstumsperiode verursachte zwischen 1995 und 2019 im Vergleich zu extremer Trockenheit geringere Schäden im Frühjahr. Nur für Winterweizen (mit 5 Mio. €/Jahr im Frühjahr und 3,3 Mio. €/Jahr im Sommer (hohes Vertrauen)) und für Wintergerste (mit 1,9 Mio. €/Jahr im Frühjahr und mit 1,1 Mio. €/Jahr im Sommer (hohes Vertrauen)) konnten signifikante Ertragsverluste mit dem striktesten statistischen Ansatz aus den Daten identifiziert werden (Tabelle 5-6).

Bezogen auf die durchschnittlichen Hektarverluste im gesamtdeutschen Durchschnitt, sind diese für Stauanässe im Frühjahr mit 1,6 €/ha (hohes Vertrauen) und im Sommer mit 1,1 €/ha (hohes Vertrauen) zwar gering (Tabelle 5-7), die Karten verdeutlichen aber eine räumliche Konzentration der Verluste auf den südlichen Rand Deutschlands, mit zum Teil deutlich höheren Schäden von über 30 €/ha und Jahr (Abbildung 5-12).

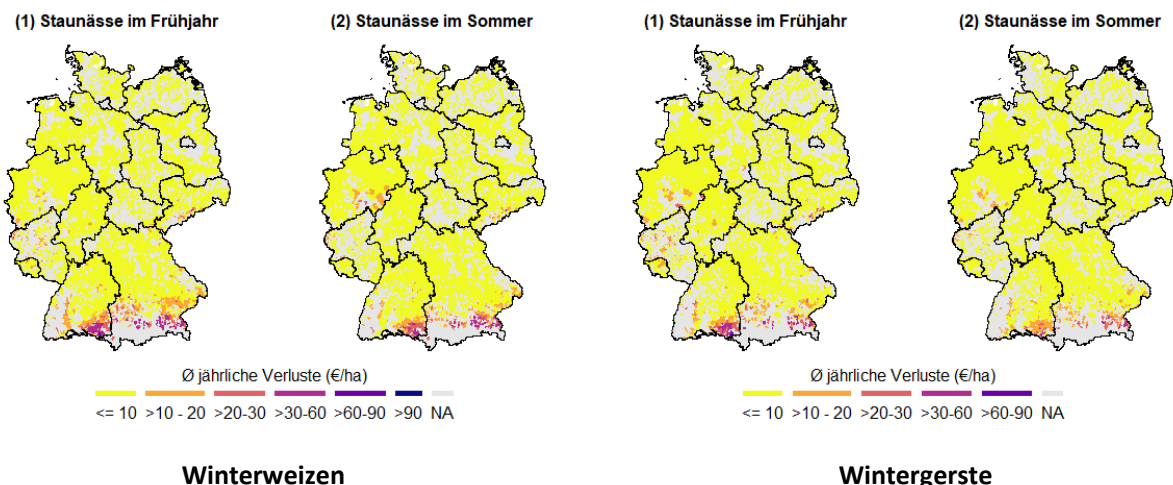


Abbildung 5-12: Ertragsverluste durch extreme Stauanässe bei Winterweizen und Wintergerste

Spätfrost

Spätfrost wurde nur für Kartoffel untersucht und stellt in der Analyse für Kartoffel die einzige Extremwetterlage mit statistisch signifikanten Ertragseffekten mithilfe des striktesten statistischen Modells von insgesamt 2,7 Mio. €/Jahr (Tabelle 5-6) bzw. 10,8 €/ha/Jahr (Tabelle 5-7) (hohes Vertrauen) dar. In den höheren Lagen in

Niedersachsen und im östlichen Mittelgebirge liegen die durchschnittlichen jährlichen Verluste deutlich darüber (Abbildung 5-13).

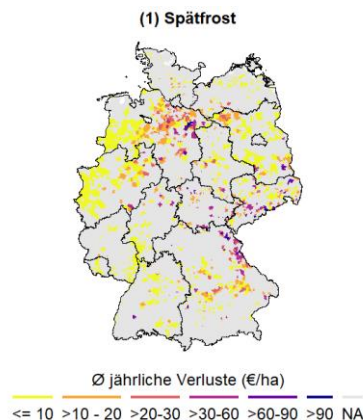


Abbildung 5-13: Ertragsverluste durch extreme Staunässe bei Winterweizen und Wintergerste

5.2.3 Ertragseffekte von Extremwetterlagen im Klimawandel

Im Rahmen dieses Projektes konnte nur ein Teil der Extremwetterlagen im Klimawandel untersucht werden. Die folgenden Auswertungen beziehen sich daher auf Winterweizen.

Abbildung 5-15 zeigt die zusätzlichen durchschnittlichen Ertragsverluste in €/ha/Jahr im Klimawandel für extreme Frühjahrs- und Sommertrockenheit bei Winterweizen. Die Karten stellen dabei das 15., 50. und 85. Perzentil je Pixel über die Verteilung der Ergebnisse der unterschiedlichen Modelle des DWD-Kernensembles dar. Abbildung 5-14 zeigt zusätzlich die Bandbreite der Modellergebnisse als Durchschnitt je Großregion Ackerbau. Für das 50. Perzentil sind die Veränderungen der Ertragsverluste für beide Extremwetterlagen über alle Klimaszenarien hinweg sehr gering, und gehen im Durchschnitt für die Großregionen Ackerbau in keinem Fall über 0,5 €/ha/Jahr hinaus. An vielen Standorten nehmen die Ertragsverluste aufgrund extremer Trockenheit sogar ab. Lediglich für die Ostseeküste und Teile Süddeutschlands ergeben sich leichte Anstiege. Nimmt man die Bandbreite der den Analysen zugrundeliegenden Modelle des DWD-Kernensembles durch Hinzunahme des 15. und 85. Perzentils mit in den Blick, so wird deutlich, dass die Unsicherheit zu den erwartbaren Ertragsschäden durch Extremwetterlagen sehr hoch ist. Das 15. Perzentil zeigt deutlich rückläufige Ertragsverluste durch extreme Frühjahrs- und Sommertrockenheit, die zum Teil die heutigen durchschnittlichen Verluste durch die jeweilige Extremwetterlage ausgleichen würden. Auf der anderen Seite zeigen die Werte des 85. Perzentils deutliche Zuwächse in den Ertragsverlusten durch extreme Trockenheit. Diese sind in der Regel am höchsten für das RCP4.5-Szenario. Für die Frühjahrstrockenheit kämen die Zuwächse im Norden mit 8,8 €/ha/Jahr und im Osten mit 6,0 €/ha/Jahr (RCP4.5, jeweils 85. Perzentil) mindestens einer Verdopplung der heutigen jährlichen Ertragsverluste durch extreme Frühjahrstrockenheit gleich, in einigen Gebieten in der Mitte und im Norden Deutschlands wären die Verluste noch deutlich höher. Für extreme Sommertrockenheit ist die Bandbreite der Ergebnisse zwischen dem 15. und 85. Perzentil etwas geringer mit dem höchsten Wert von 6,0 €/ha/Jahr im Westen (RCP8.5, 85. Perzentil).

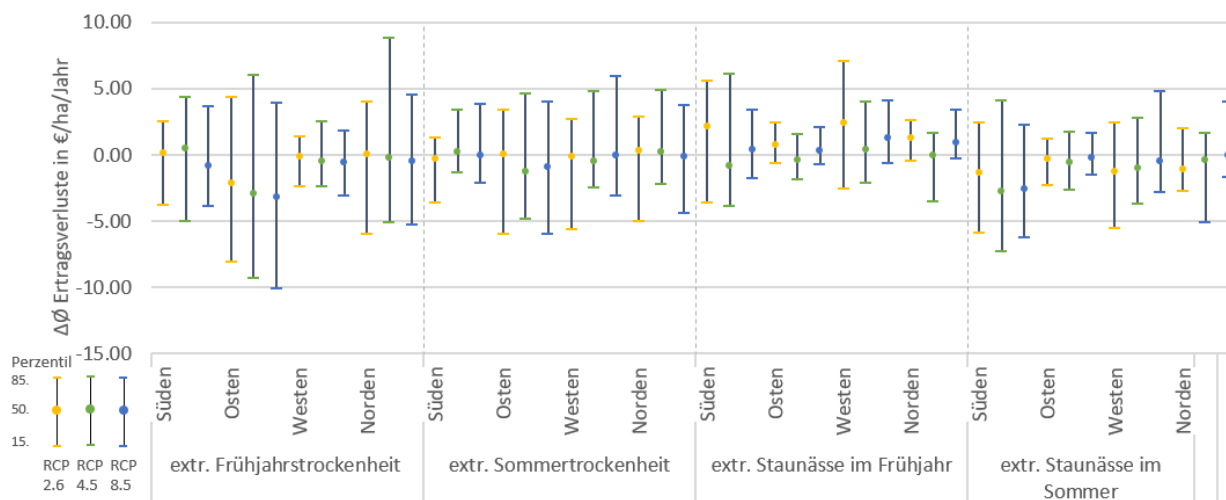


Abbildung 5-14: Veränderung der Ertragsverluste durch Trockenheit und Staunässe für Winterweizen bis zur Mitte des Jahrhunderts.

Da für Trockenheit und Staunässe im Frühjahr und Sommer die Niederschläge wesentliche Treiber der Wachstumsbedingungen sind, zeigt sich eine ähnliche Unsicherheit der Ergebnisse über die Bandbreite der Modelle auch in der Auswertung der zusätzlichen Ertragsverluste durch extreme Staunässe im Frühjahr und Sommer (siehe Durchschnittswerte Abbildung 5-14 und Karten Abbildung 5-16). Nur für das RCP2.6-Szenario für Staunässe im Frühjahr sind für das 50. Perzentil Zuwächse in den durchschnittlichen Ertragsverlusten zu verzeichnen. Diese sind mit zusätzlichen 2,5 €/ha/Jahr im Westen und mit 2,2 €/ha/Jahr im Süden für Staunässe im Frühjahr am höchsten und damit höher als die ermittelten Verluste in der Vergangenheit (siehe 5.2.2). Der Rückgang der Ertragsverluste beim 15. Perzentil würde heutige Verluste durch Staunässe im Frühjahr und Sommer ausgleichen. Die Ergebnisse des 85. Perzentils zeigen dagegen deutliche Zunahmen in den Ertragsverlusten durch Staunässe für fast alle Regionen Deutschlands. Am höchsten sind diese für die Staunässe im Frühjahr im Süden mit zusätzlichen 6,1 €/ha/Jahr (RCP4.5, 85. Perzentil) mit besonders hohen Werten am Alpenrand und im Westen mit 7,1 €/ha/Jahr (RCP2.6, 85. Perzentil). Dies käme einer Vervielfachung der heutigen Schäden durch Staunässe gleich.

Zusammenfassend lässt sich aus den bisherigen Analysen keine substantielle Zunahme von Ertragsverlusten durch extreme Trockenheit und Staunässe quantifizieren. Nimmt man das 50. Perzentil als Grundlage, kann nur für Staunässe im Frühjahr im RCP2.6 ein eindeutiger Anstieg der Ertragsverluste identifiziert werden. Die Unsicherheiten in den Analysen ist allerdings sehr hoch und beinhalten das Risiko deutlich steigender Ertragsverluste. Der größte Unsicherheitsfaktor ist die nicht eindeutige Entwicklung der Niederschlagsmengen im Frühjahr und im Sommer in den Klimaszenarien (siehe dazu auch Erläuterungen in Kapitel 2.4.). Eine wesentliche Grundlage für besser abgesicherte Abschätzungen zur Entwicklung der Ertragswirkung von Extremwetterlagen ist folglich eine Weiterentwicklung der Klimamodelle um die Unsicherheiten der Ergebnisse über die Modelle hinweg zu reduzieren. Darüber hinaus ist zu untersuchen, inwieweit die Verkürzung der phänologischen Phasen aufgrund steigender Temperaturen die Ergebnisse beeinflussen. Mögliche Einflüsse auf die Qualität der Agrarrohstoffe durch ein schnelleres Durchlaufen einzelner Entwicklungsphasen sind bisher unzureichend adressiert, genauso wie Wechselwirkungen unterschiedlicher Extremwetterlagen, insbesondere zwischen Trockenheit und Hitze. Weitere Auswertungen sollten zudem auf weitere Kulturen und Extremwetterlagen ausgeweitet werden und neben den durchschnittlichen Veränderungen der Extremwetterlagen auch die Variabilität zwischen den Jahren adressieren.

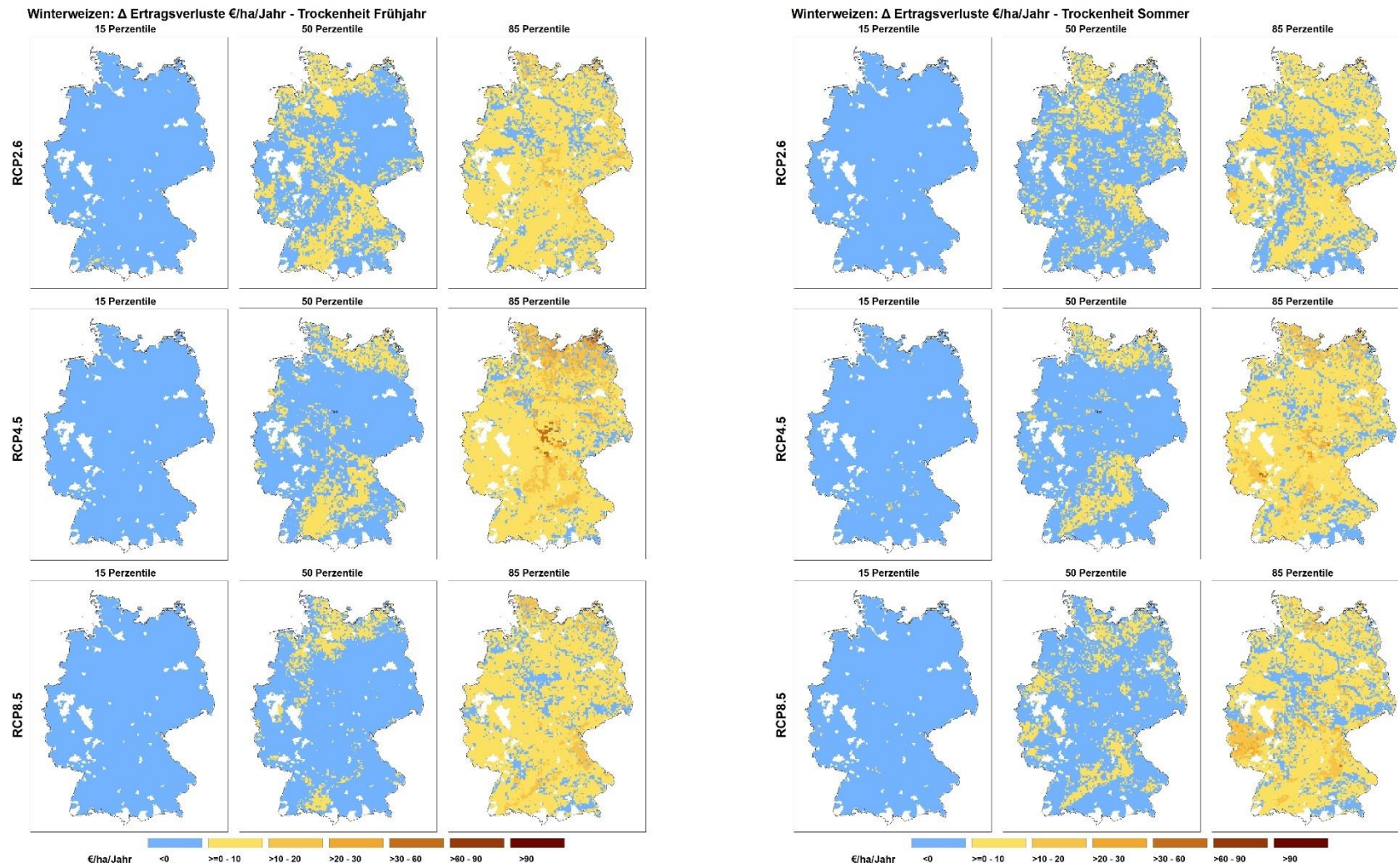


Abbildung 5-15: Veränderung der Ertragsverluste bei Winterweizen durch extreme Frühjahrs- (links) und Sommertrockenheit (rechts) bis zur Mitte des Jahrhunderts

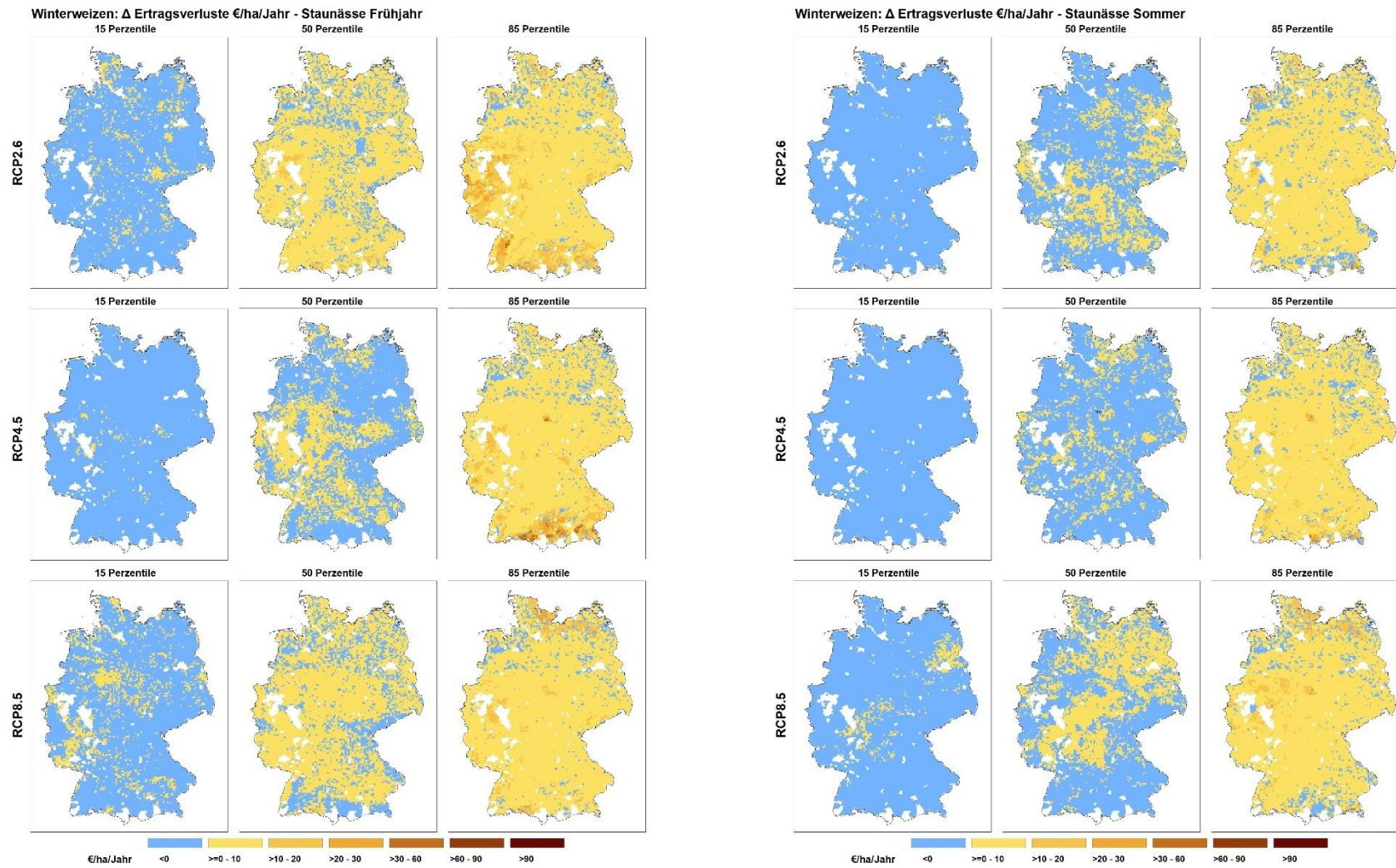


Abbildung 5-16: Veränderung der Ertragsverluste bei Winterweizen durch extreme Stauhäse im Frühjahr (links) und Sommer (rechts) bis zur Mitte des Jahrhunderts

5.3 Effekte moderater und extremer Wetterindizes (WI) auf historische und zukünftige Weizenerträge

Federführung: Ludwig Riedesel (Julius Kühn-Institut), Markus Möller (Julius Kühn-Institut), Burkhard Golla (Julius Kühn-Institut) und Til Feike (Julius Kühn-Institut)

In diesem Kapitel verwenden wir Wetterindizes (WI), um regionalspezifische Einflüsse von moderaten und extremen Wetterlagen auf landwirtschaftliche Erträge zu bewerten. Wir haben hierfür den Einfluss verschiedener Hitze-, Trockenheits-, Staunässe-, Frost-, Sturm- und Starkniederschlags-WI auf die Erträge von Winterweizen im Zeitraum 1995-2019 analysiert. Diese verschiedenen WI unterscheiden sich hinsichtlich des untersuchten Zeitfensters (d.h., der phänologischen Entwicklungsphase), der Dauer (d.h., die Anzahl der Tage über dem kritischen Schwellenwert) und der Intensität der Wetterlage (d.h., die Höhe des Schwellenwerts).

Für die Berechnungen haben wir gemischte lineare Modelle genutzt, um die Erklärkraft und die regionsspezifische Effektstärke jedes einzelnen WI auszuwerten. Die Erklärkraft drückt aus, wie gut ein WI hilft die Erträge im Untersuchungszeitraum zu erklären. Die regionsspezifische Effektstärke beschreibt den individuellen Ertragseffekt jedes WI in jedem der 50 unterschiedlichen Bodenklimaräumen (BKR, siehe Kapitel 5.3.1) in Deutschland. Weiterhin haben wir den durchschnittlichen Ertragseffekt eines WI pro Gemeinde berechnet, indem wir die regionsspezifische Effektstärke mit dem tatsächlichen Auftreten des WI in den Jahren 1995 bis 2019 multipliziert haben. Aufbauend auf dieser ex-post Analyse, haben wir unter Berücksichtigung ausgewählter WI, die zukünftigen Erträge in 2031-2060 unter Nutzung der Klimaprojektionen des DWD-Kernensembles prognostiziert.

Die Ziele dieses Kapitels waren daher wie folgt:

- Identifizierung geeigneter WI für Winterweizen durch den Vergleich ihrer Erklärkraft
- Vergleich der regionsspezifischen Effektstärke dieser WI auf den Ertrag
- Berechnung der agronomischen und ökonomischen Ertragseffekte je Gemeinde
- Projektion der zukünftigen Ertragsentwicklung unter Berücksichtigung ausgewählter WI

Um die Auswirkungen möglichst vieler relevanter WI auf die Erträge zu untersuchen haben wir in diesem Kapitel ausschließlich den Winterweizen untersucht. Diese Kultur wurde ausgewählt da der Winterweizen die am häufigsten angebaute Getreideart in Deutschland ist, dessen Anbaufläche im Jahr 2020 rund 46 % der Getreidefläche und 28 % der gesamten Anbaufläche betrug (Statistisches Bundesamt 2021). Darüber hinaus wird Winterweizen in der Fruchtfolge mit anderen Winterkulturen wie Wintergerste, Roggen, Triticale und Wintererbsen angebaut, die im Jahr 2020 weitere 36 % der gesamten Anbaufläche in Deutschland ausmachten (Statistisches Bundesamt 2021). Da diese Winterkulturen ähnliche Vegetationsphasen haben und ähnlichen Witterungsextremen ausgesetzt sind, können die Ergebnisse für Winterweizen Anhaltspunkte für andere Winterkulturen liefern (Gömann et al. 2015). Außerdem ist Winterweizen die mit Abstand am häufigsten vorkommende Kultur in den Ertragsdaten.

5.3.1 Material und Methoden

5.3.1.1 Wetter Indizes (WI)

WI sollen den Einfluss von moderaten und extremen Wetterlagen auf jährliche Erträge abbilden und somit helfen Erträge besser zu erklären (Gömann et al. 2015; Panwar et al. 2019; Möller et al. 2019). In diesem Kapitel beschreibt ein WI die Anzahl der Tage über einem bestimmten Schwellenwert in einem definierten Zeitraum. Hierbei ist es wichtig die räumlichen und zeitlichen Ungenauigkeiten so gering wie möglich zu halten. Räumliche

Ungenauigkeiten können aufgrund von standortspezifischen Abweichungen zwischen dem Messpunkt der Wetterdaten und dem Anbauort der Kulturpflanze auftreten (Grassini et al. 2015). Zeitliche Ungenauigkeiten können entstehen, wenn das für die WI verwendete Zeitfenster nicht mit den tatsächlichen kritischen phänologischen Phasen der Pflanze übereinstimmt (Dalhaus et al. 2018). In der Literatur wurden häufig zeitlich statische, d.h., kalendarische, Zeiträume gewählt (Gömann et al. 2015). Die Nutzung dynamischer, d.h., an explizite phänologische Entwicklungsphasen gekoppelter Zeiträume (Bucheli et al. 2022) verspricht die Effekte in der Ertragsbildung räumlich und zeitlich besser abzubilden (Dalhaus et al. 2018). Wir haben diese Unsicherheiten minimiert, indem wir die Analysen auf die dynamischen phänologischen Daten des Modell PHASE aufbauen und die Wetterdaten den Ertragsdaten somit bestmöglich räumlich und zeitlich zuweisen (s. Kapitel 5.3.1.3) (Gerstmann et al. 2016).

Darüber hinaus stellt die Ermittlung geeigneter, d.h. ertragsrelevanter, Schwellenwerte eine große Herausforderung dar. Die Schwellenwerte sollten kulturspezifisch und entwicklungsphasenspezifisch definiert werden, da sich die Ertragseffekte verschiedener WI zwischen den Kulturen und innerhalb der Entwicklungsphasen unterscheiden (z. B., Hitze während der Blüte bei Winterweizen vs. Raps) (Bucheli et al. 2022). Für unsere Analysen wurden moderate und extreme Schwellenwerte für verschiedene Schwellenwerte des Winterweizens identifiziert. Die Schwellenwerte sind literatur- und/oder expertenbasiert und beruhen auf fundierten pflanzenphysiologischen Annahmen (Bucheli et al. 2021; Bönecke et al. 2020; Heidecke et al. 2017; Lüttger und Feike 2018; Möller et al. 2019).

5.3.1.2 Studiendesign

Um die Auswirkungen der WI auf die Erträge zu bewerten, haben wir die für die Analyse notwendigen unterschiedlichen Daten in mehreren Schritten für die Analyse zusammengeführt.

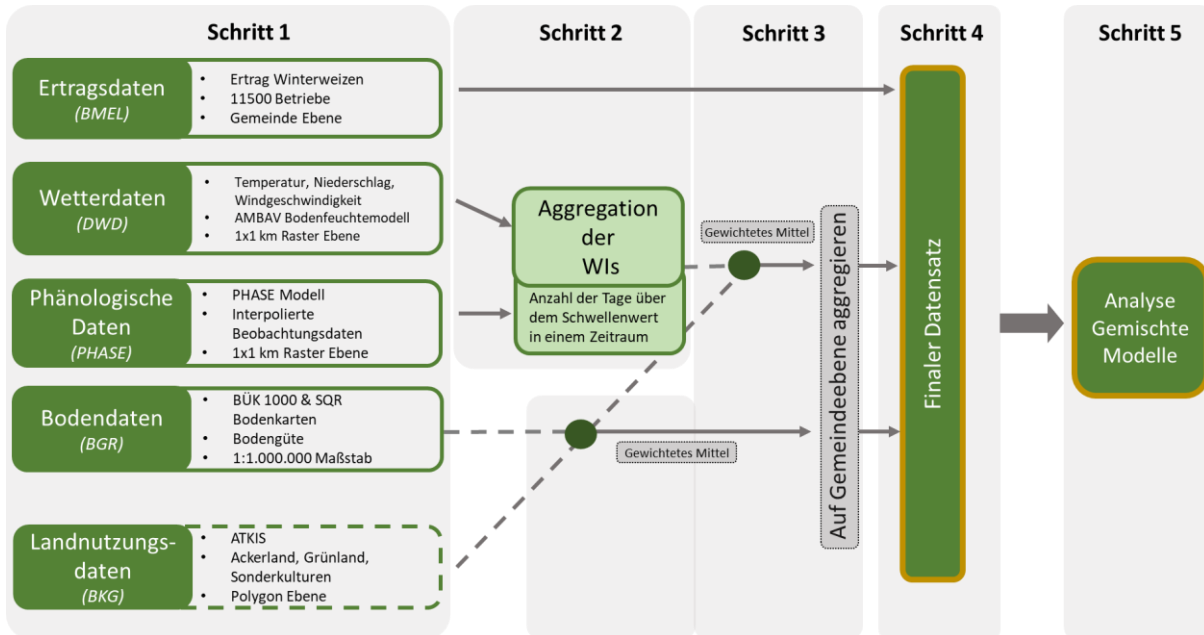


Abbildung 5-17: Überblick über das Studiendesign und die Aggregationsschritte (1-5) von den verschiedenen Ausgangsdatensätzen zum einheitlichen Datensatz für die statistische Analyse

5.3.1.3 Schritt 1: Beschreibung der Datensätze

Im ersten Schritt haben wir alle spezifischen Datensätze zusammengetragen, die für die Analyse relevant waren. Dies umfasst Ertragsdaten aus dem Testbetriebsnetz (TBN), die einem spezifischen Betrieb zugeordnet auf

Gemeindeebene vorliegen, d. h., die genaue Lage innerhalb der Gemeinde ist nicht bekannt (BMEL 2018a). Die TBN-Daten umfassen die Ertragsdaten (dt/ha) und die Erntefläche (ha) von ca. 11.500 repräsentativen anonymisierten Betrieben. Für Winterweizen, für den mit Abstand die meisten Beobachtungen im TBN vorliegen, sind Daten von 10.983 Betrieben in 5.456 Gemeinden und einer durchschnittlichen Winterweizenanbaufläche von 54,4 ha pro Betrieb verfügbar. Dabei handelt es sich bei den meisten Betrieben um konventionelle Betriebe (94 %) und wenige ökologische Betriebe (6 %).

Darüber hinaus haben wir Wetterdaten genutzt, die vom DWD basierend auf täglichen meteorologischen Daten von den jeweils verfügbaren DWD-Wetterstationen auf eine 1 x 1 km-Rasterauflösung interpoliert wurden (DWD 2021b). In der selben Auflösung hat uns der DWD kulturspezifische Daten über den Anteil der nutzbaren Feldkapazität (% nFK) im Bodenraum 0-60 cm aus dem AMBAV-Modell zur Verfügung gestellt (DWD 2021a).

Die phänologischen Daten haben wir aus dem Modell PHASE für den Zeitraum 1995-2019 in 1 x 1 km rasterbasierter Auflösung entnommen (Gerstmann et al. 2016). PHASE basiert auf kriging-interpolierten räumlichen phänologischen Beobachtungen von ca. 1200 Standorten in Deutschland. Die PHASE-Daten haben es uns ermöglicht, die folgenden Wachstumsperioden durch die Wahl von Anfangs- und Enddatum verschiedener phänologischer Phasen in Anlehnung an die Literatur zu bilden (Bönecke et al. 2020; Dalhaus und Finger 2016; Dalhaus et al. 2018; Vroege et al. 2021): die vegetative Phase (VP; BBCH 09-50) und die generative Phase (GP; BBCH 51-87). Die VP haben wir in Blattentwicklung und Bestockung (BB; BBCH 09-30) und Schossen und Ährenschnellen (SAE; BBCH 31-50) unterteilt. Darüber hinaus haben wir aus GP zusätzlich die Reproduktive Phase (RP; BBCH 51-75) gebildet, indem wir die Phasen ab Milchreife bis Vollreife weggelassen haben. Zusätzlich haben wir die agronomischen Zeiträume Saat bis Aufgang und Vollreife bis Ernte analysiert.

Zur Beschreibung der Bodenqualität haben wir die Soil Quality Rating (SQR) Bodenkarte der BGR genutzt, die Böden nach ihrer Eignung für die landwirtschaftliche Nutzung und ihrem Ertragspotenzial klassifiziert. Diese Klassifizierung wurde vom Leibniz-Zentrum für Agrarlandschaftsforschung (ZALF) entwickelt und liegt in einem 250 x 250 m Raster vor (BGR 2007). Das SQR bewertet einen Standort mit 0-102 Punkten. Je höher der Wert ist, desto besser ist die Bodenqualität.

Den Landnutzungsdatensatz haben wir aus dem ATKIS-Datensatz für das Jahr 2013 vom Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG) entnommen (BKG 2018). Dieser quantifiziert alle landwirtschaftlichen Flächen Deutschlands in Ackerland, Grünland oder Sonderkulturen. So konnten wir die Analyse auf Ackerlandflächen fokussieren und anderweitig genutzte Flächen inkl. Grünland und Sonderkulturen ausschließen (BKG 2018).

5.3.1.4 Schritt 2 bis 5: Aggregation der Daten

Im zweiten Schritt haben wir die phänologischen Daten und die Wetterdaten zusammengeführt, alle relevanten WI gebildet und deren jeweilige Werte bundesweit auf 1 x 1 km Rasterebene abgeleitet. Diesen Schritt haben wir fünf Mal wiederholt und WI-Daten für fünf verschiedene Zeiträume erstellt, in denen es wesentliche Gemeindereformen gab. Dieser Schritt war notwendig, denn in Deutschland hat es seit 1995 mehrere Gemeindereformen gegeben, bei denen sich Gemeindegrenzen verschoben haben oder Gemeinden zusammengelegt oder ganz aufgelöst wurden. So ist sichergestellt, dass die Gemeindeinformationen so genau wie möglich mit den jahresspezifischen Daten der einzelnen Betriebe zusammenpassen.

Im dritten Schritt haben wir die WI dann mit den Landnutzungsdaten zusammengeführt. So haben wir für jede 1 x 1 km Rasterzelle den WI-Wert auf der Ackerfläche innerhalb der Rasterzelle erhalten. Anschließend haben wir einen durchschnittlichen WI-Wert pro Gemeinde aggregiert, indem wir den gewichteten Durchschnitt aller WI-Werte pro Rasterzelle unter Berücksichtigung des Anteils der Ackerfläche und des Anteils der Ackerfläche in der jeweiligen Gemeinde (bei grenzüberschreitenden Rastern) abgeleitet haben. Die Bodenqualität haben wir ebenfalls auf Gemeindeebene entsprechend als gewichtete Mittelwerte unter Berücksichtigung des Anteils der Anbaufläche pro Raster aggregiert. Durch diesen aufwendigen Ansatz haben wir sichergestellt, dass die räumlich heterogenen Daten in der bestmöglichen räumlichen Genauigkeit unter Berücksichtigung sämtlicher relevanter

Datenquellen zusammengeführt wurden. Dies hat die Qualität der Analysen und Belastbarkeit der gewonnenen Erkenntnisse bestmöglich gewährleistet.

Im vierten Schritt haben wir die betrieblichen Ertragswerte auf Gemeindeebene den jeweiligen gemeindespezifischen WI und Bodenqualitätsinformationen in einem gemeinsamen Datensatz zugeordnet.

Im fünften Schritt haben wir den resultierenden Datensatz für die statistische Analyse mit gemischten Modellen verwendet (Kiefer 1980). Die gemischten Modelle haben es uns ermöglicht, den Einfluss verschiedener WI auf den Ertrag zu untersuchen, d. h. zu prüfen wie gut ein WI hilft den Ertrag zu erklären und wie stark der regionspezifische Ertragseffekt ist (Spilke et al. 2005).

5.3.1.5 Räumliche Aggregation

Roßberg et al. (2007a) haben Deutschland in 50 Bodenklimateregionen (BKR) eingeteilt (Abbildung 5-18), wobei jeder BKR relativ homogene Boden- und Wetterbedingungen für die Pflanzenproduktion aufweist. Die BKR basieren auf Boden- (d. h. gewichtete Bodenqualität) und Wetterinformationen (d. h. mittlere monatliche Temperatur und mittlere monatliche Niederschlagssumme für den Zeitraum März - August in den Jahren 1981-2000) auf Gemeindeebene (Roßberg et al. 2007b). Mit Hilfe von Clusteranalysen haben Roßberg et al. (2007a) Gemeinden mit ähnlichen Boden-, Temperatur- und Niederschlagseigenschaften gruppiert und Cluster in die 52 BKR gebildet.

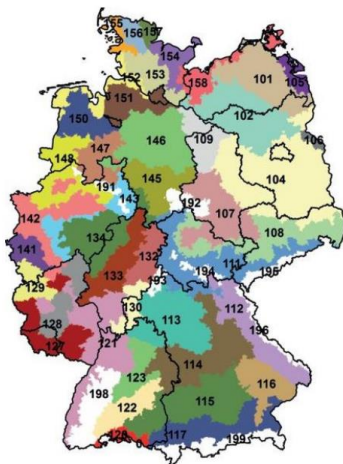


Abbildung 5-18: Räumliche Aufteilung der Bodenklimateregionen (Roßberg et al. 2007)

5.3.2 Statistik

Für die statistische Analyse haben wir gemischte Modelle genutzt. Als feste Effekte, d. h. die Variablen, deren Effekt wir quantitativ untersuchen wollen, haben wir im Basismodell (M_{-x}) die Variablen Erntejahr, Bodenqualität (SQR), Bewirtschaftungsform (d. h. konventionell; ökologisch in Umstellung, ökologisch) und Bodenklimateraum (BKR) aufgenommen. Im finalen Modell (M_{+x}) haben wir zusätzlich einen Wetterindex (WI) und die Interaktion aus WI und BKR ebenfalls als feste Effekte in das Modell aufgenommen. Als zufällige Effekte, d. h., die Variablen, die wir nicht quantitativ auswerten wollen, die das Modell aber dennoch bei der Abschätzung der festen Effekte berücksichtigen soll, haben wir im Modell die Variablen Betriebs ID, Gemeinde ID (d. h. dynamische Gemeinde ID im jeweiligen Erntejahr), Gemeinde ID 2013 (d. h. feste Gemeinde ID im Erntejahr 2013 für alle Jahre), Erntejahr und die Zweifach-Interaktionen aller zufälligen Variablen genutzt.

Die Erklärungskraft haben wir mithilfe des Determinationskoeffizienten (R^2) der zufälligen Effekte nach Piepho (2019) bestimmt. Bei diesem Ansatz wird die Varianzreduktion ($\% Var_y$; Veränderung der Gesamtvarianz der zufälligen Effekte) zwischen der Varianz des Basismodells $Var_y(M_{-x})$ und der Varianz des Endmodells (Basismodell

einschließlich des zu bewertenden WI) $Var_{y(M+x)}$ betrachtet (Gleichung 1). Je höher die Varianzreduktion, desto besser hilft uns der jeweilige WI die Erträge zu erklären.

$$\% Var_y = \frac{Var_{y(M-x)} - Var_{y(M+x)}}{Var_{y(M-x)}} * 100 \quad (1)$$

Darüber haben wir die regionsspezifische Effektstärke bestimmt, um zu bewerten, wie stark ein WI in einem BKR den Ertrag beeinflusst. Da sich die Anbaubedingungen hinsichtlich dBoden, ackerbaulichem Management und Witterung einschließlich der Witterungsextreme deutschlandweit sehr unterschiedlich darstellen, haben wir angenommen, dass sich die WI hinsichtlich ihres Ertragseffekts ebenfalls räumlich unterscheiden. Daher wird in diesem Kapitel die regionsspezifische Effektstärke eines WI für jeden BKR einzeln analysiert. Die regionsspezifische Effektstärke beschreibt somit die Ertragsveränderung in dt/ha pro BKR in Abhängigkeit der Häufigkeit des Auftretens des jeweiligen WI und wird folglich durch den Regressionskoeffizienten einer jeden BKR x WI Interaktion beschrieben.

5.3.3 Ertragsprognose

Um zukünftige Erträge unter Berücksichtigung der prognostizierten moderaten und extremen Wetterlagen abschätzen zu können, haben wir Klimaprojektionsdaten des DWD ausgewertet (DWD 2018). Die Daten stammen aus dem DWD-Kernensembles (DWD 2018) und beinhalten unterschiedliche Kombinationen globaler und regionaler Klimamodelle, die jeweils die täglichen Wetterdaten für drei repräsentative Konzentrationspfade (RCP), d. h. RCP2.6, RCP4.5, RCP8.5, im Zeitraum 2031-2060 projizieren. Insgesamt stehen somit tägliche Wetterdaten aus 17 verschiedenen Klimaprojektionen auf 1 km x 1 km Rasterebene für den Zeitraum 2031-2060 zur Verfügung. Wir haben diese Daten ausgewertet und jährliche WI für den Zeitraum 2031-2060 für jede einzelne Klimaprojektion gebildet. Hierbei sind wir genauso wie in der Ex-post Analyse vorgegangen (siehe Kapitel 5.3.1.4) Im weiteren Verlauf haben wir diese WI in die mittels der ex-post Analyse entwickelten gemischten Modelle eingesetzt und so die zukünftigen Erträge pro BKR und Jahr für jede Klimaprojektion prognostiziert.

5.3.4 Ergebnisse

5.3.4.1 Wie gut helfen die verschiedenen WI Erträge zu erklären

Wie in Kapitel 5.3.2 definiert, wird die Erklärkraft eines WI durch die Varianzreduktion (VR) ausgedrückt, d. h. je stärker negativ die VR, desto besser hilft ein WI, die Ertragsveränderungen zu erklären. Die stärkste Erklärkraft zeigt der moderate Hitze-WI mit Tageshöchsttemperaturen über 27 °C während der RP (VR=-2,10 %; H27_RP). Dies stimmt mit den Erkenntnissen aus der Literatur überein, dass die Winterweizenenerträge in Deutschland bereits bei Tageshöchsttemperaturen über 27 °C negativ beeinflusst werden (Bönecke et al. 2020; Hadasch et al. 2020).

Der Vergleich der WI innerhalb der GP zeigt deutliche Unterschiede in der Erklärkraft von GP und RP, da die WI während der GP nur bedingt helfen, Erträge zu erklären, während die Erklärkraft in der RP vergleichsweise hoch ist. Die späte Wachstumsphase von der Milchreife bis zur Gelbreife, die in RP ausgelassen, in GP aber einbezogen wird, reduziert die ertragsphysiologische Relevanz, da Hitzestress in dieser späten phänologischen Phase der Reife keinen negativen Einfluss auf den Ertrag ausübt. In diesem Kontext weist der moderate Hitze-WI mit Tageshöchsttemperaturen über 27 °C in dieser Studie während der gesamten GP (VR=-0,92 %; H27_GP) nur etwa die Hälfte der Erklärkraft auf als während der RP (VR=-2,10 %; H27_RP). Bei den extreme WI mit Tageshöchsttemperaturen über 31 °C während der RP (VR=-0,87 %; H31_RP) ist die Erklärkraft sogar dreifach so hoch im Vergleich zur gesamten GP (VR=-0,30 %; H31_GP). Dies bestätigt die Ergebnisse vieler Studien, die einen Hitzeeffekt nur während der RP feststellen und einen relativ schwachen Effekt für Hitze außerhalb dieser Phasen erkennen (Farooq et al. 2011; Hlaváčová et al. 2018; Wollenweber et al. 2003).

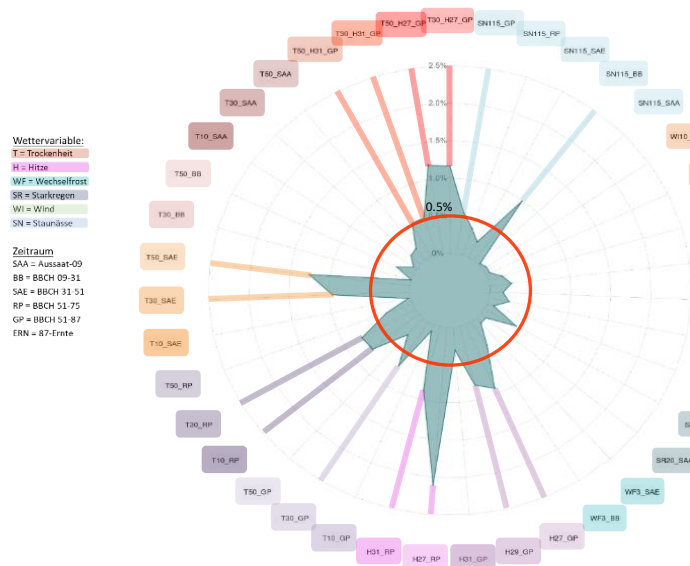


Abbildung 5-19: Erklärkraft der untersuchten WI angegeben als Varianzreduktion (%) von 0 % bis -2,5 %. Farbige Linien zeigen WI mit Varianzreduktion >-0,5 %. Roter Kreis markiert -0,5 % Grenze

Die stärkste Erklärkraft bei den Trockenheits-WI finden wir in der späten VP für moderate den WI mit einem Schwellenwert unter 50 % nFK (VR=-1,26 %; T50_SAE). Darüber hinaus hat auch der Trockenheits-WI mit einem Schwellenwert unter 30 % nFK ebenfalls eine relativ hohe Erklärkraft (VR=-0,69 %; T30_SAE). Der Trockenheits-WI mit einem extremen Schwellenwert unter 10 % nFK hat in der VP keine Erklärkraft (VR=-0,02 %; T10_SAE). Im Gegensatz zur späten VP hat der Trockenheits-WI mit einem moderaten Schwellenwert unter 50 % nFK in der GP und RP (VR=-0,29 %; T50_GP/ VR=-0,34 %; T50_RP) kaum Erklärkraft. Dies unterstreicht die Empfindlichkeit von Winterweizen in frühen Wachstumsphasen (BBCH 31-50). Diese Ergebnisse werden von Farooq et al. (2009) und Mäkinen et al. (2018) bestätigt, die betonen, dass frühzeitige Dürreperioden in Nord-, West- und Mitteleuropa besonders schädlich sind. Auch Bönecke et al. (2020) finden die stärkste Erklärkraft für Trockenheit während der späten VP. Mäkinen et al. (2018) betonen jedoch, dass Trockenheit während der GP ebenso schädlich ist, da sie die Nährstoffaufnahme reduziert, was sich negativ auf die Pollenreife und die Kornfüllung auswirken kann. Dies wird auch in den Ergebnissen dieser Studie deutlich, wo die Erklärkraft für WI während der RP mit extremen Schwellenwerten unter 30 % nFK (VR=-0,76 %; T30_RP) und unter 10% nFK (VR=-0,74 %; T10_RP) vergleichsweise hoch ist.

Das simultane Auftreten von Hitze- und Trockenstress während GP weist eine vergleichsweise hohe Erklärkraft auf, wobei Erträge durch WI mit Schwellenwerten unter 30 % nFK (VR=-1,16 %; T30_H27) und unter 50 % nFK (VR=-1,19 %; T50_H27) bei moderaten Tageshöchsttemperaturen über 27 °C am besten erklärt werden. Bei extremen Tageshöchsttemperaturen über 31 °C zeigen die WI nur die Hälfte der Erklärkraft sowohl für Trockenheitsschwellenwerte unter 30 % nFK (VR=-0,52 %; T30_H31) sowie unter 50 % nFK (VR=-0,51 %; T50_H31). Der starke Einfluss der Temperatur-Schwellenwerten im Vergleich zu den Trockenheits-Schwellenwerten auf die Varianzreduktion wird hier sehr deutlich. Wir führen dies auf relativ schwache Erklärkraft der Trockenheit während der gesamten GP (BBCH 51-87) zurück.

Für Staunässe stellen wir eine vergleichbar hohe Erklärkraft für die WI über 115 % nFK für die gesamte GP (VR=-0.56 %; SN115_GP) und während der frühen VP (VR=-0.99 %; SN115_BB) fest. Dies deckt sich mit der Literatur, wo mehrere Studien einen Ertragsrückgang durch Staunässe der frühen VP (Malik et al. 2001; Malik et al. 2002; Pang et al. 2004) als auch während der GP (San Celedonio et al. 2014) zeigen. Für die VP heben Malik et al. (2002) hervor, dass schon kurze Staunässeereignisse (unter drei Tagen) in dieser Phase negative Konsequenzen für das weitere Pflanzenwachstum haben können. Robertson et al. (2009) und San Celedonio et al. (2014) weisen

darüber hinaus bei Weizen nach, dass Staunässe in den frühen Wachstumsstadien der Kultur die Bestockungsperiode verzögert und damit die Zeit bis zur Blüte verzögert. Für die GP zeigen San Celedonio et al. (2014) höchste Sensitivitäten von Winterweizen gegenüber Staunässe in der frühen Periode zwischen Ährenschieben und Blüte. Diese Beobachtung geht nicht aus den Ergebnissen dieser Studie hervor, da der WI, der die reproduktive Phase abdeckt (SN115_RP; VR: -0,37 %) eine schwächere Erklärungskraft hat als der WI, der die gesamte generative Phase abdeckt (SN115_GP; VR: -0,56 %). Allerdings baut die Studie von San Celedonio et al. (2014) auf der experimentellen Untersuchung von Staunässeeffekte zu unterschiedlichen phänologischen Phasen unter kontrollierten Bedingungen auf, während die Datengrundlage dieser Studie das tatsächliche Auftreten von Staunässe und den damit verbundenen Ertragsrückgang auf Praxisbetrieben berücksichtigt.

Die WI Wind, Wechsel frost und Starkregen übersteigen die VR von -0,5 % Grenze nicht und weisen somit keine ausreichende Erklärungskraft für die Erträge in Deutschland auf. Sie werden im weiteren Verlauf nicht berücksichtigt.

5.3.4.2 Regionsspezifische Effektstärke und mittlere Ertragsveränderungen

Hitze während der reproduktiven Phase (BBCH 51-75)

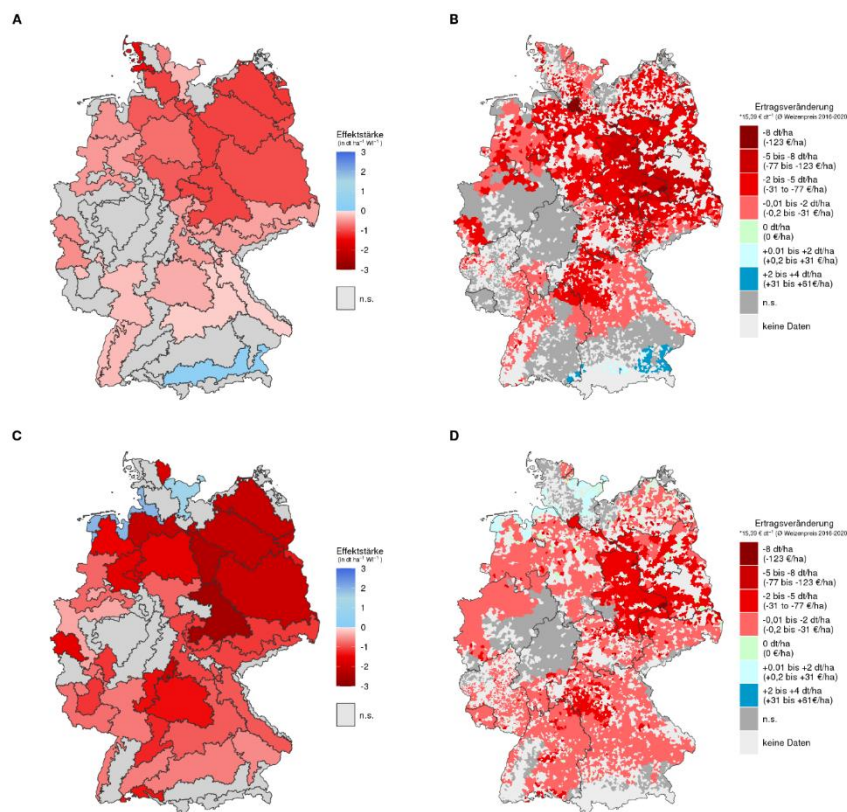


Abbildung 5-20: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Hitze-WI während der RP (BBCH 51-75) auf BKR Ebene. A Effektstärke für $T_{max} > 27\text{ °C}$ (H27_RP) B $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für H27_RP. C Effektstärke für $T_{max} > 31\text{ °C}$ (H27_RP). D $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für H31_RP. Weizenpreis = 15,39 €/dt($\bar{\phi}$ 2016-2020)

Der Hitze WI H27_RP (Anzahl Tage mit täglichen Maximaltemperaturen über 27 °C zwischen BBCH 51-75) weist ein Nord-Süd-Gefälle in der Effektstärke auf, bei dem mehr BKR im Norden einen signifikanten Effekt zeigen als im Süden. Darüber hinaus ist die Effektstärke im Norden überwiegend stärker negativ als im Süden (Abbildung 5-20A). Der Hitze WI H31_RP (Anzahl Tage mit täglichen Maximaltemperaturen über 31 °C zwischen BBCH 51-

75) umfasst die stärksten negativen Effektstärken aller untersuchten WI. Diese stärksten Effektstärken liegen insbesondere im Nordosten und Osten Deutschlands. Darüber hinaus nimmt die Anzahl der BKR, die eine signifikant negative Effektstärke aufweisen, im Vergleich zum moderaten Hitze-WI (H27_RP), für den extremeren Hitze-WI (H31_GP) insbesondere im Süden Deutschlands zu. Im Gegensatz dazu zeigen sich an der Küste zusätzlich signifikant positive Effektstärken (Abbildung 5-20C).

Um die durchschnittlichen Ertragsreduktionen pro Gemeinde zu bestimmen, haben wir die regional-spezifische Effektstärke der signifikanten BKR mit den durchschnittlichen Tagen pro Gemeinde, an denen der WI in der RP aufgetreten ist, multipliziert. Im Zeitraum 1995-2019 zeigten sich für den moderaten Hitze WI H27_RP die stärksten Ertragsreduktionen zwischen 5-8 dt/ha im Osten und Norden Sachsen-Anhalts und in fast allen Teilen Brandenburgs. Die zweitstärksten Ertragsreduktionen lagen flächendeckend in Mecklenburg-Vorpommern (außer an den Küsten), in den nordöstlichen und südlichen Teilen Niedersachsens, in Sachsen und im nordwestlichen Bayern zwischen 2-5 dt/ha. Die Ostseeküste in Schleswig-Holstein, der Nordwesten in Niedersachsen, der Westen Baden-Württembergs und der Nordosten Bayerns haben Ertragsreduktionen zwischen 0,01-2 dt/ha aufgewiesen (Abbildung 5-20B). Der extreme Hitze WI H31_RP zeigte im Zeitraum 1995-2019 flächendeckend schwächere Ertragsreduktionen als H27_RP. Die stärksten Ertragsreduktionen dieses WI (2-5 dt/ha) lagen in überwiegenden Teilen Sachsen-Anhalts, Brandenburgs und im Nordwesten Bayerns. Darüber hinaus zeigten alle weiteren Regionen mit signifikanten Effektstärken, Ertragsreduktionen zwischen 0,01-2dt/ha. Die Küsten des nördlichen Niedersachsens und östlichen Schleswig-Holsteins haben einen Ertragszuwachs von 0,01-2 dt/ha verzeichnet (Abbildung 5-20D).

Trockenheit während der reproduktiven Phase (BBCH 51-75)

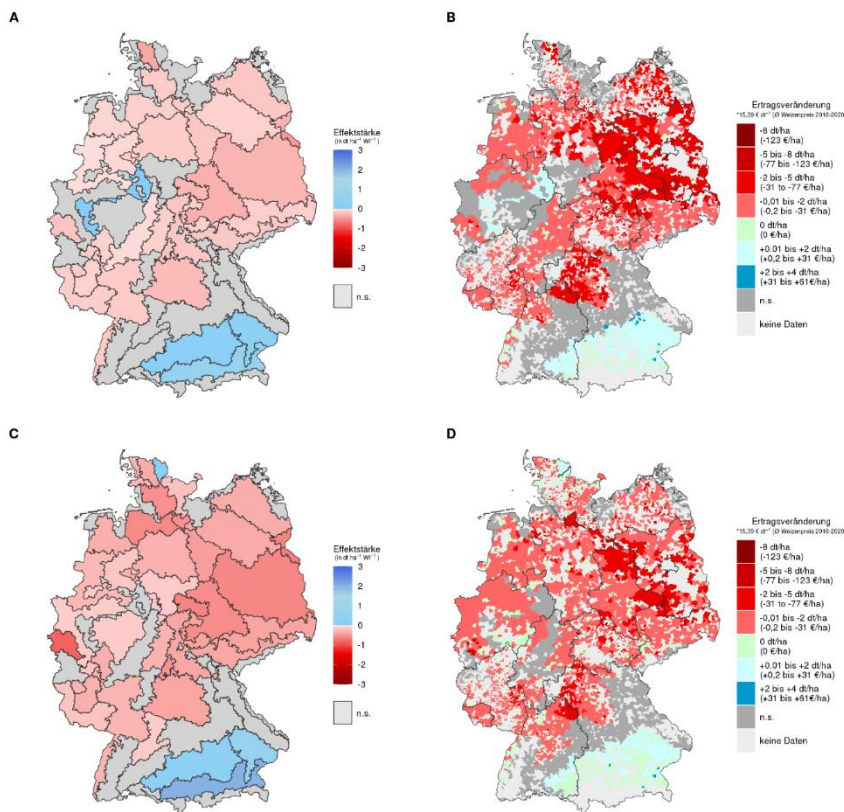


Abbildung 5-21: Regionale Effektstärke (in dt/ha WI) pro BKR und $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Trockenheits-WI während der RP (BBCH 51-75) auf BKR Ebene A Effektstärke für nFK < 30 % (T30_RP) B $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für T30_RP. C Effektstärke für nFK < 10 % (T10_RP). D $\bar{\phi}$ Ertragsveränderung für T10_RP. Weizenpreis = 15,39/dt ($\bar{\phi}$ 2016-2020)

Die Trockenheits-WI T30_RP (Anzahl Tage unter 30 % nFK zwischen BBCH 51-75) und T10_RP (Anzahl Tage unter 10 % nFK zwischen BBCH 51-75) weisen ein ähnliches Muster in der regional-spezifischen Effektstärke auf. Für beide WI zeigen sich überwiegend signifikante Ertragsreduktionen im Norden, Osten und Südwesten (Abbildung 5-21A; Abbildung 5-21C). Bei T10_RP nimmt die Anzahl und die Ausprägung der Regionen mit signifikant negativen Effektstärken zu. Bei beiden WI haben drei Regionen im Süden Deutschlands konstant signifikant positive Effektstärken (Abbildung 5-21C).

Die geschätzten Ertragsreduktionen lagen bei T30_GP im östlichen Sachsen-Anhalt, nordwestlichen Bayern, nordöstlichen Baden-Württemberg, fast allen Gemeinden Brandenburgs sowie Teilen Mecklenburg-Vorpommerns im Durchschnitt der Jahre 1995 bis 2019 zwischen 2-5 dt/ha. In den restlichen Regionen mit signifikant negativen Effektstärken lagen die Ertragsreduktionen durchschnittlich zwischen 0,01-2 dt/ha. Im südlichen Bayern, sowie im bergischen Land in Nordrhein-Westfalen lagen die Ertragszugewinne zwischen 0,01-2 dt/ha (Abbildung 5-21B). Bei dem extremen Trockenheits-WI T10_RP lagen die Ertragsreduktionen zwischen 2-5 dt/ha nur in den nördlichen Regionen Sachsen-Anhalts und in Gemeinden im Südwesten Brandenburgs sowie im nordöstlichen Baden-Württemberg. In den restlichen Regionen mit signifikant negativen Effekten waren die Ertragsreduktionen durchschnittlich im Bereich zwischen 0,01-2 dt/ha. Im südlichen Bayern und südöstlichen Baden-Württemberg lagen die Ertragszugewinne zwischen 0,01-2 dt/ha, wobei in vielen der Gemeinden in dieser Region keine Bodenfeuchten unter 10 % nFK in der RP vorkamen und somit überwiegend keine Ertragsveränderungen aufgetreten sind (Abbildung 5-21D).

Trockenheit zwischen Schossen und Ährenschieben (BBCH 31-50)

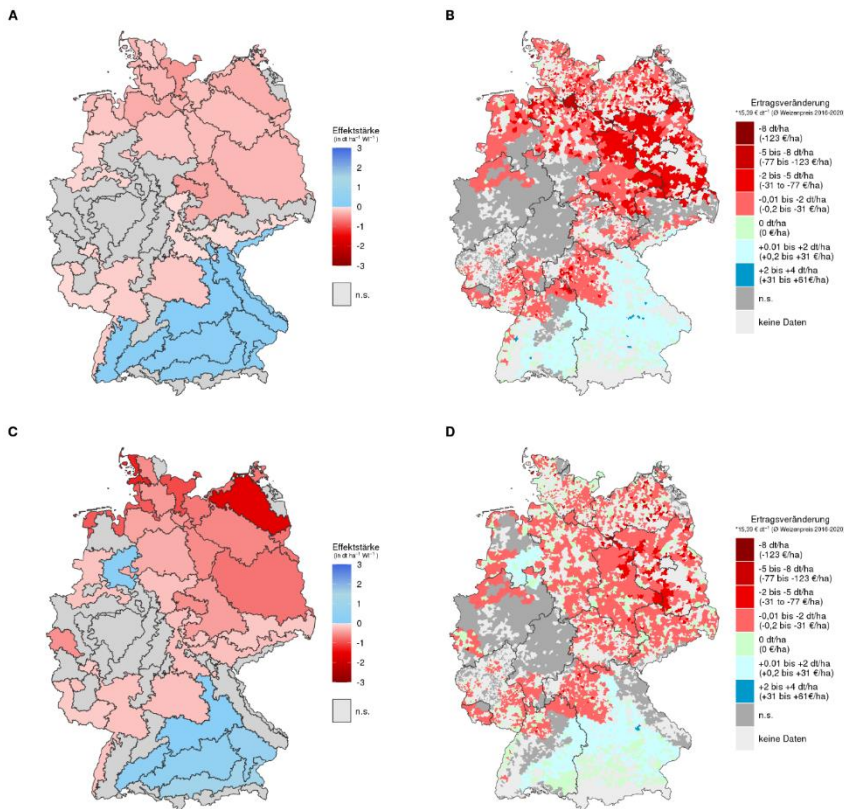


Abbildung 5-22: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und ϕ Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Trockenheits-WI während SAE (BBCH 31-50). A Effektstärke für nFK < 50 % (T50_SAE) B ϕ Ertragsveränderung für T30_RP. C Effektstärke für nFK < 30 % (T30_RP). D ϕ Ertragsveränderung für T30_SAE. Weizenpreis = 15,39 €/dt (ϕ 2016-2020).

Die Trockenheits-WI T50_SAE (Anzahl Tage unter 50 % nFK zwischen BBCH 31-50) und T30_SAE (Anzahl Tage unter 30 % nFK zwischen BBCH 31-50) zeigen beide ein Nord-Süd-Gefälle in der Ausprägung der Effektstärke, wobei die Effektstärken im Norden und Osten signifikant negativ sind, während sie im Süden positiv sind. Im Westen zeigen sich in vielen Regionen keine signifikanten Effekte (Abbildung 5-22A; Abbildung 5-22C). Bei dem WI T30_SAE ist die Ausprägung im Norden besonders stark und die Anzahl signifikanter Regionen mit negativen Effektstärken nimmt im Osten zu (Abbildung 5-22C).

Die stärksten Ertragsreduktionen lagen im Zeitraum 1995-2019 für den moderaten Trockenheits-WI T50_SAE zwischen 2-5 dt/ha im Norden und Südosten Sachsen-Anhalts, in den überwiegenden Gemeinden Brandenburgs. Die restlichen Regionen mit signifikant negativen Effektstärken haben Ertragsreduktionen zwischen 0,01-2 dt/ha aufgezeigt. Die Ertragszuwächse in Bayern und Baden-Württemberg lagen zwischen 0,01-2 dt/ha (Abbildung 5-22B). Der extremere Trockenheits-WI T30_SAE hat nur in vereinzelt Gemeinden im Südwesten Brandenburgs und im Südosten und Nordosten Sachsen-Anhalts hohe Ertragsreduktionen zwischen 2-5 dt/ha verursacht. Die restlichen Regionen mit signifikant negativen Effektstärken zeigten Ertragsreduktionen zwischen 0,01-2 dt/ha. In den Gemeinden an den Küstenlinien Schleswig-Holsteins sowie im südlichen Bayern und Baden-Württemberg kamen Bodenfeuchten unter 30% während SAE nicht vor. Ertragszuwächse zwischen 0,01-2 dt/ha waren im Zentrum von Bayern und im Osten von Baden-Württemberg vorherrschend (Abbildung 5-22D).

Stau­nässe während Blattentwicklung und Bestockung (BBCH 09-30)

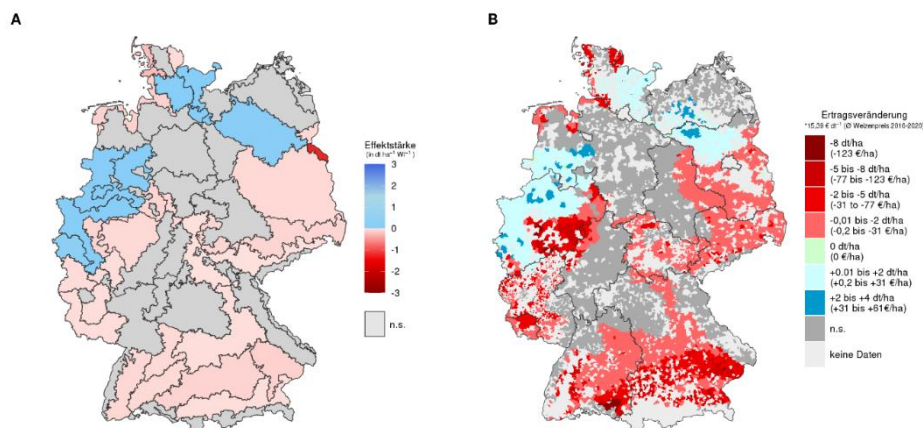


Abbildung 5-23: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und ϕ Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Stau­nässe-WI während BB (BBCH 09-30). A Effektstärke für nFK > 115 % (SN115_BB) B ϕ Ertragsveränderung für SN115_BB. Weizenpreis = 15,39 €/dt (ϕ 2016-2020).

Der Stau­nässe WI SN115_BB (Anzahl Tage über 115 % nFK zwischen BBCH 09-30) zeigt flächendeckend signifikant negative Effektstärken im Süden und im Osten Deutschlands im Norden und im Westen Deutschlands werden sowohl signifikant positive als auch signifikant negative Effektstärken beobachtet (Abbildung 5-23A).

Die stärksten Ertragsreduktionen durch Stau­nässe von 5-8 dt/ha wurden im südöstlichen Nordrhein-Westfalen, im südöstlichen Baden-Württemberg sowie im südlichen Bayern verursacht. Schwache Ertragsreduktionen von 2-5 dt/ha lagen darüber hinaus in vielen Gemeinden von Rheinland-Pfalz, dem Saarland und an den Küsten Niedersachsens und Schleswig-Holsteins. In Brandenburg, Sachsen, Thüringen, im östlichen Sachsen-Anhalt, sowie in den viele Gemeinden Bayerns und Baden-Württembergs lagen die Ertragsreduktionen durch Stau­nässe zwischen 0,01-2 dt/ha. Die Regionen mit positiven Effektstärken verzeichneten überwiegend Ertragszuwächse im Bereich 0,01–2 dt/ha. In einzelnen Gemeinden haben Bodenfeuchten über 115 % nFK durchschnittliche Ertragszuwächse von 2-4 dt/ha verursacht (Abbildung 5-23B).

Stau­nässe während der generativen Phase (BBCH 51-87)

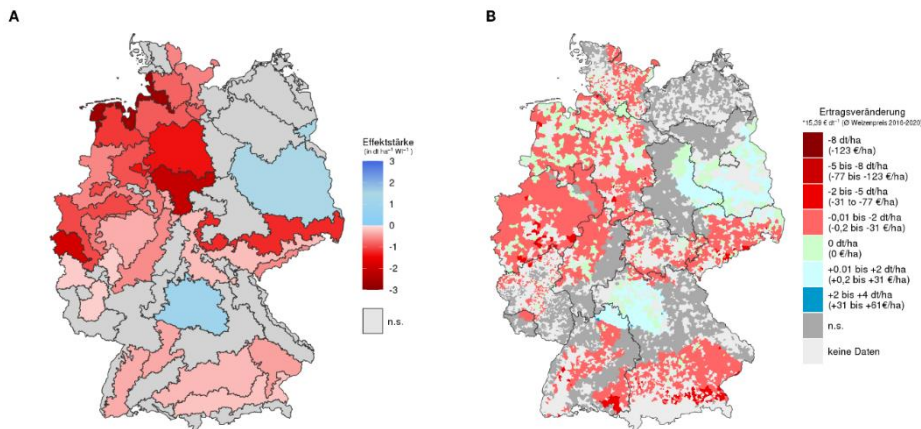


Abbildung 5-24: Regionale Effektstärke (in dt/ha/WI) pro BKR und Ø Ertragsveränderung für den Zeitraum 1995-2019 (in dt/ha; €/ha) pro Gemeinde durch Stau­nässe-WI während BB (BBCH 09-30) A Effektstärke für nFK > 115 % (SN115_GP) B Ø Ertragsveränderung für SN115_GP. Weizenpreis = 15,39 €/dt (Ø 2016-2020).

Der Stau­nässe-WI W115_GP (Anzahl Tage über 115% nFK zwischen BBCH 51-87) zeigt flächendeckend signifikant negative Effektstärken im Westen, Nordwesten Deutschlands. Darüber hinaus identifizieren wir auch im Südosten und Süden Deutschlands Regionen mit signifikant negativen Effektstärken. Signifikant positive Effektstärken zeigen sich in Franken und zwei BKR im Osten Deutschlands (Abbildung 5-24A).

Die Ertragsreduktionen durch Stau­nässe in der GP lagen überwiegend zwischen 0,01-2 dt/ha. Vereinzelt traten höhere Ertragsreduktionen zwischen 2-5 dt/ha im südlichen Bayern und Baden-Württemberg auf. Im nördlichen Niedersachsen gab es einige Gemeinden mit keinen Ertragsreduktionen trotz signifikant negativen Effektstärken. Darüber hinaus haben die Regionen mit positiven Effektstärken überwiegend Ertragszuwächse von 0,01-2 dt/ha verzeichnet. Zusätzlich gibt es auch innerhalb dieser Regionen viele Gemeinden mit keiner Ertragsveränderung, da Bodenfeuchten über 115 % nFK nicht aufgetreten sind (Abbildung 5-24B).

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen große räumliche Unterschiede in der Ertragswirkung der WI. Für alle Hitze und Trockenheits-WI dieser Studie ist die negative Effektstärke im Osten und Nordosten am stärksten. Im Gegensatz dazu wirkt sich Trockenheit im Süden in den Regionen der Gäu, Donau- und Inntal, sowie dem Voralpenland und der Region Hochrhein-Bodensee während der GP und RP signifikant positiv auf die Erträge aus, während die Hitze-WI in diesen südlichen Regionen Ertragsreduktionen bewirken. Dieses räumliche Muster lässt sich zum einen dadurch erklären, dass es in diesen Regionen deutlich weniger Tage mit trockener Witterung gibt verglichen mit dem Osten und Nordosten Deutschlands und insbesondere lange Trockenperioden in diesen Regionen zwischen 1995 und 2019 kaum vorgekommen sind. Zudem spielen räumliche Faktoren wie die Bodenqualität eine große Rolle bei den Ertragseffekten durch Trockenheit. So können die leichten Böden und damit verbundene geringe Wasserhaltekapazität in vielen Regionen in Brandenburg und dem südlichen Mecklenburg-Vorpommern die trockenstressbedingten Ertragseffekte verstärken (Mueller et al. 2014). Darüber hinaus zeigt sich das Phänomen negativer Ertragseffekte durch Trockenheit bei gleichzeitig positiven Ertragseffekten durch Stau­nässe im Osten sowie die gegenteilige Situation im Süden, wo negative Ertragseffekte durch Stau­nässe bei positiven Ertragseffekten durch Trockenheit zu beobachten sind.

Dies unterstreicht, dass wir WI als Proxy für bestimmte (un)günstige Witterungsbedingungen zur Ertragserklärung begreifen müssen. Während der Stau­nässe-WI in Abbildung 5-24 im äußersten Süden als Proxy für „zu feuchte Bedingungen“ mit negativen Ertragseffekten angesehen werden muss, beschreibt er in Brandenburg und Franken die Situation „nicht zu trockene Bedingungen“. Analog beschreiben die Trockenheits-WI (Abbildung 5-20 & Abbildung 5-21) in Brandenburg und Franken „zu trockene Bedingungen“, während sie im äußersten Süden für „nicht zu feuchte Bedingungen“ stehen.

Betrachtet man die durchschnittlichen jährlichen Ertragseffekte in 1995-2019, so verzeichnen wir die stärksten negativen Effekte im Zeitraum 1995-2019 für die Hitze und Trockenheits-WI im Norden und Osten Sachsen-Anhalts, in fast allen Gemeinden Brandenburgs, in Mecklenburg-Vorpommern (außer an den Küsten) und im Nordwesten Bayerns (Franken). Für die Hitze und Trockenheits-WI verzeichnen wir im Durchschnitt über den Beobachtungszeitraum konstant stärkere Ertragsreduktionen für moderatere Schwellenwerte als für die höheren, „extremeren“ Schwellenwerte. Dies hängt damit zusammen, dass Effekte der WI mit den weniger extremen Schwellenwerten zwar moderater sind, diese WI aber deutlich häufiger vorkommen als die WI mit den extremeren Schwellenwerten. Dieses Phänomen wird auch von Ben-Ari et al. (2016) und (Bucheli et al. 2022) beobachtet, die feststellen, dass eine mäßiger, aber langanhaltender und räumlich konsistenter WI auf regionaler Ebene ein besserer Indikator zur Ertragserklärung ist, als kurzzeitige lokale Extreme. Für die Stauässe-WI treten die stärksten Ertragsreduktionen insbesondere im Südosten Nordrhein-Westfalens und im Süden Bayerns und Baden-Württembergs auf. Diese Ertragsreduktionen sind in diesen Regionen in der frühen VP (BBCH 09 - 30) in vielen Regionen zwei- bis dreimal so stark verglichen mit der GP.

5.3.4.3 Prognostizierte Ertragstrends basierend auf der ex-post WI Analyse

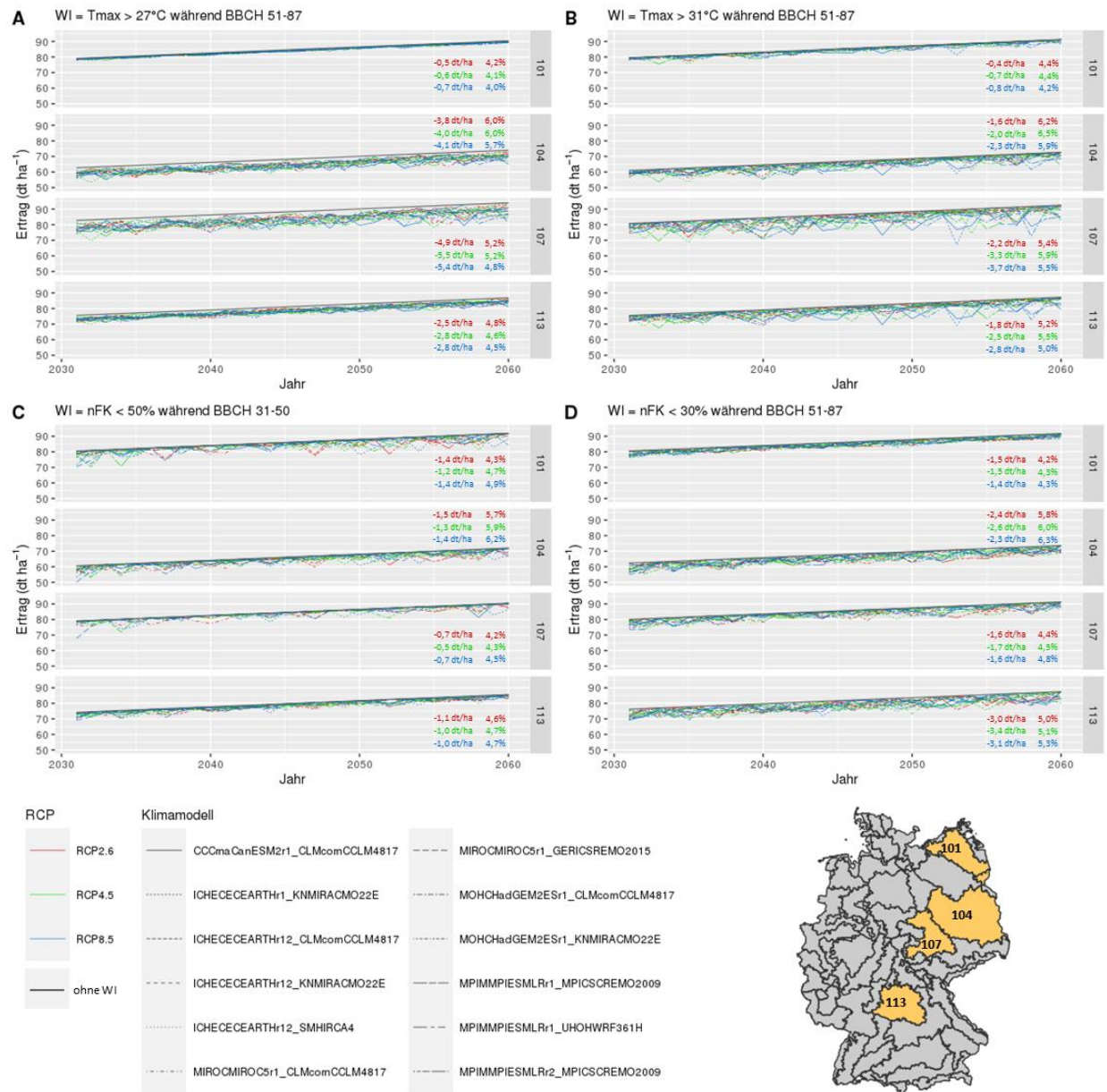


Abbildung 5-25: Ertragsentwicklung von Weizen (dt/ha) im Zeitraum 2031-2060 von 4 ausgewählten Bodenklimaräumen (BKR101, BKR104, BKR107, BKR113) unter Einfluss der 4 WI A H27_GP B H31_GP C T50_SAE D T30_GP. Rote, grüne und blaue Linien repräsentieren die Ertragsentwicklung je BKR für jedes der 5 bzw. 6 Klimamodelle des DWD-Kernensembles für RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; die einzelnen Klimamodelle werden durch die verschiedenen Linientypen gekennzeichnet. Die graue Linie repräsentiert den modellierten Ertragstrend, wenn der jeweilige WI gleich null ist. Pro BKR, WI und RCP werden als Text folgende Kenngrößen angegeben (1) die durchschnittlichen Ertragsreduktionen (dt/ha), die durch den WI verursacht werden (2) der zeitliche Variationskoeffizient (%) gemittelt über alle Klimamodelle pro RCP jeweils für 2031-2060.

Für die 17 Klimamodelle des DWD-Kernensembles wurden uns tägliche Wetterdaten für jedes Klimamodell pro RCP-Szenario zwischen 2031 und 2060 bereitgestellt. Darauf aufbauend haben wir die WI der ex-post Analyse für jedes Jahr zwischen 2031 und 2060 neu berechnet. Diese zukünftigen WI haben wir dann in die Regressionsmodelle der ex-post Analyse eingesetzt und die Ertragsentwicklung für jedes Klimamodell pro RCP geschätzt. Für die vereinfachte Darstellung der Ergebnisse haben wir vier Hitze- und Trockenheits-WI gewählt

und beispielhaft auf diejenigen BKR angewendet, auf denen die Ertragseffekte dieser WI am gravierendsten ausgefallen sind (s. Kapitel 5.3.4.2).

Insgesamt zeigt Abbildung 5-25, dass die Erträge, trotz unterschiedlich starken WI-Effekten, in allen Regionen bis 2060 weiter steigen. Hierbei fällt auf, dass die verschiedenen Klimamodelle sehr heterogen sind und bis 2060 keinen eindeutigen Trend aufweisen. Darüber hinaus stellen wir fest, dass die Erträge regional sehr unterschiedlich auf die verschiedenen WI reagieren. Bei einem Vergleich von Hitze- und Trockenheits-WI fällt auf, dass die Hitze-WI überwiegend (mit Ausnahme von BKR 101) zu größeren Ertragschwankungen führen. Darüber hinaus sinkt der interannuelle Variationskoeffizient (CV) bei den Hitze-WI mit steigendem RCP leicht, während der CV bei den Trockenheits-WI mit steigendem RCP ebenfalls ansteigt.

Bei der individuellen Betrachtung der WI, zeigen sich für den Hitze-WI H27_GP (Tagesmaximaltemperatur über 27 °C zwischen BBCH 51-87) die schwächsten Ertragseffekte für den BKR 101. Hier führt der WI zu einer mittleren Ertragsreduktion von 0,5-0,7 dt/ha. Auch der CV ist hier mit ca. 4 % pro RCP am geringsten. Im deutlichen Kontrast dazu stehen die Ertragsreduktionen in den anderen abgebildeten BKR. Für den BKR 104 ergeben sich durchschnittliche Ertragsreduktionen von 3,8 - 4,1 dt/ha und die stärkste interannuelle Ertragsvariation mit einem CV von ca. 6 %. Die Ertragsreduktionen sind für den BKR 107 noch höher und liegen bei 4,9-5,5 dt/ha mit einem CV von ca. 5 %. Der BKR 113 weist im Vergleich mittlere Ertragsreduktionen von 2,5-2,8 dt/ha und Ertragsvariationen mit einem CV von 4-5 % auf.

Auch bei dem Hitze WI H31_GP (Tagesmaximaltemperatur über 31 °C zwischen BBCH 51 - 87) befinden sich die schwächsten Ertragsreduktionen durch Hitze im BKR 101 bei ca. 0,4 und 0,8 dt/ha und weisen einem CV von ca. 4,3% auf. Im Gegensatz zum BKR 101 sind die Ertragsreduktionen in den anderen 3 BKR für den extremeren Hitze WI H31_GP im Vergleich zum moderateren Hitze WI H27_GP deutlich geringer. Für den BKR 104 sind sie nur halb so groß und liegen ca. bei 1,6-2,3 dt/ha. Auch beim BKR 107 (2,2-3,7 dt/ha) und beim BKR 113 (1,8-2,8 dt/ha) liegen die durchschnittlichen Ertragsreduktionen für den WI H31_GP deutlich unter den Ertragsreduktionen des WI H27_GP. Dieses Muster bestätigt die Ergebnisse der ex-post Analyse dahingehend, dass Ertragsreduktionen durch moderaten Hitzestress in vielen BKR gravierender ausfallen als durch starken, jedoch seltener auftretenden Hitzestress. Dennoch wird in Abbildung 5-25 deutlich, dass einzelne Modelle stärkere extreme Ertragsreduktionen (mit Spitzen bis ca. 20 dt/ha) beim WI H31_GP über alle BKR prognostizieren. Dies wird dadurch unterstrichen, dass die Ertragsreduktionen bei dem WI H31_GP über alle BKR mit steigenden RCP ebenfalls steigen und die CV proportional abnehmen.

Bei dem Trockenheits-WI D50_SAE (nutzbare Feldkapazität unter 50 % zwischen BBCH 31-50) zeigt sich im BKR 101 eine ca. dreifach so hohe Ertragsreduktion (1,2-1,4 dt/ha) verglichen mit der Ertragsreduktion durch die Hitze WI in diesem BKR. Im Vergleich zu den anderen BKR ist die Ertragsreduktion durch den WI D50_SAE im BKR 101 ebenfalls hoch. Nur im BKR 104 zeigt sich eine ähnlich hohe Ertragsreduktion (1, -1,5 dt/ha) mit dem höchsten CV von ca. 6 %. Im BKR 107 zeigt sich die schwächste Ertragsreduktion aller untersuchten BKR mit 0,5-0,7 dt/ha durch den WI D50_SEB. Der CV liegt mit 4-4,5 % ebenfalls unter den CV der anderen BKR, was den geringen Einfluss des WI in diesem BKR unterstreicht. Im BKR 113 zeigen sich mittlere Ertragsreduktionen von 1,0 - 1,1 dt/ha bei einem CV von 4,6-4,7 %. Zwischen den RCP gibt es für den WI D50_SAE keine eindeutigen Unterschiede beim Ertragseffekt während sich der CV leicht reduziert mit steigendem RCP.

Der Trockenheits-WI D30_GP (nutzbare Feldkapazität unter 30% zwischen BBCH 51 - 87) zeigt die vergleichbar schwächsten durchschnittliche Ertragsreduktionen von 1,4-1,5 dt/ha bei einem CV von 4,2-4,3 %. Im BKR 104 liegen die Ertragsreduktionen für diesen WI bei 2,3-2,6 dt/ha bei dem höchsten CV von 5,8 - 6,3 %. Für den BKR 107 stellen wir ebenfalls vergleichbar schwache Ertragsreduktionen von 1,6-1,7 dt/ha und einem CV von 4,4 - 4,8 % fest. Die höchsten Ertragsreduktionen werden für diesen WI im BKR 113 mit durchschnittlich 3,0 - 3,4 dt/ha bei einem CV von 5-5,3 % erreicht. Insgesamt gibt es kaum Unterschiede bei den Ertragsreduktionen zwischen den RCP für den WI D30_GP.

5.3.5 Schlussfolgerung

Mithilfe eines umfangreichen Datensatzes haben wir verschiedenste Hitze-, Trockenheits-, Staunässe-, Starkregen-, Frost und Wind-WI auf Gemeindeebene für jedes Jahr zwischen 1995 und 2019 gebildet. Wir haben gemischte Modelle genutzt um ihre Erklärkraft, regionalspezifische Effektstärke und die daraus resultierenden regionalen Ertragseffekte zu berechnen. Darauf aufbauend haben wir die Modellergebnisse der 17 Modelle des DWD-Kernensembles genutzt um zukünftige WI zu bilden und Ihre zukünftigen Ertragseffekte für den Zeitraum 2031-2060 anhand von vier ausgewählten Regionen Deutschlands (BKR) zu untersuchen. Die Ergebnisse der Erklärkraft haben gezeigt, dass nur Hitze-, Trockenheits- und Staunässe-WI genug Varianzreduktion bewirkt haben um Ertragseffekte robust erklären zu können. Für Winterweizen zeigen unsere Ergebnisse die größten Varianzreduktionen für Hitze-WI, insbesondere wenn der Beobachtungszeitraum auf die relevante ertragsphysiologische Wachstumsphase reduziert wird. Darüber hinaus ist die Sensitivität gegenüber Trockenstress im Frühjahr größer als im Frühsommer.

Mit Blick auf die regionalspezifische Effektstärke zeigen Hitze- und Trockenheits-WI Ertragsreduktionen im Norden und Osten Deutschlands mit stärksten Ertragsreduktionen in Sachsen-Anhalt, Brandenburg, Nordwest-Bayern/Franken. Im Süden führen Trockenheits-WI in einigen BKR zu positiven Ertragseffekten, während Staunässe-WI hier deutliche Ertragsreduktionen aufweisen. Es wird deutlich, dass die Trockenheits-WI in diesen BKR als Proxy für „weniger nasse Bedingungen“ dienen und nicht unmittelbar die isolierten Witterungseffekte widerspiegeln.

Die Ergebnisse der Ertragsprognosen zeigen auf, dass Erträge bis 2061 mit regional unterschiedlichen Schwankungen durch Witterungseinflüsse weiter zunehmen. Darüber hinaus kann festgestellt werden, dass sich die Ertragseffekte durch Trockenheit nicht zwischen den drei RCPs unterscheiden während die hitzebedingten Ertragsreduktionen, besonders über 31 °C, über die RCPs zunehmen, mit der höchsten Reduktion unter RCP8.5. Moderate Hitze > 27 °C führt in allen beobachteten BKR auch zukünftig zu deutlich stärkeren Ertragsreduktionen verglichen mit extremer Hitze > 31 °C. Bei individueller Betrachtung der BKR, kann festgestellt werden, dass die Ertragseffekte sich regional stark unterscheiden. In BKR 101 in Mecklenburg-Vorpommern führt Frühjahrstrockenheit zu stärksten Ertragsreduktionen, während Hitze wiederum kaum eine Rolle spielt. In BKR 104 in Brandenburg zeigen sich bei allen WI vergleichbar starke Ertragsreduktionen, besonders bei moderatem Hitzestress. In BKR 107 in Sachsen-Anhalt werden die stärksten Ertragsreduktionen durch Hitze ausgelöst, Frühjahrstrockenheit spielt hier kaum eine Rolle und Sommertrockenheit hat ebenfalls vergleichbar schwache Ertragseffekte. In BKR 113 in Franken, zeigt Sommertrockenheit die stärksten Ertragsreduktionen, die anderen WI haben vergleichbar moderate Ertragseffekte.

5.4 Limitationen und Ausblick

Hinsichtlich möglicher Abweichungen zwischen den tatsächlichen Bedingungen im Feld und den in den Analysen verwendeten Witterungsinformationen ist folgendes zu beachten.

Eine wesentliche Herausforderung betrifft das Zusammenführen der Ertragsdaten aus dem Testbetriebsnetz mit den (agrar-)meteorologischen Parametern. Hierbei geht zwangsläufig räumliche Genauigkeit verloren. Dies liegt daran, dass die Ertragsdaten zwar im Testbetriebsnetz auf Betriebsebene mit der dazugehörigen Gemeindefeldinformation vorliegen aber keine genaue Feldzuordnung möglich ist. Dies bedeutet, dass die Ertragsdaten nur auf Gemeindeebene ausgewertet werden können und die hochaufgelösten Wetterdaten und auch Bodendaten ebenfalls auf Gemeindeebene aggregiert werden müssen, um sie mit den Ertragsdaten auf Betriebsebene zusammenzuführen. Unsere Analysen basieren demnach auf der Annahme, dass alle Felder eines Betriebes in einer Gemeinde liegen und wir den Ertragseffekt des aggregierten „Gemeindewetters“ schätzen. Hinsichtlich der Ertragsdaten des Testbetriebsnetzes besteht außerdem die Limitation, dass lediglich geerntete Flächen bei der Ertragskalkulation berücksichtigt werden. Dementsprechend kann es zur Unterschätzung von Ertragsminderungseffekten durch Extremwetterereignisse kommen, wenn es sich für den Betrieb nicht mehr

gelohnt hat Flächen wegen eines Extremwetterereignisses zu ernten und diese Flächen mit extremen Ertragsverlusten, d.h., Totalausfall, damit nicht im Testbetriebsnetz berücksichtigt werden.

Insbesondere bei der Quantifizierung von Trockenheit und Staunässe besteht die Herausforderung, dass die tatsächliche Niederschlagsmenge räumlich variieren können. Dies führt dazu, dass die Niederschlagsmengen von den tatsächlichen Niederschlägen, insbesondere bei Starkniederschlägen, stark abweichen können. Für die Analyse von Staunässe und Trockenheit ist zudem eher das pflanzenverfügbare Wasser im Boden relevant, welches auch von den Niederschlägen in den Tagen und Wochen zuvor beeinflusst wird. Für die WI/EWI, die Staunässe und z.T. Trockenheit beschreiben, wird der durch das Modell AMBAV simulierte Anteil der nutzbaren Feldkapazität (% nFK) genutzt. Im Gegensatz zur direkten Nutzung der Niederschlagsdaten, wird hierbei die Wechselwirkung zwischen Niederschlag und Temperatur, sowie die kulturspezifische Evapotranspiration und die Wasserhaltekapazität des Bodens berücksichtigt (DWD 2021a). Die Unsicherheiten, die in den Modellergebnissen von AMBAV enthalten sind, können z.B. durch die verwendete Parametrisierung der einzelnen Kulturen, die Bodenkennwerte und das Interpolationsverfahren für die Mess- und Beobachtungsdaten in der Vergangenheit entstehen. Demgegenüber steht der Vorteil, dass durch die Berücksichtigung der Bodenfeuchte Trockenstress besser abgebildet wird als durch die bloße Berücksichtigung der Niederschläge.

Die Temperaturen weisen in der Regel eine deutlich geringere räumliche Variation auf, sodass wir annehmen, dass die Unsicherheiten in der räumlichen Zusammenführung zwischen Ertrags- und meteorologischen Parameter für die WIs/EWIs in Bezug auf Temperatur (Hitze, Spätfrost) geringer sind. Dabei ist jedoch zu beachten, dass die in unserer und den meisten anderen Studien verwendeten Temperaturdaten die Lufttemperatur in 2 m Höhe nutzen, die substantiell von der Bestandstemperatur abweichen kann (Siebert et al. 2017). Bei ausreichender Wasserversorgung liegt die Bestandstemperatur aufgrund der Transpirationskühle der Pflanzen meist unter der Lufttemperatur, während sie bei trockenen Bedingungen einige Grad über der Lufttemperatur liegen kann (Siebert et al. 2014). Während die räumliche Genauigkeit bei der Hitze also höher als bei der Trockenheit ist, bestehen mögliche Abweichungen zwischen berichteter Lufttemperatur und der Temperatur im Bestand und somit der möglichen Ertragswirkung hoher Temperaturen (Haqiqi et al., 2021). Genauere Untersuchungen wären mit Bestandesklimamodellen möglich. Diese sind in der Lage, aus den vorliegenden Eingangsdaten (Messhöhe 2 m), die Temperatur- und Feuchteverhältnisse im Bestand und die Oberflächentemperatur für verschiedene landwirtschaftliche Kulturen zu berechnen. Der DWD setzt das Modell BEKLIMA in der Beratung der Landwirte ein. Die sehr aufwendigen Berechnungen mit den Klimaprojektionen waren im Rahmen dieser Arbeit nicht vorgesehen. Zu beachten ist auch, dass bei einer möglichen Auswertung der Bestandes- oder Oberflächentemperaturen auch die Schwellenwerte angepasst werden müssen, die i.d.R. aus den Messungen in 2 m Höhe abgeleitet werden. Die hier aufgeführten beispielhaften Punkte unterstreichen die Wichtigkeit einer kritischen Auseinandersetzung mit den Eingangsdaten (Gerstmann et al. 2016; Vroege et al. 2021).

Neben den Eingangsdaten spielt auch die Auswahl der Schwellenwerte der EWI und WI eine wichtige Rolle bei den späteren Ergebnissen und deren Interpretation. Diese Schwellenwerte basieren in dieser Studie entweder auf Experteneinschätzungen (WI) oder werden statistisch hinsichtlich der Häufigkeit bzw. vielmehr Seltenheit ihres Auftretens basierend auf historischen Ausprägungen des Wetters (EWI) abgeleitet (Seneviratne et al. 2021). Bei der Auswahl der Schwellenwerte muss man zwischen der Auswahl von (1) extremen Schwellenwerten (z.B. $T_{\max} > 31\text{ °C}$ oder $nFK < 10\%$) vs. (2) moderateren Schwellenwerten (z.B., $T_{\max} > 27\text{ °C}$ oder $nFK < 50\%$) abwägen. Extreme Schwellenwerte (1) gehen tendenziell mit stärkeren negativen Ertragseffekten einher, kommen aber vergleichsweise seltener vor. Die modelbasierte Ertragserklärung beinhaltet demnach vergleichsweise weniger EWI-Beobachtungen und entsprechend korrespondierende Ertragsdaten. Moderatere Schwellenwerte (2) (z.B. $T_{\max} > 27\text{ °C}$ oder $nFK < 50\%$) kommen dagegen häufiger vor, wobei die Ertragseffekte aufgrund regionaler Unterschiede im Einfluss der Witterung auf die Ertragsbildung und Unterschieden in den Produktionsbedingungen indifferent ausfallen kann (Bucheli et al. 2022). Vor diesem Hintergrund ergänzen sich die beiden in unserer Studie angewendeten Ansätze sehr gut. Der EWI-Ansatz baut auf die Nutzung extremer Schwellenwerte unter der Annahme flächendeckender, negativer Ertragswirkungen über Gesamtdeutschland

hinweg, wobei für die spezifischen Eigenschaften der Betriebe und lokalen Bedingungen kontrolliert wird. Als zusätzliche Robustness-Checks werden die Schätzungen ebenfalls für die vier Großregionen Ackerbau umgesetzt. Der WI-Ansatz testet sowohl moderate als auch extreme WI, die auf Experteneinschätzung bzw. Literatur basieren. Der WI-Ansatz wird auf der räumlichen Ebene der Boden-Klima-Räume umgesetzt unter der Annahme, dass sich die WI in Ihrer Ertragswirkung zwischen den Boden-Klima-Räumen unterscheiden können. Insgesamt stellen die untersuchten Schwellenwerte nur eine kleine Auswahl der Vielzahl möglicher Schwellenwerte dar. Eine endgültige Aussage, welcher Schwellenwert im Hinblick auf die Bewertung der Auswirkungen des Klimawandels letztlich am besten geeignet ist, ist nicht abschließend zu klären.

Darüber hinaus werden Erträge in der Regel nicht nur von einem einzelnen Wetterextrem bestimmt, sondern sind das Resultat des saisonalen Witterungsverlaufs. Dies umfasst die Abfolge verschiedener Wetterphänomene und kann auch mehrere gleichzeitige ungünstige Witterungsbedingungen wie Hitze und Trockenheit (Zscheischler et al. 2018) oder einer Abfolge verschiedener Wetterextreme im Jahresverlauf (Lüttger und Feike 2018), wie z.B., Frosttage im zeitigen Frühjahr (Kolář et al. 2014) hohe Sonneneinstrahlung während der Blüte (Kristensen et al. 2011) oder starke Regenfälle zur Aussaatzeit (Gömann et al. 2015) beinhalten. Zwischen den Ertragswirkungen einzelner Wettervariablen können zudem nicht-additive und/oder nicht-nichtlineare Wechselwirkungen bestehen, die in den verwendeten Schätzansätzen bisher nicht explizit berücksichtigt werden.

Auch das räumlich und zeitlich variierende Auftreten von Schadorganismen, die einen maßgeblichen Einfluss auf Erträge und Ertragsverluste haben können, wird in dieser Arbeit nicht explizit berücksichtigt (Oerke 2006; Schwarz et al. 2015). Schließlich können auch sozioökonomische und politische bzw. ordnungsrechtliche Faktoren (Brisson et al. 2010) sowie deren konsekutive Auswirkungen auf die Bewirtschaftung der Kulturen (Stagge et al. 2015) einen erheblichen Einfluss auf die Entwicklung der Erträge im Klimawandel haben. Beide Ansätze in Kapitel 5.2 bzw. 5.3 schreiben die zeitlichen Trends der ex-post Analyse (1995-2019) in den Zukunftsprojektionen fort und berücksichtigt dabei implizit die nicht-witterungsbezogenen Entwicklungen aus der Vergangenheit (u.a., Züchtungsfortschritt, CO₂-Gehalt, Inputintensitäten und Schadorganismen). Zukünftige Änderungen dieser Trends können in den Projektionen jedoch nicht berücksichtigt werden. Ein wesentlicher Unterschied der beiden Ansätze in der Auswertung der Ertragseffekte im Klimawandel liegt in der Wahl der Zielgröße. Der WI Ansatz quantifiziert die Entwicklung der absoluten Erträge unter Berücksichtigung der einzelnen WI jahresweise in 2031-2060 für jedes Klimaszenario, der EWI Ansatz dagegen die Veränderung der Ertragseffekte durch die jeweilige Extremwetterlage.

Schließlich liegt eine zusätzliche Limitation in der Definition der kritischen Beobachtungszeiträume. Die Unterschiede bei den Ertragseffekten in dieser Arbeit zeigen, wie wichtig eine optimale Abgrenzung zur jeweiligen phänologischen Phase ist. Obwohl im Vergleich zu anderen Studien (Gömann et al. 2015; Lüttger und Feike 2018) in dieser Arbeit dynamische phänologische Phasen statt fester kalendarischer Daten verwendet werden, können nur Zeiträume mit entsprechenden phänologischen Beobachtungsdaten analysiert werden. So ist beispielsweise die phänologische Phase Blüte im Winterweizen in den phänologischen Daten nicht verfügbar und kann nur über Annahmen geschätzt werden. Mehrere Studien zeigen, dass die stärkste Ertragswirkung von Hitzestress während der Blüte zu beobachten ist (Hlaváčová et al. 2018; Wollenweber et al. 2003), was in unserer Studie lediglich auf Basis der geschätzten Phänologischen Phase der Blüte berücksichtigt werden konnte. Da die phänologische Phase der Blüte ohnehin sehr kurz ist, kann eine suboptimale zeitliche Einordnung des Termins Blüte zu einer erheblichen Reduktion der Erklärungskraft des entsprechenden WI zur Blüte führen (Wheeler et al. 2000). Es besteht also die Gefahr, dass die kritischen Zeiträume nicht optimal abgebildet werden.

6 Weitere Einflussfaktoren auf die Erträge im Klimawandel

6.1 Schadorganismen und ihrer Veränderung unter Klimawandel

Federführung: Til Feike (Julius Kühn-Institut)

Die prozessbasierten Agrar-Ökosystem-Modelle (AÖMs) MONICA sowie CERES, CROPSIM und Nwheat berücksichtigen keine Ertragsverluste durch tierische und pilzliche Schadorganismen. Die statistischen Modellansätze, die auf Ertragsdaten von Praxisbetrieben aufbauen, bilden die tatsächliche Ertragsituation und damit die in der Praxis aufgetretenen Effekte durch Schadorganismen implizit mit ab. Veränderungen im Auftreten von Schadorganismen und deren Schädigungen unter sich zukünftig verändernden (klimatischen) Bedingungen werden aber auch hier nicht abgebildet.

Beim Blick in die Zukunft ist dies sowohl vor dem Hintergrund der starken Witterungsabhängigkeit verschiedener Schadorganismen (Willcoquet et al. 2021) als auch der avisierten Reduktion des Einsatzes von Pflanzenschutzmitteln von Bedeutung für zukünftige Erträge. Verschiedene Studien projizieren eine Verschiebung im Auftreten und der Relevanz von Schadorganismen unter Klimawandel. Tierische Schadorganismen können dabei nordwärts in bisher noch zu kühle Regionen vordringen und generell von wärmeren Wintern und längeren Vegetationsperioden mit vermehrter Reproduktion profitieren (Bebber et al. 2013). Beispiele relevanter Pilzkrankheiten, die von steigenden Temperaturen profitieren werden sind u. a. Ährenfusarium (Madgwick et al. 2011) sowie Schwarzrost in Weizen und Roggen (Kerstin Flath et al. 2018), Kohlhernie und Weißstängeligkeit in Raps und Blattfleckenkrankheit in Zuckerrübe (Krengel-Horney et al. 2021). Des Weiteren kann der Klimawandel die Wirksamkeit von Pflanzenschutzmittelanwendungen negativ beeinflussen (Matzrafi 2019). Im Zuge der avisierten Reduzierung des Pflanzenschutzmitteleinsatzes ist zudem mit höheren Ertragsverlusten durch verschiedene Schadorganismen zu rechnen. Der Züchtung multi-resistenter Sorten kommt hierbei eine besondere Bedeutung zu, um die Verluste zukünftig zu minimieren (Laidig et al. 2021).

Um zukünftige Erträge im Klimawandel unter Berücksichtigung der Veränderung im biotischen Schaddruck projizieren zu können, ist notwendig prozessbasierten Agrar-Ökosystem-Modellen zukünftig weiterzuentwickeln, um biotische Schadwirkungen durch pilzliche und tierische Schadorganismen abzubilden (Röll et al. 2019). Die Integration von Modellen, die das Auftreten von Schadorganismen in Abhängigkeit der Witterung modellieren und prozessbasierten AÖMs, die die Ertragsbildung modellieren, ist hierbei ein wichtiges Entwicklungsfeld. Vor dem Hintergrund der beschriebenen Zunahme der Relevanz verschiedener Schadorganismen und besonders der avisierten Reduktion des Pflanzenschutzmitteleinsatzes ist zukünftig eher mit einer Zunahme als einer Abnahme der Ertragsverluste durch biotischen Stress zu rechnen.

6.2 Nährstoffverfügbarkeit unter aktuellen und möglichen zukünftigen Regularien und den Einflüssen des Klimawandels

Federführung: Mareike Söder (Thünen-Institut)

Die Reduzierung des regional sehr hohen und flächendeckend hohen Niveaus der Stickstoff(N)-Düngung ist eine wesentliche Säule zur Reduzierung der Treibhausgasemissionen aus der Landwirtschaft. Neben der unerwünschten NO_3 Auswaschung in das Grundwasser, kommt es insbesondere bei der Wirtschaftsdüngerlagerung und -applikation zu Ammoniakemissionen (NH_3) und bei ungünstigen Bodenbedingungen zur Emission von Lachgas (N_2O) und weiteren Stickoxiden (NO_x). Für eine hohe Düngeeffizienz ist eine auf das Ertragspotenzial der Kulturpflanzen angepasste Düngung essentiell, welches wiederum wesentlich durch die im Jahr vorherrschenden Wachstumsbedingungen beeinflusst wird. Die Veränderung der Wachstumsbedingungen, insbesondere die Zunahme an extremen Temperaturen, Trockenperioden und Starkniederschlägen, aber auch die möglicherweise steigende Variabilität der

Wachstumsbedingungen, machen Folgen für die N-Effizienz (Verhältnis N-Abfuhr:N-Zufuhr) sehr wahrscheinlich. Außerdem haben veränderte klimatische Bedingungen Auswirkung auf die Mineralisierungsdynamik von Düngemitteln, die vorwiegend organisch gebundenes N enthalten (z. B. Wirtschaftsdünger tierischer Herkunft).

N-Überschüsse im Klimawandel

Studien geben erste Hinweise, dass von den, durch die veränderten Wachstumsbedingungen verursachten, Ertragseffekten auch erhebliche Folgen für die N-Überschüsse zu erwarten sind. Dalhaus und Pfingsten (2019) zeigen anhand eines Datensatzes zu durchschnittlichen N-Überschüssen pro Betrieb in Deutschland für die Jahre 2015 und 2016, dass extreme Hitze zu einem wesentlichen N-Überschuss führen kann, wenn die N-Versorgung und -Verwertung der Pflanzen zeitlich und mengenmäßig nicht abgestimmt sind. Sollten diese Effekte nicht durch mögliche Anpassungsmaßnahmen berücksichtigt werden, so wären nach den Ergebnissen von Dalhaus und Pfingsten (2019) bis 2040-2069 zwischen 20-70 kg/ha mehr N-Überschuss zu erwarten. Neben möglichen Effekten durch einen Anstieg an Hitzetagen, werten Klages et al. (2020) die Effekte der Sommertrockenheit von 2018 in Deutschland auf die N-Überschüsse hin aus und weisen nach, dass mindestens 30 kg N/ha an zuvor applizierter N-Düngung nicht in Pflanzenbiomasse umgesetzt werden konnte. Dadurch waren die Herbst-Nmin-Werte erhöht. Zhang et al. (2021) zeigen für den Maisanbau in den USA für den Zeitraum 1981-2016, dass im Vergleich zum langjährigen Trend im N-Überschuss, 51 % mehr N-Überschuss durch extrem hohe Temperaturen und 41 % durch extreme Trockenperioden hervorgerufen wurden. Eher moderat erhöhte N-Überschüsse von 20 % ließen sich mit starken Niederschlägen assoziieren.

Aktuelle Düngeregularien

Im Klimaschutzplan 2050 werden konkrete Maßnahmen zur N-Düngung definiert, und die Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie 2016 legt einen maximalen brutto N-Überschuss im Mittel der Jahre 2028 bis 2032 von 70 Kilogramm je Hektar landwirtschaftlich genutzter Fläche fest. Eine Steigerung der N-Effizienz insbesondere organischer Dünger ist auch wesentlicher Bestandteil der deutschen Ackerbaustrategie und auch die zur Umsetzung der EU-Nitratrichtlinie angepasste Düngeverordnung (DüV) stärkt bereits eine möglichst bedarfsgerechte Düngung. Allerdings sieht die DüV momentan nur eine Düngeplanung vor. Eine Bilanzierung der In- und Outputs ist nicht vorgesehen, sodass keine Kontrolle im Bereich der Beratung oder im Rahmen des Ordnungsrechts mehr durchgeführt werden. Zur Erreichung des N-Bilanzziels von 70 kg N/ha ist eine Reduzierung des N-Mineraldüngereinsatzes um durchschnittlich 24 kg N/ha notwendig, unter der Annahme, dass eine Reduzierung der Zufuhr chemisch-synthetischer Stickstoffdünger durch Steigerung der N-Ausnutzung und ohne Veränderungen der Agrarstruktur (z. B. Abbau der Tierbestände) erfolgt (Osterburg et al. 2019). Das entspricht einer THG-Minderung von jährlich ca. 2,7 Mio. t CO₂-Äq, unter Berücksichtigung der zusätzlichen reduzierten Ammoniakemissionen sogar ca. 3,5 Mio. t CO₂-Äq. p. a. THG-Minderung (Osterburg et al. 2019). Solche Hochrechnungen gehen allerdings von konstanten Erträgen aus, auch im Projektionsbericht oder der Thünen-Baseline werden die Folgen des Klimawandels auf die Erträge, insbesondere von Jahren mit einer hohen Anzahl von Hitzetagen und/oder langanhaltender Trockenheit, bisher nicht berücksichtigt.

Für mit Nitrat belastete Gebiete („rote Gebiete“) gemäß §13a DüV 2021 gelten davon abweichende, besondere Anforderungen zum Schutz der Gewässer vor Verunreinigung. Mit Hinblick auf die Düngebedarfsermittlung müssen Betriebe, die in roten Gebieten liegen, die zusammengefasste betriebliche Gesamtsumme des Stickstoffdüngedarfs um 20 % reduzieren. Ausnahmen sind möglich, wenn die Gesamt-Stickstoffzufuhr maximal 160 kg N/ha beträgt und davon maximal 80 kg Mineraldünger-N/ha sind. Eine weitere Ausnahme ist für Grünland möglich, wenn der Grünlandanteil der Gebietsfläche unter 20 % liegt. Als Folge der N-Düngung unterhalb des Düngebedarfs, werden ertragsreduzierende Wirkungen erwartet, die kulturartspezifisch unterschiedlich ausfallen. In Bundesrat Drucksache 98/20 (2020) wurde die ertragsreduzierende Wirkung auf 3 % für Mais, Zuckerrüben, Kartoffeln, Wintergetreide und Triticale und bis 10 % für Gemüse angenommen. Weitere besondere Anforderungen in diesen Gebieten sind unter anderem die schlagbezogene Ausbringungsmenge

organisch und organisch-mineralischer N-Düngemittel in Höhe von maximal 170 kg N/ha, sowie die Begrenzung der Aufbringung flüssiger organischer N-Düngemittel auf Grünland im Herbst auf 60 kg N/ha (statt 80 kg N/ha).

An den Klimawandel angepasste Düngestrategie

Da das Ertragspotenzial von Kulturpflanzen stark von einer Reihe von Wachstumsbedingungen abhängt, macht Düngung nur Sinn, wenn alle diese Bedingungen darauf hindeuten, dass auch entsprechende Erträge erzielt werden können. Daher sollte für eine an den Klimawandel angepasste Düngestrategie noch stärker als bislang nicht nur die mengenmäßige, sondern auch die zeitliche Anpassung der Düngungshöhe (und der Düngerzusammensetzung) an den Pflanzenbedarf berücksichtigt werden (DüV 2020, § 3 Absatz 1), um mögliche Extreme in den Wachstumsbedingungen in einem Jahr miteinzubeziehen. Das Management der N-Düngung muss sich dabei auch an die veränderten Ertragerwartungen und die möglicherweise geringere Bodenfeuchte anpassen. Nendel et al. (2014) simulieren zum Beispiel auf einem Sandboden mit im Klimawandel sinkender Bodenfeuchte für Winterweizen und Zuckerrübe etwa einen steigenden N-Bedarf von 20 kg/ha bis 2070. Der zusätzliche Bedarf resultiert aus der geringeren Pflanzenverfügbarkeit von N und einem gleichzeitigem, trotz der geringen Bodenfeuchte, leicht steigendem Wachstum aufgrund der höheren CO₂-Konzentration (Nendel et al. 2014). In Böden mit ausreichendem organischem Material und Bodenfeuchte, zum Beispiel auch durch Bewässerung, kann eine verstärkte Mineralisierung voraussichtlich den höheren N-Bedarf der Pflanzen ausgleichen (Nendel et al. 2014). Aufgrund der in der Studie simulierten leicht sinkenden Erträge, sinkt dagegen der N-Bedarf im Maisanbau (Nendel et al. 2014).

In der Düngeverordnung (DüV) werden die kontinuierlichen Auswirkungen des Klimawandels bei der betriebsindividuellen, standortbezogenen Düngebedarfsermittlung über das betriebliche Ertragsniveau zwangsläufig erfasst. Auch der Einfluss von Extremwetter auf die Ertragsentwicklung wird in Teilen bereits berücksichtigt. So wird für die Stickstoffbedarfsermittlung nach DüV (2020) bei Auftreten von Extremwittersituationen, die nicht regelmäßig am selben Standort auftreten, eingeräumt, dass die im betreffenden Jahr erzielten Erträge bei der Ermittlung des betrieblichen Ertragsniveaus (als 5-Jahresmittel) unberücksichtigt bleiben. In diesen Fällen ist es nach Düngeverordnung zulässig, Mindererträge eines Jahres für die Bemessung der betrieblichen Düngebedarfsermittlung der Folgejahre zu überspringen (DüV, Anlage 4, Vorbemerkungen zu den Tabellen 3 und 10). Welche Auswirkungen diese Regelung bei einer Zunahme der Häufigkeit an Extremwetterlagen zum Beispiel auf den Gewässerschutz hat, sollte Gegenstand weiterer Analysen sein.

6.3 Rückkopplungseffekte über die Märkte

Federführung: Mareike Söder (Thünen-Institut) und Frank Offermann (Thünen-Institut)

Die Wirkung des Klimawandels auf die landwirtschaftliche Produktion beschränkt sich nicht nur auf die biophysikalische Wirkung auf Erträge, sondern ist das Ergebnis des Anpassungsverhaltens aller Marktteilnehmer auf die weltweiten Folgen des Klimawandels. Angesichts der prognostizierten unterschiedlichen Klimafolgen in der Welt (IPCC 2013) und regional unterschiedlicher Anpassungskapazitäten, wird der Klimawandel die relativen Wettbewerbsbedingungen von Anbauregionen und zwischen Kulturen beeinflussen und folglich zu veränderten Anbau- und Konsumententscheidungen führen.

Die Auswirkung des Klimawandels auf die landwirtschaftlichen Erträge und die Produktion sind von einer Vielzahl direkter und indirekter Wirkungszusammenhänge und Rückkopplungseffekte charakterisiert. Die direkte biophysikalische Wirkung veränderter Wetterverhältnisse wird in der Regel unter der Annahme unveränderter anderer Einflussfaktoren abgeschätzt. Diese ‚direkte‘ Ertragswirkung führt jedoch zu einer Vielzahl von Anpassungsreaktionen unterschiedlicher Akteure (Landwirt*innen, Konsument*innen, Politik, vor- und nachgelagerte Sektoren), die zu einem Teil über die Agrarmärkte übertragen und koordiniert werden. Wichtige Elemente der Anpassungsmechanismen, spill-over und Rückkopplungseffekte beinhalten:

- Anpassungen der **Produktionsweise** (*intensive margin*), z. B. durch Erhöhung oder Verringerung von ertragssteigernden oder ertragsstabilisierenden Produktionsfaktoren. Diese Anpassungen können sowohl durch ein verändertes Ertragsniveau als auch durch eine veränderte Ertragsstabilität induziert werden. Zudem wirken sich durch den Klimawandel veränderte Preissignale für Vorleistungen und Ernteprodukte auf die Produktionsentscheidungen aus.
- Anpassungen des **Produktionsumfangs** (*extensive margin*) einzelner Kulturen. Auch diese Anpassungen können sowohl durch ein verändertes Ertragsniveau als auch durch eine veränderte Ertragsstabilität induziert werden, und betreffen damit über die Flächenkonkurrenz auch Kulturen, für die keine klimawandelbedingten Ertragsveränderungen prognostiziert werden.
- Anpassung der **Verwendung**, z. B. durch Reduzierung des Konsums oder der Verwendung als innerlandwirtschaftliche Futterverwendung.
- Anpassung der **Marktpreise**: Den Märkten und der auf ihnen stattfindenden Preisbildung, kommt eine entscheidende Rolle für die Abstimmung von Produktion und Verwendung zu. Der Ausgleich über die Märkte bedeutet auch, dass klimawandelbedingte Ertragsveränderungen sich über die Preissignale auch auf die Landwirtschaft in weniger vom Klimawandel betroffenen Regionen auswirken.
- Induzierter **technischer Fortschritt**: Mit veränderten Knappheiten und Preisen verändert sich auch der Anreiz für die Entwicklung produktionstechnischer Anpassungen (z. B. Züchtung), die in vielen Fällen direkt ertragsrelevante Auswirkungen haben.

Es existiert keine Studie, die diese Effekte in ihrer Gesamtheit berücksichtigt. Anhang 4 gibt einen Überblick über die Ergebnisse existierender Studien vor dem Hintergrund der oben skizzierten Wirkungsmechanismen und ordnet diese hinsichtlich ihrer Aussagekraft und Begrenzungen ein.

In der Gesamtschau der Studien zu globalen Klimafolgen und Ihrer Bedeutung für die europäischen und deutschen Agrarmärkte zeigt sich, aufgrund unterschiedlicher Methoden, Modelle, Annahmen und Datengrundlagen, bisher eine große Bandbreite an Ergebnissen. Vor allem die wichtigsten globalen Agrargüter, allen voran Mais und Weizen, stehen bei den vorhandenen Analysen im Fokus. Die Ergebnisse für Weizen zeigen eher stabilere und ertragssteigende Bedingungen, während für Mais global ertragssinkende Bedingungen mit einer steigenden Häufigkeit an Ertragsausfällen simuliert werden. Für die Ackerbaubetriebe in Deutschland können die simulierten steigenden Preise für die meisten Agrargüter positive Effekte auf die Erträge und Einkommen haben, während für die Futtermittel- und Lebensmittelwirtschaft steigende Preise negative wirtschaftliche Folgen erwarten lassen. Analysen hinsichtlich der Schwankungen von Erträgen zwischen den Jahren und den Auswirkungen von Extremwetterlagen sind bisher in deutlich kleinerer Zahl vorhanden als die Analyse von durchschnittlichen Ertragseffekten. Diese deuten aber, bis auf für Weizen in Europa, auf eine Steigerung der Schwankungen und einem vermehrten Auftreten von Ertragsausfällen hin. Aber auch bei Weizen können Ertragsausfälle in den großen weltweiten Produktionsregionen zu Preisschwankungen in Europa führen. Im Sinne einer Versorgungssicherheit bestehen zudem insbesondere durch den Klimawandel betroffene Importabhängigkeiten für Soja und Palmöl.

Die Fokussierung der Analysen auf wenige Agrargüter führt dazu, dass Analysen veränderter Wettbewerbsbedingen unterschiedlicher Agrargüter und damit mögliche Anpassungsstrategien zur Risikostreuung zum Beispiel via Diversifizierung aus den vorhandenen Studien bisher nicht umfassend abgeleitet werden können. Auch bei der Abbildung von Anpassungsmaßnahmen z. B. die Bedeutung einer Ausweitung von Bewässerung, bestehen Forschungslücken. Generell berücksichtigt keine der Studien explizit die Möglichkeit eines induzierten technischen Fortschritts. Auch wenn es ex-ante schwierig ist, dieses Potenzial zu quantifizieren, so zeigen die Erfahrungen sowohl aus dem Agrarsektor als auch aus anderen Wirtschaftssektoren, dass stark veränderte Angebots-Nachfrage-Relationen über die Preissignale zu erheblichen Technologiesprüngen führen können, die einer ceteris paribus prognostizierten Knappheit entgegenwirken.

7 Schlussfolgerungen zur Veränderung der Erträge im Klimawandel

Die vorliegende Studie nutzt aktuelle Klimaprojektionen und verschiedene komplementäre Modellansätze zur umfassenden Bewertung der Auswirkungen des Klimawandels auf die Pflanzenproduktion zur Mitte des 21. Jahrhunderts. Die prozessbasierte Modellierung mit MONICA und dem Multimodellensemble (MME) für Winterweizen (Kapitel 4) projiziert zum allergrößten Teil keine Ertragsrückgänge und für die meisten untersuchten Kulturen sogar Ertragszuwächse bis zur Mitte des Jahrhunderts. Auch die Ertragsvariabilität nimmt in den Projektionen über die Zeit nicht zu. Jedoch zeigt die MME Analyse, dass der Anstieg der CO₂-Konzentration, der der maßgebliche Treiber des projizierten Ertragsanstiegs ist, zukünftig weniger effektiv ausgenutzt wird und dass nicht-CO₂-bedingte Klimaänderungen somit ohne weitere Anpassung zunehmend negative Ertragswirkungen haben werden. Auch die statistischen Ertragsprojektionen für Winterweizen zeigen steigende Erträge bis zur Mitte des Jahrhunderts, trotz regional stark unterschiedlicher, zum Teil zunehmend ungünstiger Witterungsbedingungen (Kapitel 5.3). Während sich die Ertragseffekte durch Trockenheit nicht zwischen den drei RCP-Szenarien unterscheiden, nehmen die hitzebedingten negativen Ertragseffekte über die RCP-Szenarien zu, mit den stärksten negativen Ertragseffekten unter RCP8.5.

Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse aus den Analysen zu Extremwetterlagen Ertragsverluste in 1995-2019, insbesondere durch extreme Sommer- und Frühjahrstrockenheit (Kapitel 5.2) bei den meisten Kulturen und Hitze bei Winterweizen (Kapitel 5.3) und Winterraps (Kapitel 5.2). Die Projektion des zukünftigen Auftretens der getesteten Extremwetterlagen weisen bis zur Mitte des Jahrhunderts jedoch keine eindeutige Zunahme der Ertragsverluste durch extreme Trockenheit und Staunässe aus (Kapitel 5.2). Die Bandbreite der zukünftigen Niederschlagsentwicklung, und damit auch der Entwicklungen von Trockenheit und Staunässe, über die einzelnen Klimamodelle des DWD-Kernensembles hinweg ist allerdings sehr groß und es bestehen Unsicherheiten über die Verlässlichkeit der Abbildung der Niederschläge im Frühjahr in den Klimaszenarien. Ertragseffekte durch Starkregen, Stürme, Hagel oder lokale Überschwemmungen sowie eine mögliche Zunahme von Ertragsverlusten durch tierische und pilzliche Schadorganismen konnten in den Analysen nicht berücksichtigt werden. Deren Berücksichtigung könnte die Variabilität der zukünftigen Bedingungen und entsprechende negative Ertragseffekte deutlich erhöhen. Gezielte Anpassungsmaßnahmen wurden in den Analysen nicht berücksichtigt.

Trotz der insgesamt günstigen Ertragserwartung ist die fortwährende Anpassung der Pflanzenproduktion an die klimatischen Veränderungen, die Erhöhung der Anpassungsfähigkeit des landwirtschaftlichen Sektors und die Nutzung sich bietender Chancen durch den steigenden CO₂-Gehalt, verlängerte Vegetationsperioden, und steigende Temperaturen essentiell, um eine produktive, profitable und nachhaltige Pflanzenproduktion sicherzustellen, die einer steigenden Nachfrage nach Agrarrohstoffen begegnen kann.

8 Implikationen für die Anpassung in der Agrarwirtschaft und Agrarpolitik

Es existieren zahlreiche Übersichten zu möglichen Anpassungsmaßnahmen im Ackerbau (EEA 2019, 2021b; Lege 2019; Schimmelpfenning et al. 2019; Smit und Skinner 2002; Kliem und George 2018; Gömann et al. 2015; BMEL 2020; Ortiz-Bobea 2022; SMUL 2014; Antle und Capalbo 2010; AgriAdapt 2019). Ziel dieses Kapitels ist es daher nicht, eine erneute Übersicht zu erstellen, sondern mögliche Anpassungsstrategien im Kontext der Ergebnisse zu den Ertragseffekten in Kapitel 4 und Kapitel 5 zu diskutieren. Im Folgenden fokussieren wir uns auf die Anpassungsmaßnahmen, die auf Basis der in dieser Studie untersuchten Kulturen und Klimafolgen bis zur Mitte des Jahrhunderts geeignet sind, die negative Ertragseffekte und ihre direkten und indirekten Folgen zu reduzieren und die sich bietenden Chancen zu nutzen. Wir unterscheiden dabei zwischen folgenden Akteuren der Anpassung: (1) Betriebsleiter*Innen (2) den Konsumenten der produzierten Agrarrohstoffe und (3) dem Staat.

Bereits seit Jahrzehnten passt sich die Landwirtschaft, zum Teil unbewusst, kontinuierlich an die sich verändernden klimatischen Bedingungen an. Dies umfasst unter anderem die Klimaanpassung der Sorten durch

die fortwährende Züchtung unter verändertem Klima (Snowdon et al. 2021; Kahiluoto et al. 2019), die ackerbauliche Anpassung der Aussaatzeiten und Verschiebung der Phänologie im Zusammenspiel von Sorten- und Klimaänderung (Bönecke et al. 2020), als auch Verschiebungen in der Kulturartenwahl (Sloat et al. 2020). In unseren Analysen wurde diese (unbewusste) Anpassung in Vergangenheit und Zukunft aus methodischen Gründen nicht (MONICA & MME) oder nur bedingt, durch Fortschreibung der Trends aus 1995-2019 in die Zukunft (WI & EWI -Analysen) berücksichtigt. Daher ist anzunehmen, dass klimatische Veränderungen und ihre möglichen negativen Effekte auf die Produktion unter fortwährender Anpassung in der Realität milder ausfallen werden, als in unseren Analysen (ohne Anpassung) projiziert. Eine fortwährende, aktive und zielgerichtete Anpassung an die klimatischen Veränderungen ist gerade vor dem Hintergrund der globalen Ernährungskrise und einer weiter steigenden Nachfrage nach Agrarrohstoffen, dennoch dringend geboten. Aufbauend auf unseren Erkenntnissen zu den Klimaauswirkungen zur Mitte des 21. Jahrhunderts, sind folgende Anpassungsaspekte besonders relevant.

8.1 BetriebsleiterInnen (Ackerbau)

Die tendenziell steigenden Erträge von Winterweizen (siehe Kapitel 4 und Kapitel 5) verglichen mit eher konstanten Erträgen von Mais (siehe Kapitel 3 und Kapitel 4.1) und Sommergerste (siehe Kapitel 4.1), lassen eine entsprechende Verschiebung der relativen Profitabilität einzelner Kulturen über verschiedene Anbauregionen erwarten, mit Effekten für die effiziente Gestaltung von Fruchtfolgen auf Betriebsebene. Die Literaturübersicht der erwartbaren globalen Markteffekte (siehe Kapitel 6.3) lässt die Annahme von im Durchschnitt eher steigenden Agrarpreisen für die hier untersuchten Kulturen und daher günstigen Bedingungen für die Ackerbaubetriebe zu. Grundsätzlich ist eine Anpassung der Betriebe auch bei insgesamt positiver Ertragsentwicklung zu erwarten. Hier spielen maßgeblich auch die Preisentwicklungen auf den internationalen Agrarmärkten eine Rolle. Angesichts des internationalen Wettbewerbs und auch zum Anlegen eines finanziellen Puffers in den Betrieben zum Ausgleich von Jahren mit geringeren Erträgen, wird außerdem eine möglichst optimale Ausnutzung der Potentiale zur Ertragssteigerung unter sich verändernden Bedingungen relevant. Neben angepassten Fruchtfolgen stehen dabei an den Klimawandel angepasste Sorten und Kulturarten im Fokus, die etwa die verlängerte Vegetationsperiode, höhere Temperaturen und die höhere CO₂-Konzentration ertragssteigernd ausnutzen können.

Neben der Ausnutzung der Potentiale hinsichtlich der Steigerung der Flächenproduktivität im Klimawandel, sollte auf der Basis unsere Analysen ein weiterer Fokus der Anpassungsmaßnahmen der Ackerbaubetriebe auf der Reduzierung des betrieblichen Risikos durch Ertragsverluste in Jahren mit ungünstigen Witterungsbedingungen liegen. Dabei kann man unterscheiden zwischen ex-ante Maßnahmen mit dem Ziel, die Schwankungen des unternehmerischen Erfolgs durch vorgelagerte Maßnahmen zu reduzieren sowie ex-post Maßnahmen, welche einen akut eingetretenen Ertragsverlust adressieren (Gömann et al. 2015). Ex-ante Maßnahmen können dabei mithilfe agronomischer Techniken oder Methoden direkt darauf abzielen, stabilisierend oder steigernd auf die Erträge einzelner Kulturen einzuwirken. Darüber hinaus, können ex-ante Maßnahmen durch Risikostreuung die Wahrscheinlichkeit von substantiellen unternehmerischen Verlusten des gesamten Betriebes reduzieren.

Mit den vorliegenden Analysen können weder Aussagen zur Wirksamkeit noch zur Wirtschaftlichkeit einzelner Maßnahmen abgeleitet werden, da keine Untersuchung zu den Kosten der Maßnahmen und den jeweiligen Effekten auf die Erträge sowie die Ertragsstabilität durchgeführt wurde. Zudem hängt der Einsatz von Risikomanagementmaßnahmen vom Risikoverhalten der jeweiligen Betriebe ab. Die Rentabilität von Maßnahmen wird darüber hinaus von den Entwicklungen auf den Agrarmärkten und den Preisen für Agrarrohstoffe beeinflusst, welche daher für die Entwicklung effizienter Anpassungsstrategien miteinbezogen werden sollten.

Präventive agronomische Maßnahmen im Ackerbau

Für Hitze und Trockenheit, die in den Analysen in Kapitel 5 bisher die stärksten negativen Ertragseffekte in der Vergangenheit zeigen, existieren mehrere agronomische Ansätze zur Milderung der Ertragsschäden. In Bezug auf Hitze- und Trockenstress wird hierbei die sogenannte „Escape“-Strategie diskutiert, bei der Aussaatzeitpunkte und Sorten so gewählt werden, dass die ertragsrelevanten Wachstumsphasen bereits vor dem möglichen Eintreten der ungünstigen Witterungsbedingungen abgeschlossen sind. Dabei ist jedoch zu beachten, dass frühe Aussaaten bei Sommerungen mit einem steigenden Spätfrostisiko einhergehen, und die selektierten Genotypen auch in Jahren mit günstigen Witterungsbedingungen wettbewerbsfähige Erträge und Qualitäten liefern müssen (Trnka et al. 2014; Gömann et al. 2015; Kersebaum 2022). Zeitpunkt, Dauer und Stärke des abiotischen Stresses, die maßgeblich die Ertragswirkung bestimmen, variieren jedoch je nach Region und Jahr stark (siehe Kapitel 6.1). Daher ist sowohl die optimale Sortenwahl, als auch die Züchtung entsprechend an Hitze- und Trockenstress bzw. an die klimatischen Bedingungen der Zukunft angepasster Sorten sehr herausfordernd und sollte daher Gegenstand zukünftiger Forschung sein. Eine umfassende Darstellung der Anpassungsoptionen der Pflanzenproduktion an den Klimawandel mit Fokus auf die Züchtung findet sich in Wilhelm et al. (2021).

Verschiedene Studien zeigen zudem, dass starke Hitze bei ausreichender Wasserverfügbarkeit weniger ertragswirksam ist (Haqiqi et al. 2021; Tack et al. 2017), da die Transpirationskühle der Pflanzen zur Absenkung der Bestandstemperatur um bis zu 7 °C gegenüber der Umgebungstemperatur führen kann (Siebert et al. 2014). Zukünftige Forschung sollte daher auch prüfen, ob Bewässerung neben Trockenheitsschäden auch geeignet ist, Ertragsverluste durch Hitzeschäden zu reduzieren, ohne dabei das Befallsrisiko und entsprechende Ertragsverluste durch pilzliche Schadorganismen zu erhöhen. Generell ist die Abbildung der Schadwirkungen durch biotischen Stress und dessen Veränderung im Klimawandel verstärkt zu beforschen, gerade auch vor dem Hintergrund der avisierten Erhöhung des Anteils des Ökolandbaus und der Reduktion des Pflanzenschutzmitteleinsatzes.

Neben dem Einsatz von angepassten Sorten, ist eine effektive Maßnahme gegen Ertragsverluste durch Trockenheit der Ausbau von Bewässerung. Bisher ist der Anteil der landwirtschaftlich genutzten Flächen mit Bewässerungsmöglichkeit mit 4,6 % relativ konstant und liegt nur in Niedersachsen mit einem großen Anteil an Kartoffeln und Zuckerrüben im zweistelligen Bereich bei 13,8 % (Destatis, Agrarstrukturerhebung 2019). Mit dem Ausbau von Bewässerung sind Kosten durch Investitionen in die Technologie, Instandhaltung und Arbeitseinsatz verbunden. Zudem ist gerade in sehr trockenen Jahren mit Nutzungskonkurrenz mit anderen Sektoren und dem Bedarf anderer Ökosysteme wahrscheinlich. Die Eignung von Bewässerung als Anpassungsmaßnahme gegen Ertragsverluste hängt daher zum einen von der Bewässerungswürdigkeit und damit auch von den Preisen für Agrarrohstoffe, dem Wasserdargebot und der Regelung von Wassernutzungsrechten ab (Schimmelpfennig et al. 2018; Steidl et al. 2015a; Steidl et al. 2015b). Zur Abschätzung des längerfristigen Wasserdargebots sind regional auch andere Faktoren zu berücksichtigen (Braunkohletagebau, Gletscherschmelze, u. a.), die bereits eine starke Wirkung in Richtung geringerer Verfügbarkeit vermuten lassen. Die Eignung von unterschiedlichen Optionen für alternative Wasserquellen für Bewässerungswasser z.B. Wasserwiederverwendung oder Zwischenspeicher von Niederschlagswasser sind Gegenstand aktueller Forschungsvorhaben⁵.

Andere ackerbauliche Maßnahmen gegen Trockenheit sind eher langfristig darauf ausgerichtet, die Infiltrationsrate und die Wasserhaltefähigkeit der Böden, etwa durch Maßnahmen zur Vermeidung von Bodenverdichtung, eine reduzierte Bodenbearbeitung und Maßnahmen zum Humusaufbau, dem Einsatz von Zwischen- und Untersaaten oder der Anlage von Hecken und Randstreifen, zu erhöhen. Dadurch soll eine längere Pflanzenverfügbarkeit des Niederschlagswassers im Boden während langanhaltender Trockenperioden sowie im Falle von Hecken eine Reduzierung der Transpiration durch Schattenwurf und Windreduktion, erreicht werden

⁵ Thünen Projekt LAWAMAD Landwirtschaftliches Wassermanagement in Deutschland: <https://www.thuenen.de/index.php?id=11261&L=0> oder auch die Initiative des Bundesministeriums für Bildung und Forschung WavE (bmbf-wave.de), Wassertechnologie: Wiederverwendung.

(Schmidt et al. 2019). Welche Bedeutung dabei der höheren Transpiration aufgrund des stärkeren Bewuchses für eine kurzfristig schnellere Austrocknung der Böden zukommt, wäre zu untersuchen. Dadurch, dass viele der genannten Maßnahmen auch zur Bodenfruchtbarkeit, dem Vermeiden von Staunässe und zum Erosionsschutz zum Beispiel bei Starkregenereignissen beitragen, bestehen für die Betriebe Anreize die genannten Maßnahmen über die Klimaanpassung gegen Trockenperioden hinaus zu integrieren.

Maßnahmen zur Risikostreuung oder zum Risikotransfer

Neben den ackerbaulichen Maßnahmen sind Maßnahmen zur Risikostreuung über Diversifizierung von Fruchtfolgen und Produktionsverfahren sowie Sortenwahl geeignet, das betriebliche Risiko infolge witterungsbedingter Ertragsreduktionen zu reduzieren (Gömann et al. 2015). Eine Diversifizierung ist jedoch nur geeignet, wenn Sorten, Kulturen und Produktionsverfahren unterschiedlich sensitiv bzw. tolerant auf das jahreszeitliche Auftreten ungünstiger Witterungsbedingungen reagieren. Inwieweit unterschiedliche Fruchtfolgen, mit verschiedenen Fruchtarten und Sorten, die sich hinsichtlich ihrer Phänologie (früh- vs. spätreifend) und Ertragsbildungsstrategie (z. B. Einzelährentyp vs. Bestandesdichtetyp im Getreide) unterscheiden, helfen, witterungsbedingte negative Ertragseffekte abzufedern und das betriebliche Risiko zu streuen, muss weiter beforscht werden. Dies muss standortspezifisch untersucht werden, unter Berücksichtigung der Opportunitätskosten, der Diversifizierung und insbesondere der Berücksichtigung von Jahren mit einer Aufeinanderfolge ungünstiger Witterungsphänomene.

Eine wichtige Rolle bei der Vorsorge gegen die Folgen von Extremwetterereignissen spielt der Risikotransfer über Vertragspartner. Versicherungen kommt eine herausragende Rolle bei der Absicherung gegen seltene Ereignisse mit hohem Schadpotenzial zu. Diese werden in Deutschland durch die Gewährung eines stark ermäßigten Steuersatzes gefördert. Eine das Schadensrisiko widerspiegelnde Versicherungsprämie liefert den Landwirten zudem wichtige, monetär quantifizierte Informationen zum Ertragsrisiko einzelner Anbaukulturen und unterstützt damit die betriebsindividuellen Anbauentscheidungen. Die im Projekt untersuchten Extremwetterindizes stellen eine Grundlage für weitere Analysen zur Eignung indexbasierter Versicherungsprodukte dar.

8.2 Anpassung der Konsumenten produzierter Agrarrohstoffe

Konsumenten von Agrarrohstoffen, z. B. zur Verwendung als Futtermittel oder zur Herstellung von Nahrungsmitteln, sind indirekt über die Preise für Agrarrohstoffe durch die Klimafolgen auf die Erträge betroffen. Da die Preise für die in dieser Studie untersuchten Agrarrohstoffe sich weitestgehend über den Weltmarkt bestimmen, sind hier vor allem großräumige Extremwetterlagen oder Ertragsausfälle in großen Produzentenländern relevant. Studien zeigen, dass extremwetterbedingte Ertragsausfälle in wichtigen Produktionsländern erhebliche Auswirkungen auf das Preisgefüge und die Verfügbarkeit einzelner landwirtschaftlicher Produkte haben können (Chatzopoulos et al. 2020; EEA 2021a). Neben dem Anlegen von finanziellen Rücklagen zum Ausgleich von Jahren mit hohen Preisen für Agrarrohstoffe, kann das Anlegen von physischen Speichern, zum Beispiel von Futtermitteln, extreme Preisschwankungen abfedern. Eine mögliche Diversifizierung der Agrarrohstoffe als Futtermittel und in der Nahrungsmittelproduktion, sowie eine Diversifizierung der Bezugsquellen, können ebenfalls zum Risikomanagement beitragen.

8.3 Anpassung staatlichen Handelns

Staatliches Handeln sollte die Anpassung an die durch den Klimawandel veränderten Rahmenbedingungen fördern, und sich auf jene Herausforderungen konzentrieren, die auf Marktversagen zurückzuführen sind (WBAE 2018). Hervorgerufen werden kann Marktversagen in diesem Kontext z. B. durch Informationsdefizite der landwirtschaftlichen Betriebe aufgrund asymmetrischer Informationsverteilung und hoher Transaktionskosten, systemische Risiken, echte Unsicherheiten durch die sich stark ändernden Rahmenbedingungen im Klimawandel

sowie Verzerrungen auf landwirtschaftlichen Märkten durch andere staatliche Eingriffe (WBA 2011; WBAE 2018; Offermann et al. 2021; OECD 2021).

Derzeitige Interventionen (Ad-hoc-Hilfen, Versicherungssubventionen) sind oft auf die Bewältigung der Folgen von Extremwetterereignissen und zu wenig auf die Förderung von Anpassungen ausgerichtet. Gerade wenn es aufgrund des Klimawandels zu einem vermehrten Auftreten eines Extremwetterereignisses kommen sollte, birgt dies die Gefahr, dass damit bestimmte Produktionssysteme oder Kulturen gestützt werden, die nicht mehr an die deutschen oder europäischen Standortbedingungen angepasst (d. h., nicht mehr wettbewerbsfähig) sind (WBAE 2018).

In Bezug auf Informationsdefizite zu den Folgen des Klimawandels und geeigneten Anpassungsoptionen tragen unsere Analysen zu einer Reduzierung der Informationsdefizite bei, legen aber auch offen, wo diese noch bestehen. Dies betrifft zum Beispiel die noch große Bandbreite der Ergebnisse über Klimaszenarien und Modelle hinweg, Unsicherheiten in den herangezogenen Modellen sowie die Ertragswirkung und betriebswirtschaftliche Eignung von Anpassungsmaßnahmen. Darüber hinaus fokussiert sich die Forschung bisher vor allem auf wenige Hauptkulturen und nur einen Teil der Klimafolgen. Beispiele sind hier u. a. die Entwicklung von Schaderregern im Klimawandel, die Entwicklung von Hagel und Starkregenereignissen und auch die Rückkopplungseffekte über internationale Märkte. Der Staat kann hier durch die Finanzierung weiterer Forschung dazu beitragen, Wissenslücken zu den Folgen des Klimawandels und geeigneten Anpassungsmaßnahmen zu schließen und in einem weiteren Schritt auch den Transfer des generierten Wissens in die Praxis unterstützen. Wie in vorangegangenen Studien bereits festgestellt, sollte eine Priorität staatlichen Handelns daher die Verbesserung der Informationslage der Landwirte hinsichtlich Klimafolgen und Möglichkeiten und Kosten von unterschiedlichen Anpassungsmaßnahmen sein sowie die Bereitstellung dafür notwendiger Infrastruktur (Gömann et al. 2015; Offermann et al. 2021; WBAE 2018).

Zur weiteren Entwicklung von Anpassungsmaßnahmen, zum Beispiel auch in Bezug auf die Entwicklung von angepassten Sorten, sollte der Staat nur dann beitragen, wenn die Forschung dazu privatwirtschaftlich nicht finanzierbar ist. Gerade im Hinblick auf die Züchtung von vernachlässigten Kulturen, aber auch die Züchtung hinsichtlich zukünftig relevanter Pflanzeigenschaften, ist die staatliche Förderung des sogenannten Pre-breeding ein essentieller Beitrag zur Erhöhung der Anpassungsfähigkeit der Landwirtschaft. Dieser, der Sortenzüchtung vorgelagerte Prozess, zielt auf die Erhöhung, Erfassung und Erschließung der genetischen Variationen im Genpool der verschiedenen Kulturpflanzen ab. Ebenfalls staatliches Handeln ist notwendig, wenn es, wie z. B. für den Ausbau von Bewässerung, einer Weiterentwicklung staatlicher Rahmenbedingungen zum Wassermanagement und Nutzungsrechten bedarf (siehe dazu auch ein ausführliches Kapitel in Gömann et al. (2015)). Der Staat trägt somit in bestimmten Fällen zur Entwicklung von Anpassungsmöglichkeiten bei und schafft die dazu notwendigen Informationen und Rahmenbedingungen. Die Entscheidung zur Implementierung von einzelnen Anpassungsmaßnahmen in den Betrieben sollte aber Teil der individuellen betrieblichen Anpassungsstrategie sein und nicht einseitig staatlich gefördert werden.

Auch in Bezug auf das Risikomanagement sollte keine einseitige Förderung von ausgewählten Risikomanagementinstrumenten erfolgen, um eine optimale betriebliche Anpassung nicht zu verzerren (WBAE 2018). Offermann et al. (2021) plädieren dafür, etwaige staatliche Förderungen auf die Absicherung von existenzgefährdenden katastrophalen Ereignissen zu fokussieren. Für ein optimales Risikomanagement in den jeweiligen Betrieben ist eine möglichst umfassende Informationsgrundlage hinsichtlich Klimafolgen und Anpassungsoptionen die wesentliche Grundlage. Folglich sollte auch in Bezug auf die Förderung eines an den Klimawandel angepassten Risikomanagements in den Betrieben, die Priorität staatlichen Handelns auf der Weiterentwicklung und Zielgruppen-gerechten Bereitstellung dieser Informationsgrundlage liegen.

Die bereits im vorherigen Abschnitt angesprochenen Risiken für das Preisgefüge und die Verfügbarkeit einzelner landwirtschaftlicher Produkte aufgrund von Ertragsausfällen in großen Produzentenländern, hat auch Relevanz für die Anpassung staatlichen Handelns. Existierende Studien heben hervor, dass ein funktionierender Handel und der Verzicht auf marktverzerrende Handelspolitiken in diesem Zusammenhang zu den wichtigsten

stabilisierenden Faktoren gehören. Forschungs- und Regulierungsbedarf besteht in der optimalen Gestaltung der Nutzung von Reserveflächen (z. B. politisch geförderte oder obligatorische Stilllegungsflächen und andere ökologische Vorrangflächen) in Extremjahren, um die Potenziale dieser Flächen als Risikomanagementinstrument zu heben, ohne die ökologischen Zielsetzungen zu konterkarieren.

9 Schlussfolgerungen für die Schließung von Informationslücken zur Ertragsentwicklung und Anpassung im Klimawandel

Neben den durchgeführten Simulationen und der Aufbereitung des aktuellen Forschungsstandes zu den Ertragseffekten im Klimawandel, ist ein wesentlicher Beitrag der vorliegenden Studie die Identifikation von Informationsdefiziten zu den Folgen des Klimawandels und geeigneten Anpassungsoptionen. Diese Analyse bildet daher eine wichtige Grundlage für die zukünftige Weiterentwicklung von Methoden und Datengrundlagen zur Reduzierung von Informationsdefiziten zu den Folgen des Klimawandels und daraus ableitbarer Anpassungsstrategien unterschiedlicher Akteure. Wir identifizieren folgende Schwerpunkte:

(1) Zur Quantifizierung der zukünftigen Ertragsentwicklung ist das Verständnis über die Ertragswirkung unterschiedlicher Wetterlagen auf die Erträge essentiell. Die Analyse von wetterbedingten Ertragsverlusten in der Vergangenheit ist dafür eine wichtige Grundlage. Die Ertragsdaten im Testbetriebsnetz erlauben eine Analyse der aggregierten Erträge des Betriebes. Die Verortung der Erträge, und damit die Zuordnung von meteorologischen Parametern, sind allerdings nur auf Ebene der Gemeinde des Betriebsitzes möglich. Daten der offiziellen Ertragsstatistik sind aggregiert auf Kreisebene verfügbar. Zur Evaluierung von kleinräumigen Wetterlagen, insbesondere Niederschlagsereignissen wie Starkregen und Hagel, wäre aber eine kleinräumigere Ertragsstatistik notwendig. Weitere Einflussfaktoren, wie die Bodenbeschaffenheit oder Hanglagen könnten durch schlaggenaue Ertragsdaten in den Analysen ebenfalls berücksichtigt werden. Schlaggenaue Ertragsdaten sind auch zur besseren Kalibrierung der in dieser Studie verwendeten Agrar-Ökosystem-Modelle Voraussetzung.

(2) Die vorliegenden Analysen konzentrieren sich bisher auf die Hauptkulturarten und einen Teil der Klimafolgen. Eine umfassende Beurteilung einer möglichen Veränderung der relativen Wettbewerbsfähigkeit einzelner Kulturen ist daher nur eingeschränkt möglich. Auch zur Evaluierung unterschiedlicher Risikomanagementstrategien auf den Betrieben, zum Beispiel zur Frage einer Diversifizierung von Fruchtfolgen zur Risikostreuung, sind Analysen zur Ertragsentwicklung weiterer Kulturen in die Analysen zu integrieren. Gleiches gilt für die Ausweitung der Evaluierung von weiteren Extremwetterlagen, wie Hagel, Sturm, Starkregen oder Überschwemmung, zur Abschätzung der Variabilität der Bedingungen sowie der Interaktion unterschiedlicher Extremwetterlagen. Neben den quantitativen Ertragseffekten sollten bei der Ausweitung der Analysen auch Auswirkungen auf die Qualitäten der Erträge adressiert werden. Auswirkungen der klimatischen Veränderungen auf das Auftreten und die Ertragsverluste durch relevante Schadorganismen sind ein weiterer relevanter doch bisher vernachlässigter Themenbereich zur Weiterentwicklung der Ertragssimulationen.

(3) Durch die räumliche (5 km x 5 km) und zeitliche (1 d) Auflösung der Daten der Klimaprojektionen des DWD-Kernensembles, können manche der ertragsrelevanten Extremwetterlagen (Hagel, Sturm, Starkregen) nicht durch die Modellierung abgebildet werden. So sind die Hagel auslösenden Gewitter räumlich zu klein und Tageswerte der Windgeschwindigkeit und Niederschlag lassen keine Aussagen zu maximalen Böen oder Niederschlagsintensitäten zu. Die Bias-Korrektur der Daten der Klimaprojektionen erfolgte auf Basis der Messwerte des Vergleichszeitraums (1971-2000). In diesem Zeitraum ist die seit 2010 regelmäßig beobachtende Frühjahrstrockenheit nicht so häufig aufgetreten, so dass sie folglich in den Projektionen nicht plausibel abgebildet wird. Für das Frühjahr stimmt also die von den regionalen Klimamodellen berechnete Niederschlagsentwicklung in der Vergangenheit nicht mit den Messungen überein. Die Modellergebnisse zeigen ab 2010 eine Zunahme der Niederschläge im Frühjahr, während eine Abnahme im gleichen Zeitraum gemessen wurde. In den derzeit vorliegenden Klimaszenarien besteht also eine Unsicherheit hinsichtlich der Niederschlagsentwicklung während kritischer phänologischer Entwicklungsphasen im Frühjahr. Zukünftige

Forschungsaktivitäten sollten darauf abzielen, diese Unsicherheiten zu reduzieren um die Genauigkeit in der Ertragsimulation im Klimawandel zu erhöhen.

(4) Unsere Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Bedingung sich zum Ende des betrachteten Zeitraums 2031-2060 zunehmend ungünstig für die Erträge entwickeln könnten. Eine Ausweitung des Analysezeitraums bis Ende des Jahrhunderts sollte daher erfolgen.

(5) Die Bedeutung einzelner Anpassungsmaßnahmen für die Ertragsentwicklung wird in den bisherigen Analysen nicht ausreichend adressiert. Zur Ableitung von Anpassungsstrategien auf den landwirtschaftlichen Betrieben, ist eine Evaluierung der Effektivität und Effizienz unterschiedlicher Anpassungsmaßnahmen (Opportunitätskosten) und somit eine Analyse der Ertragswirkung und Kosten der Maßnahmen unter unterschiedlichen Wetterbedingungen ein wesentlicher Schritt. Zur Realisierung solcher Analysen sind die derzeit verfügbaren Statistiken nur bedingt geeignet. Das Testbetriebsnetz beinhaltet zum Beispiel bisher nur Informationen über die Verfügbarkeit von Bewässerungstechnik und den Umfang der bewässerten Flächen auf den Betrieben, jedoch keine Information über die Menge des tatsächlich für Bewässerung genutzten Wassers oder die Aufteilung der Bewässerung auf die Kulturen. Auch Informationen zum Sorteneinsatz oder agronomische Maßnahmen der Bodenbearbeitung sind bisher nicht in detaillierter räumlicher Auflösung mit Ertragsdaten der Vergangenheit verknüpfbar. Ein erster wichtiger Schritt in die Verbesserung der Informationslage wäre die Schaffung der gesetzlichen Voraussetzungen zur Verknüpfung von Erhebungen zu Ertragsdaten mit anderen Erhebungen und Statistiken, z. B. den Sondererhebungen der ASE/Landwirtschaftszählung zu Produktionstechniken oder den InVeKoS-Informationen zur Teilnahme an einzelnen ELER-Maßnahmen.

(6) Nicht nur die Entwicklung der meteorologischen Bedingungen, sondern auch überregionale Faktoren wie die Entwicklung von Preisen für Agrarerzeugnisse spielen für die Anbauentscheidung und den Einsatz ertragsrelevanter Produktionsfaktoren (z. B. Düngung und Pflanzenschutz) der Landwirte eine Rolle. In einem weiteren Schritt müssen folglich auch diese Rückkopplungseffekte neben weiteren Einflüssen (z. B. politische Rahmenbedingungen in Deutschland, Europa und Welt, Markt- und Preisentwicklungen, Wettbewerbseffekte etc.) berücksichtigt werden. Eine Verknüpfung der Forschungsaktivitäten zu den Markteffekten globaler Klimafolgen mit den regionalen Ertragsentwicklungen und Risikomanagementstrategien ist dafür erforderlich. Die derzeitigen Agrarmarkteffekte als Folge der Ukraine Krise unterstreichen die Bedeutung möglicher Ernteausfälle in großen Produzentenländern im Kontext des Klimawandels auch für die deutsche Landwirtschaft.

(7) Neben der Bedeutung der Anpassung zur Sicherung stabiler Erträge, haben sich verändernde Witterungsbedingungen und eine Veränderung der Produktion (z. B. in Fruchtfolgen und agronomischen Maßnahmen) Auswirkungen auf weitere Politikziele im Bereich Landwirtschaft. Bei der weiteren Analyse von Ertragsentwicklungen und Anpassungsmaßnahmen sind daher auch Effekte z. B. auf den Klimaschutz, ein effizientes Nährstoffmanagement oder den Biodiversitätsschutz miteinzubeziehen, um Zielkonflikte sowie Synergien frühzeitig zu identifizieren.

Literaturverzeichnis

- AG Boden (2021): Bodenübersichtskarte 1:200.000 (BÜK200): Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe (BGR). Online verfügbar unter https://www.bgr.bund.de/DE/Themen/Boden/Informationsgrundlagen/Bodenkundliche_Karten_Datenbanken/BUEK200/buek200_node.html, zuletzt geprüft am 18.03.2022.
- Aggarwal, Pramod; Vyas, Shalika; Thornton, Philip; Campbell, Bruce M. (2019): How much does climate change add to the challenge of feeding the planet this century? In: *Environmental research letters : ERL [Web site]* 14 (4), S. 43001. DOI: 10.1088/1748-9326/aafa3e.
- AgriAdapt (2019): Farming & Adaptation: Sustainable adaptation of typical EU farming systems to climate change. Online verfügbar unter https://agriadapt.eu/descargas/MANUALagriadapt_ENG_BAJA.pdf.
- Ainsworth, Elizabeth A.; Rogers, Alistair (2007): The response of photosynthesis and stomatal conductance to rising CO₂: mechanisms and environmental interactions. In: *Plant, Cell & Environment* 30 (3), S. 258–270. DOI: 10.1111/j.1365-3040.2007.01641.x.
- Antle, John M.; Capalbo, Susan M. (2010): Adaptation of Agricultural and Food Systems to Climate Change: An Economic and Policy Perspective. In: *Applied Economic Perspectives and Policy* 32 (3), S. 386–416. DOI: 10.1093/aep/ppq015.
- Asseng, S.; Ewert, F.; Martre, P.; Rötter, R. P.; Lobell, D. B.; Cammarano, D. et al. (2015): Rising temperatures reduce global wheat production. In: *Nature Clim Change* 5 (2), S. 143–147. DOI: 10.1038/nclimate2470.
- Asseng, S.; Ewert, F.; Rosenzweig, C.; Jones, J. W.; Hatfield, J. L.; Ruane, A. C. et al. (2013): Uncertainty in simulating wheat yields under climate change. In: *Nature climate change* 3 (9), S. 827–832. DOI: 10.1038/nclimate1916.
- Bassu, Simona; Brisson, Nadine; Durand, Jean-Louis; Boote, Kenneth; Lizaso, Jon; Jones, James W. et al. (2014): How do various maize crop models vary in their responses to climate change factors? In: *Global change biology* 20 (7), S. 2301–2320. DOI: 10.1111/gcb.12520.
- Ben-Ari, Tamara; Adrian, Juliette; Klein, Tommy; Calanca, Pierluigi; van der Velde, Marijn; Makowski, David (2016): Identifying indicators for extreme wheat and maize yield losses. In: *Agricultural and Forest Meteorology* 220, S. 130–140. DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.01.009.
- BGR (2007): Ackerbauliches Ertragspotential der Böden in Deutschland. Bewertet nach dem Müncheberger Soil Quality Rating: BGR. Online verfügbar unter https://www.bgr.bund.de/DE/Themen/Boden/Ressourcenbewertung/Ertragspotential/Ertragspotential_node.html, zuletzt geprüft am 13.01.2022.
- BKG (Hg.) (2018): Dokumentation. Digitaes Basis-Landschaftsmodell. ATKIS-Objektartenkatalog Basis-DLM 2013 (6): Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG).
- Blickensdörfer, Lukas; Schwieder, Marcel; Pflugmacher, Dirk; Nendel, Claas; Erasmi, Stefan; Hostert, Patrick (2022): Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany. In: *Remote Sensing of Environment* 269, S. 112831. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112831.
- BMEL (2018a): Buchführung der Testbetriebe. Grundlagen zur Grundlagen zur BMEL - Testbetriebsbuchführung. BMEL. Online verfügbar unter <https://www.bmel-statistik.de/fileadmin/daten/BFB-0114001-2018.pdf>, zuletzt geprüft am 12.01.2022.
- BMEL (2018b): Trockenheit und Dürre 2018 – Überblick über Maßnahmen. Hg. v. Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL). Online verfügbar unter <https://www.bmel.de/DE/themen/landwirtschaft/klimaschutz/extremwetterlagen-zustaendigkeiten.html#:~:text=BMEL%20-%20Klimaschutz%20-%20Trockenheit%20und%20D%C3%BCrre%202018,regionalen%20Witterungs-%20und%20Standortbedingungen%20unterschiedlich%2C%20aber%20bundesweit%20erheblich.,> zuletzt geprüft am 09.04.2022.
- BMEL (2020): Dem Wandel begegnen: Maßnahmen für die Anpassung von Landwirtschaft, Forstwirtschaft, Fischerei und Aquakultur an den Klimawandel. Hg. v. Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL). Berlin.
- Bönecke, Eric; Breitsameter, Laura; Brüggemann, Nicolas; Chen, Tsu-Wei; Feike, Til; Kage, Henning et al. (2020): Decoupling of impact factors reveals the response of German winter wheat yields to climatic changes. In: *Global change biology* 26 (6), S. 3601–3626. DOI: 10.1111/gcb.15073.

- Brienen, S.; Walter, A.; Brendel, C.; Fleischer, C.; Ganske, A.; Haller, M. et al. (2020): Klimawandelbedingte Änderungen in Atmosphäre und Hydrosphäre: Schlussbericht des Schwerpunktthemas Szenarienbildung (SP-101) im Themenfeld 1 des BMVI-Expertennetzwerks.
- Brisson, Nadine; Gate, Philippe; Gouache, David; Charmet, Gilles; Oury, François-Xavier; Huard, Frédéric (2010): Why are wheat yields stagnating in Europe? A comprehensive data analysis for France. In: *Field Crops Research* 119 (1), S. 201–212. DOI: 10.1016/j.fcr.2010.07.012.
- Bucheli, Janic; Dalhaus, Tobias; Finger, Robert (2021): The optimal drought index for designing weather index insurance. In: *European Review of Agricultural Economics* 48 (3), S. 573–597. DOI: 10.1093/erae/jbaa014.
- Bucheli, Janic; Dalhaus, Tobias; Finger, Robert (2022): Temperature effects on crop yields in heat index insurance. In: *Food Policy* 107, S. 102214. DOI: 10.1016/j.foodpol.2021.102214.
- Casadebaig, Pierre; Zheng, Bangyou; Chapman, Scott; Huth, Neil; Faivre, Robert; Chenu, Karine (2016): Assessment of the Potential Impacts of Wheat Plant Traits across Environments by Combining Crop Modeling and Global Sensitivity Analysis. In: *PloS one* 11 (1), e0146385. DOI: 10.1371/journal.pone.0146385.
- Challinor, A. J.; Watson, J.; Lobell, D. B.; Howden, S. M.; Smith, D. R.; Chhetri, N. (2014): A meta-analysis of crop yield under climate change and adaptation. In: *Nature Clim Change* 4 (4), S. 287–291. DOI: 10.1038/NCLIMATE2153.
- Chatzopoulos, Thomas; Pérez Domínguez, Ignacio; Zampieri, Matteo; Toreti, Andrea (2020): Climate extremes and agricultural commodity markets: A global economic analysis of regionally simulated events. In: *Weather and Climate Extremes* 27, S. 100193. DOI: 10.1016/j.wace.2019.100193.
- Chenu, Karine; Porter, John Roy; Martre, Pierre; Basso, Bruno; Chapman, Scott Cameron; Ewert, Frank et al. (2017): Contribution of Crop Models to Adaptation in Wheat. In: *Trends in plant science* 22 (6), S. 472–490. DOI: 10.1016/j.tplants.2017.02.003.
- Ciscar, Juan-Carlos; Fisher-Vanden, Karen; Lobell, David B. (2018): Synthesis and Review: an inter-method comparison of climate change impacts on agriculture. In: *Environ. Res. Lett.* 13 (7), S. 70401. DOI: 10.1088/1748-9326/aac7cb.
- 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. In: *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 57 (3), S. 477–491. DOI: 10.1175/JAMC-D-17-0141.1.
- Dalhaus, Tobias; Finger, Robert (2016): Can Gridded Precipitation Data and Phenological Observations Reduce Basis Risk of Weather Index–Based Insurance? In: *Weather, Climate, and Society* 8 (4), S. 409–419. DOI: 10.1175/WCAS-D-16-0020.1.
- Dalhaus, Tobias; Musshoff, Oliver; Finger, Robert (2018): Phenology Information Contributes to Reduce Temporal Basis Risk in Agricultural Weather Index Insurance. In: *Scientific reports* 8 (1), S. 46. DOI: 10.1038/s41598-017-18656-5.
- Dalhaus, Tobias; Pflingsten, Tony (2019): Non-linear Impact of Extreme Heat on Nitrogen Balances. In: *Annual Meeting of the Agricultural and Applied Economics Association, Atlanta, Georgia*. DOI: 10.22004/ag.econ.291270.
- Degener, Jan F.; Kappas, Martin (2015): Differences in biomass yield development of early, medium, and late maize varieties during the 21st century in Northern Germany. In: *Environ Sci Eur* 27 (1). DOI: 10.1186/s12302-015-0042-9.
- Drake, Bert G.; González-Meler, Miquel A.; Long, Steve P. (1997): MORE EFFICIENT PLANTS: A Consequence of Rising Atmospheric CO₂? In: *Annual Review of Plant Physiology and Plant Molecular Biology* 48 (1), S. 609–639. DOI: 10.1146/annurev.arplant.48.1.609.
- DWD (2018): Datensätze auf Basis der RCP-Szenarien. Deutscher Wetterdienst (DWD). Online verfügbar unter https://www.dwd.de/DE/forschung/klima_umwelt/klimaprojektionen/fuer_deutschland/fuer_dtssl_rcp-datensatz_node.html, zuletzt geprüft am 16.03.2022.
- DWD (2020): Nationaler Klimareport. 3. korrigierte Auflage. Deutscher Wetterdienst. Potsdam, Deutschland.
- DWD (2021a): Dokumentation AMBAV 2.0. Hg. v. Deutscher Wetterdienst (DWD). Online verfügbar unter https://www.dwd.de/DE/fachnutzer/landwirtschaft/dokumentationen/allgemein/ambav-20_doku.html?nn=732680, zuletzt geprüft am 12.01.2021.
- DWD (2021b): Historische tägliche Stationsbeobachtungen. (Temperatur, Druck, Niederschlag, Sonnenscheindauer, etc.) für Deutschland. DWD Climate Data Center (CDC) (v21.3). Online verfügbar unter cdc.dwd.de/portal.

- DWD (2022a): Datensätze auf der Basis der RCP - Szenarien. Online verfügbar unter https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimaforschung/klimaprojektionen/fuer_deutschland/fuer_dtld_rcp-datensatz.html.
- DWD (2022b): Deutscher Klimaatlas. Online verfügbar unter www.deutscher-klimaatlas.de.
- DWD (2022c): Die neuen RCP-Szenarien für den 5. IPCC Sachstandsbericht. Online verfügbar unter <https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimawandel/klimaszenarien/rcp-szenarien.html?nn=344918>.
- EEA (2019): Climate change adaptation in the agriculture sector in Europe. Hg. v. European Environment Agency (EEA report, 04).
- EEA (2021a): Global climate change impacts and the supply of agricultural commodities to Europe. Hg. v. European Environment Agency (Briefing no. 27/2020).
- EEA (2021b): Nature-based solutions in Europe: Policy, knowledge and practice for climate change adaptation and disaster risk reduction. Hg. v. European Environment Agency. Luxemburg (EEA report, 01).
- European Digital Elevation Model (EU-DEM), version 1.1 (2016): European Environment Agency (EEA). Online verfügbar unter <https://land.copernicus.eu/imagery-in-situ/eu-dem/eu-dem-v1.1?tab=metadata>, zuletzt geprüft am 18.03.2022.
- Ewert, F.; Rötter, R. P.; Bindi, M.; Webber, H.; Trnka, M.; Kersebaum, K. C. et al. (2015): Crop modelling for integrated assessment of risk to food production from climate change. In: *Environmental Modelling & Software* 72, S. 287–303. DOI: 10.1016/j.envsoft.2014.12.003.
- Farooq, M.; Wahid, A.; Kobayashi, N.; Fujita, D.; Basra, S. M. A. (2009): Plant Drought Stress: Effects, Mechanisms and Management. In: Eric Lichtfouse, Caroline Alberola, Philippe Debaeke, Mireille Navarrete und Souchere Véronique (Hg.): *Sustainable Agriculture*. Dordrecht: Springer Netherlands (SpringerLink Bücher), S. 153–188.
- Farooq, Muhammad; Bramley, Helen; Palta, Jairo A.; Siddique, Kadambot H.M. (2011): Heat Stress in Wheat during Reproductive and Grain-Filling Phases. In: *Critical Reviews in Plant Sciences* 30 (6), S. 491–507. DOI: 10.1080/07352689.2011.615687.
- Farquhar, G. D.; Dubbe, D. R.; Raschke, K. (1978): Gain of the feedback loop involving carbon dioxide and stomata: theory and measurement. In: *Plant physiology* 62 (3), S. 406–412. DOI: 10.1104/pp.62.3.406.
- Freier, B.; Pallut, B.; Jahn, M.; Sellmann, J.; Gutsche, V.; Zornbach, W. (2010): Netz Vergleichsbetriebe Pflanzenschutz – Jahresbericht 2009. Hg. v. Julius Kühn-Institut (Berichte JKI, 156).
- Gerstmann, H.; Doktor, D.; Gläßer, C.; Möller, M. (2016): PHASE: A geostatistical model for the Kriging-based spatial prediction of crop phenology using public phenological and climatological observations. In: *Computers and Electronics in Agriculture* 127, S. 726–738. DOI: 10.1016/j.compag.2016.07.032.
- Gömman, Horst; Bender, Andrea; Bolte, Andreas; Dirksmeyer, Walter; Englert, Hermann; Feil, Jan-Henning et al. (2015): Agrarrelevante Extremwetterlagen und Möglichkeiten von Risikomanagementsystemen. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL). Braunschweig: Johann Heinrich von Thünen-Institut (Thünen Report, 30). Online verfügbar unter <http://d-nb.info/1072831090/>.
- Gömman, Horst; Frühauf, Cathleen; Lüttger, Andrea; Weigel, Hans-Joachim (2017): Landwirtschaft: agrarrelevante klimatische Veränderungen, direkte Auswirkungen von Klimaveränderungen auf wichtige Kulturpflanzen, Auswirkungen von Klimaveränderungen auf agrarrelevante Schadorganismen, Auswirkungen von Klimaveränderungen auf landwirtschaftliche Nutztiere, Auswirkungen auf die Agrarproduktion, Anpassungsmaßnahmen.
- Gornott, Christoph; Wechsung, Frank (2016): Statistical regression models for assessing climate impacts on crop yields: A validation study for winter wheat and silage maize in Germany. In: *Agricultural and Forest Meteorology* 217, S. 89–100. DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.10.005.
- Grassini, Patricio; van Bussel, Lenny G.J.; van Wart, Justin; Wolf, Joost; Claessens, Lieven; Yang, Haishun et al. (2015): How good is good enough? Data requirements for reliable crop yield simulations and yield-gap analysis. In: *Field Crops Research* 177, S. 49–63. DOI: 10.1016/j.fcr.2015.03.004.
- Hadasch, S.; Laidig, F.; Macholdt, J.; Bönecke, E.; Piepho, H. P. (2020): Trends in mean performance and stability of winter wheat and winter rye yields in a long-term series of variety trials. In: *Field Crops Research* 252, S. 107792. DOI: 10.1016/j.fcr.2020.107792.
- Hampf, Anna C.; Stella, Tommaso; Berg-Mohnicke, Michael; Kawohl, Tobias; Kilian, Markus; Nendel, Claas (2020): Future yields of double-cropping systems in the Southern Amazon, Brazil, under climate change and technological development. In: *Agricultural Systems* 177, S. 102707. DOI: 10.1016/j.agsy.2019.102707.

- Haqiqi, Iman; Grogan, Danielle S.; Hertel, Thomas W.; Schlenker, Wolfram (2021): Quantifying the impacts of compound extremes on agriculture. In: *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 25 (2), S. 551–564. DOI: 10.5194/hess-25-551-2021.
- Heidecke, Claudia; Offermann, Frank; Hauschild, Marlen (2017): Abschätzung des Schadpotentials von Hochwasser- und Extremwetterereignissen für landwirtschaftliche Kulturen. Hg. v. Johann Heinrich von Thünen-Institut. Braunschweig (Thünen Working Paper, 76).
- Hlaváčová, Marcela; Klem, Karel; Rapantová, Barbora; Novotná, Kateřina; Urban, Otmar; Hlavinka, Petr et al. (2018): Interactive effects of high temperature and drought stress during stem elongation, anthesis and early grain filling on the yield formation and photosynthesis of winter wheat. In: *Field Crops Research* 221, S. 182–195. DOI: 10.1016/j.fcr.2018.02.022.
- Hoogenboom, Gerrit; Porter, Cheryl H.; Boote, Kenneth J.; Shelia, Vakhtang; Wilkens, Paul W.; Singh, Upendra et al. (2019): The DSSAT crop modeling ecosystem. In: Kenneth Boote (Hg.): *Advances in crop modelling for a sustainable agriculture: Burleigh Dodds Science Publishing (Burleigh Dodds Series in Agricultural Science)*, S. 173–216.
- IPCC (Hg.) (2019): *Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems.* Unter Mitarbeit von P. R. Shukla, J. Skea, Calvo Buendia, E. Masson-Delmotte, V., H.-O. Pörtner, Roberts, D.C., Zhai, P., R. Slade et al. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC).
- IPCC (2021): *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.* Hg. v. Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou. Cambridge University Press. In Press.
- Jones, J.W.; Hoogenboom, G.; Porter, C.H.; Boote, K.J.; Batchelor, W.D.; Hunt, L.A et al. (2003): The DSSAT cropping system model. In: *European Journal of Agronomy* 18 (3-4), S. 235–265. DOI: 10.1016/S1161-0301(02)00107-7.
- Kahiluoto, Helena; Kaseva, Janne; Balek, Jan; Olesen, Jørgen E.; Ruiz-Ramos, Margarita; Gobin, Anne et al. (2019): Decline in climate resilience of European wheat. In: *Proc Natl Acad Sci USA* 116 (1), S. 123–128. DOI: 10.1073/pnas.1804387115.
- Kapsch, M. L.; Kunz, M.; Vitolo, R.; Economou, T. (2012): Long-term trends of hail-related weather types in an ensemble of regional climate models using a Bayesian approach. In: *Journal of Geophysical Research Atmospheres* 117 (15). DOI: 10.1029/2011JD017185.
- Kaspar, F.; Zimmermann, K.; Polte-Rudolf, C. (2014): An overview of the phenological observation network and the phenological database of Germany's national meteorological service (Deutscher Wetterdienst). In: *Advances in Science and Research* 11 (1), S. 93–99. DOI: 10.5194/asr-11-93-2014.
- Kersebaum, K. C.; Nendel, C. (2014): Site-specific impacts of climate change on wheat production across regions of Germany using different CO₂ response functions. In: *European Journal of Agronomy* 52, S. 22–32. DOI: 10.1016/j.eja.2013.04.005.
- Kersebaum, Kurt Christian (2022): Frost risk by dwindling snow cover. In: *Nat. Clim. Chang.* DOI: 10.1038/s41558-022-01334-4.
- Kiefer, Nicholas M. (1980): Estimation of fixed effect models for time series of cross-sections with arbitrary intertemporal covariance. In: *Journal of Econometrics* 14 (2), S. 195–202. DOI: 10.1016/0304-4076(80)90090-1.
- Kliem, Lea; George, Katja (2018): Ergebnispapier des Stakeholderdialogs zur Klimaanpassung: Von Starkregen bis Trockenheit – Anpassungsstrategien für die deutsche Landwirtschaft. Hg. v. Umweltbundesamt. Dessau-Roßlau.
- Knox, Jerry; Daccache, Andre; Hess, Tim; Haro, David (2016): Meta-analysis of climate impacts and uncertainty on crop yields in Europe. In: *Environ. Res. Lett.* 11 (11), S. 113004. DOI: 10.1088/1748-9326/11/11/113004.
- Kolář, Petr; Trnka, Miroslav; Brázdil, Rudolf; Hlavinka, Petr (2014): Influence of climatic factors on the low yields of spring barley and winter wheat in Southern Moravia (Czech Republic) during the 1961–2007 period. In: *Theor Appl Climatol* 117 (3-4), S. 707–721. DOI: 10.1007/s00704-013-1037-3.
- Kovats, R. S.; Valentini, R.; Bouwer, L. M.; Georgopoulou, E.; Jacob, D.; Martin, E. et al. (2014): *Europe.* Unter Mitarbeit von Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom New York, NY, USA (Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change).

- Krähenmann, S.; Walter, A.; Brienen, S.; Imbery, F.; Matzarakis, A. (2018): High-resolution grids of hourly meteorological variables for Germany. In: *Theoretical and Applied Climatology* 131 (3), S. 899–926.
- Krähenmann, Stefan; Walter, Andreas; Klippel, Lara (2021): Statistische Aufbereitung von Klimaprojektionen: Downscaling und multivariate Bias-Adjustierung; Im Rahmen des BMVI-Expertennetzwerkes entwickelte Verfahren zum Postprocessing von Klimamodelldaten.
- Kristensen, K.; Schelde, K.; Olesen, J. E. (2011): Winter wheat yield response to climate variability in Denmark. In: *J. Agric. Sci.* 149 (1), S. 33–47. DOI: 10.1017/S0021859610000675.
- Laidig, F.; Feike, T.; Hadasch, S.; Rentel, D.; Klocke, B.; Miedaner, T.; Piepho, H. P. (2021): Breeding progress of disease resistance and impact of disease severity under natural infections in winter wheat variety trials. In: *TAG. Theoretical and Applied Genetics. Theoretische Und Angewandte Genetik* 134 (5), S. 1281–1302. DOI: 10.1007/s00122-020-03728-4.
- Leakey, Andrew D. B. (2009): Rising atmospheric carbon dioxide concentration and the future of C4 crops for food and fuel. In: *Proceedings. Biological sciences* 276 (1666), S. 2333–2343. DOI: 10.1098/rspb.2008.1517.
- Lege, Andreas (2019): Klimawandel und Landwirtschaft. Anpassungsstrategien im Ackerbau. Hg. v. : Verband der Landwirtschaftskammern (VLK). Berlin (Fachinformationen).
- Lenderink, Geert; Lochbihler, Kai (2017): Spatial and temporal dependencies extreme precipitation in a warming climate using large eddy simulation (SPACELES). KNMI.
- Lobell, David B.; Asseng, Senthold (2017): Comparing estimates of climate change impacts from process-based and statistical crop models. In: *Environ. Res. Lett.* 12 (1), S. 15001. DOI: 10.1088/1748-9326/aa518a.
- Lüttger, Andrea B.; Feike, Til (2018): Development of heat and drought related extreme weather events and their effect on winter wheat yields in Germany. In: *Theor Appl Climatol* 132 (1-2), S. 15–29. DOI: 10.1007/s00704-017-2076-y.
- Mäkinen, H.; Kaseva, J.; Trnka, M.; Balek, J.; Kersebaum, K. C.; Nendel, C. et al. (2018): Sensitivity of European wheat to extreme weather. In: *Field Crops Research* 222, S. 209–217. DOI: 10.1016/j.fcr.2017.11.008.
- Makowski, David; Marajo-Petitzon, Elodie; Durand, Jean-Louis; Ben-Ari, Tamara (2020): Quantitative synthesis of temperature, CO₂, rainfall, and adaptation effects on global crop yields. In: *European Journal of Agronomy* 115, S. 126041. DOI: 10.1016/j.eja.2020.126041.
- Malik, Al Imran; Colmer, Timothy D.; Lambers, Hans; Schortemeyer, Marcus (2001): Changes in physiological and morphological traits of roots and shoots of wheat in response to different depths of waterlogging. In: *Functional Plant Biol.* 28 (11), S. 1121. DOI: 10.1071/pp01089.
- Malik, Al Imran; Colmer, Timothy D.; Lambers, Hans; Setter, Timothy L.; Schortemeyer, Marcus (2002): Short-term waterlogging has long-term effects on the growth and physiology of wheat. In: *New Phytol* 153 (2), S. 225–236. DOI: 10.1046/j.0028-646X.2001.00318.x.
- Manderscheid, Remy; Erbs, Martin; Weigel, Hans-Joachim (2014): Interactive effects of free-air CO₂ enrichment and drought stress on maize growth. In: *European Journal of Agronomy* 52, S. 11–21. DOI: 10.1016/j.eja.2011.12.007.
- Martre, Pierre; Wallach, Daniel; Asseng, Senthold; Ewert, Frank; Jones, James W.; Rötter, Reimund P. et al. (2015): Multimodel ensembles of wheat growth: many models are better than one. In: *Global Change Biol* 21 (2), S. 911–925. DOI: 10.1111/gcb.12768.
- Mirschel, Wilfried; Lutze, Gerd; Schultz, Alfred, Luzi, Karin (2019): Field trial data set of a six-field crop rotation for the validation of agro-ecosystem models from the Experimental Station Hohenfinow, Germany. Online verfügbar unter <https://www.doi.org/10.4228/ZALF.DK.99>, zuletzt geprüft am 18.03.2022.
- Mohr, S.; Kunz, M.; Keuler, K. (2015): Development and application of a logistic model to estimate the past and future hail potential in Germany. In: *Journal of Geophysical Research* 120 (9), S. 3939–3956. DOI: 10.1002/2014JD022959.
- Möller, Markus; Doms, Juliane; Gerstmann, Henning; Feike, Til (2019): A framework for standardized calculation of weather indices in Germany. In: *Theor Appl Climatol* 136 (1-2), S. 377–390. DOI: 10.1007/s00704-018-2473-x.
- Moss, Richard H.; Edmonds, Jae A.; Hibbard, Kathy A.; Manning, Martin R.; Rose, Steven K.; van Vuuren, Detlef P. et al. (2010): The next generation of scenarios for climate change research and assessment. In: *Nature* 463 (7282), S. 747–756. DOI: 10.1038/nature08823.

- Mueller, L.; Schindler, T.; Shepherd, T.G.; Ball, B. C.; Smolentseva, E.; Pachikin, K. et al. (2014): The Muencheberg Soil Quality Rating for assessing the quality of global farmland. In: *Novel Management and Assessment Tools for Monitoring and Management of Land and Water Resources in Agricultural Landscapes of Central Asia*, S. 235–248. Online verfügbar unter <https://pure.sruc.ac.uk/en/publications/the-muencheberg-soil-quality-rating-for-assessing-the-quality-of->.
- Müller, Christoph; Cramer, Wolfgang; Hare, William L.; Lotze-Campen, Hermann (2011): Climate change risks for African agriculture. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 108 (11), S. 4313–4315. DOI: 10.1073/pnas.1015078108.
- Myers, Samuel S.; Zanobetti, Antonella; Kloog, Itai; Huybers, Peter; Leakey, Andrew D. B.; Bloom, Arnold J. et al. (2014): Increasing CO₂ threatens human nutrition. In: *Nature* 510 (7503), S. 139–142. DOI: 10.1038/nature13179.
- NOAA (2022): Trends in Atmospheric Carbon Dioxide. Online verfügbar unter <https://gml.noaa.gov/ccgg/trends/>.
- OECD (2021): Design Principles for Agricultural Risk Management Policies. Hg. v. OECD. Paris (Food, Agriculture and Fisheries Paper, 157).
- Oerke, E.-C. (2006): Crop losses to pests. In: *J. Agric. Sci.* 144 (1), S. 31–43. DOI: 10.1017/S0021859605005708.
- Offermann, Frank; Duden, Christoph; Schmitt, Jonas (2021): Sind staatlich subventionierte Versicherungen die Antwort auf Extremwetterereignisse? Erfahrungen aus dem Bereich Landwirtschaft. In: *ifo Schnelldienst* 74 (11).
- Ortiz-Bobea, Ariel (2022): The empirical analysis of climate change impacts and adaptation in agriculture. In: *Handbook of Agriculture Vol. 5* (Chapter 76), S. 3891–4074.
- Page, Matthew J.; McKenzie, Joanne E.; Bossuyt, Patrick M.; Boutron, Isabelle; Hoffmann, Tammy C.; Mulrow, Cynthia D. et al. (2021): The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. In: *BMJ (Clinical research ed.)* 372, n71. DOI: 10.1136/bmj.n71.
- Pang, Jiayin; Zhou, Meixue; Mendham, Neville; Shabala, Sergey (2004): Growth and physiological responses of six barley genotypes to waterlogging and subsequent recovery. In: *Aust. J. Agric. Res.* 55 (8), S. 895. DOI: 10.1071/AR03097.
- Panwar; Sanjeev; Kumar; Anil; Paul; Ranjit et al. (2019): An alternative method for yield forecasting using weather indices approach and non-linear statistical modelling. In: *Indian Journal of Extension Education* 55 (2), S. 111–115. Online verfügbar unter <https://www.indianjournals.com/ijor.aspx?target=ijor:ijee3&volume=55&issue=2&article=021>.
- Patil, Raveendra H.; Laegdsmand, Mette; Olesen, Jorgen E.; Porter, John R. (2012): Sensitivity of crop yield and N losses in winter wheat to changes in mean and variability of temperature and precipitation in Denmark using the FASSET model. In: *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B - Soil & Plant Science* 62 (4), S. 335–351. DOI: 10.1080/09064710.2011.615758.
- Peichl, Michael; Thober, Stephan; Samaniego, Luis; Hansjürgens, Bernd; Marx, Andreas (2019): Climate impacts on long-term silage maize yield in Germany. In: *Scientific reports* 9 (1), S. 7674. DOI: 10.1038/s41598-019-44126-1.
- Philibert, Aurore; Loyce, Chantal; Makowski, David (2012): Assessment of the quality of meta-analysis in agronomy. In: *Agriculture, Ecosystems & Environment* 148, S. 72–82. DOI: 10.1016/j.agee.2011.12.003.
- Piepho, Hans-Peter (2019): A coefficient of determination (R²) for generalized linear mixed models. In: *Biometrical journal. Biometrische Zeitschrift* 61 (4), S. 860–872. DOI: 10.1002/bimj.201800270.
- Reidsma, Pytrik; Ewert, Frank; Lansink, Alfons Oude; Leemans, Rik (2010): Adaptation to climate change and climate variability in European agriculture: The importance of farm level responses. In: *European Journal of Agronomy* 32 (1), S. 91–102. DOI: 10.1016/j.eja.2009.06.003.
- Robertson, Drew; Zhang, Heping; Palta, Jairo A.; Colmer, Timothy; Turner, Neil C. (2009): Waterlogging affects the growth, development of tillers, and yield of wheat through a severe, but transient, N deficiency. In: *Crop Pasture Sci.* 60 (6), S. 578. DOI: 10.1071/CP08440.
- Rosenzweig, Cynthia; Elliott, Joshua; Deryng, Delphine; Ruane, Alex C.; Müller, Christoph; Arneth, Almut et al. (2014): Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. In: *Proc Natl Acad Sci USA* 111 (9), S. 3268–3273. DOI: 10.1073/pnas.1222463110.
- Roßberg, D.; Michel, V.; Graf, R.; Neukampf, R. (2007a): Definition von Boden-Klima-Räumen für die Bundesrepublik Deutschland. In: *Nachrichtenbl. Deut. Pflanzenschutzd.* (59 (7)), S. 155–161.

- Roßberg, Dietmar; Michel, V.; Graf, R.; Neukampf, R. (2007b): Boden-Klima-Räume und Anbaugebiete als Basis des regionalisierten Sortenwesens in Deutschland. Hg. v. Journal für Kulturpflanzen. Julius Kuehn-Institut. Online verfügbar unter https://www.landwirtschaft-mv.de/static/LFA/Dateien/Anbaugebiete/Veroeffentlichung_zu_den_BKR.pdf, zuletzt geprüft am 12.01.2022.
- San Celedonio, Romina P. de; Abeledo, L. Gabriela; Miralles, Daniel J. (2014): Identifying the critical period for waterlogging on yield and its components in wheat and barley. In: *Plant Soil* 378 (1-2), S. 265–277. DOI: 10.1007/s11104-014-2028-6.
- Schimmelpfennig, Sonja; Anter, Jano; Heidecke, Claudia; Lange, Stefan (2018): Bewässerung in der Landwirtschaft: Tagungsband zur Fachtagung am 11./12.09.2017 in Suderburg. Hg. v. Johann Heinrich von Thünen-Institut. Braunschweig (Thünen Working Paper, 85).
- Schimmelpfennig, Sonja; Heidecke, Claudia; Beer, Holger (2019): Klimaanpassung in Land- und Forstwirtschaft - Ergebnisse eines Workshops der Ressortforschungsinstitute FLI, JKI und Thünen-Institut / Sonja Schimmelpfennig, Claudia Heidecke, Holger Beer. Hg. v. Thünen-Institut. Braunschweig (Thünen Working Paper, 86).
- Schlegel, I.; Muthers, S.; Matzarakis, A. (2021): Einfluss des Klimawandels auf die Morbidität und Mortalität von Atemwegserkrankungen. UBA (Umwelt und Gesundheit). Online verfügbar unter <https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/einfluss-des-klimawandels-auf-die-morbiditaet>.
- Schmidt, Martin; Nendel, Claas; Funk, Roger; Mitchell, Matthew G. E.; Lischeid, Gunnar (2019): Modeling Yields Response to Shading in the Field-to-Forest Transition Zones in Heterogeneous Landscapes. In: *Agriculture* 9 (1), S. 6. DOI: 10.3390/agriculture9010006.
- Schwarz, J.; Feike, T.; Freier, B.; Jahn, M.; Kehlenbeck, H.; Kloke, B. et al. (2015): 20 years of long-term field trials at the JKI research field in dahnsdorf. In: *Journal für Kulturpflanzen* (67), S. 247–258.
- Seneviratne et al. (2021): Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. 11.1.2 What are extreme events and how are their changes studied? In: *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*: Cambridge University Press.
- Siebert, Stefan; Ewert, Frank; Eyshi Rezaei, Ehsan; Kage, Henning; Graß, Rikard (2014): Impact of heat stress on crop yield—on the importance of considering canopy temperature. In: *Environmental research letters : ERL [Web site]* 9 (4), S. 44012. DOI: 10.1088/1748-9326/9/4/044012.
- Siebert, Stefan; Webber, Heidi; Zhao, Gang; Ewert, Frank (2017): Heat stress is overestimated in climate impact studies for irrigated agriculture. In: *Environmental research letters : ERL [Web site]* 12 (5), S. 54023. DOI: 10.1088/1748-9326/aa702f.
- Sloat, Lindsey L.; Davis, Steven J.; Gerber, James S.; Moore, Frances C.; Ray, Deepak K.; West, Paul C.; Mueller, Nathaniel D. (2020): Climate adaptation by crop migration. In: *Nat Commun* 11 (1), S. 1243. DOI: 10.1038/s41467-020-15076-4.
- Smit, Barry; Skinner, Mark W. (2002): Adaptation options in agriculture to climate change: a typology. In: *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change* 7 (1), S. 85–114. DOI: 10.1023/A:1015862228270.
- SMUL (2014): Anpassungsmaßnahmen des sächsischen Pflanzenbaus an den Klimawandel. Hg. v. Sächsisches Staatsministerium für Umwelt und Landwirtschaft. Dresden.
- Snowdon, Rod J.; Wittkop, Benjamin; Chen, Tsu-Wei; Stahl, Andreas (2021): Crop adaptation to climate change as a consequence of long-term breeding. In: *TAG. Theoretical and Applied Genetics. Theoretische Und Angewandte Genetik* 134 (6), S. 1613–1623. DOI: 10.1007/s00122-020-03729-3.
- Southworth, Jane; Randolph, J. C.; Habeck, M.; Doering, O. C.; Pfeifer, R. A.; Rao, D. G.; Johnston, J. J. (2000): Consequences of future climate change and changing climate variability on maize yields in the midwestern United States. In: *Agriculture, Ecosystems & Environment* 82 (1-3), S. 139–158. DOI: 10.1016/S0167-8809(00)00223-1.
- Spilke, J.; Piepho, H. P.; Hu, X. (2005): Analysis of Unbalanced Data by Mixed Linear Models Using the mixed Procedure of the SAS System. In: *J Agron Crop Sci* 191 (1), S. 47–54. DOI: 10.1111/j.1439-037X.2004.00120.x.
- Stagge, James H.; Kohn, Irene; Tallaksen, Lena M.; Stahl, Kerstin (2015): Modeling drought impact occurrence based on meteorological drought indices in Europe. In: *Journal of Hydrology* 530, S. 37–50. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2015.09.039.

- Statistische Ämter des Bundes und der Länder (2021): Erträge ausgewählter landwirtschaftlicher Feldfrüchte. Deutschland. Online verfügbar unter <https://www-genesis.destatis.de/genesis/online>, zuletzt geprüft am 18.03.2022.
- Statistisches Bundesamt (2021): Auf 47 % der Getreideanbaufläche steht 2021 Winterweizen. Statistisches Bundesamt (Destatis). Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2021/05/PD21_234_412.html, zuletzt geprüft am 12.01.2022.
- Steidl, J.; Schubert, U.; Schuler, J.; Dietrich O.; Zander P. (2015a): Wassermanagement in der Landwirtschaft: Schlussbericht zum Forschungsvorhaben 2813HS007 der Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung, Projektträger Agrarforschung. Hg. v. Leibniz-Zentrum für Agrarlandschaftsforschung. Münchenberg.
- Steidl, Jörg; Schuler, Johannes; Schubert, Undine; Dietrich, Ottfried; Zander, Peter (2015b): Expansion of an Existing Water Management Model for the Analysis of Opportunities and Impacts of Agricultural Irrigation under Climate Change Conditions. In: *Water* 7 (11), S. 6351–6377. DOI: 10.3390/w7116351.
- Tack, Jesse; Barkley, Andrew; Hendricks, Nathan (2017): Irrigation offsets wheat yield reductions from warming temperatures. In: *Environ. Res. Lett.* 12 (11), S. 114027. DOI: 10.1088/1748-9326/aa8d27.
- Taube, F.; Herrmann, A.: Relative benefit of maize and grass under conditions of climatic change. In: *Optimierung des Futterwertes von Mais und Maisprodukten*.
- Trnka, Miroslav; Rötter, Reimund P.; Ruiz-Ramos, Margarita; Kersebaum, Kurt Christian; Olesen, Jørgen E.; Žalud, Zdeněk; Semenov, Mikhail A. (2014): Adverse weather conditions for European wheat production will become more frequent with climate change. In: *Nature Clim Change* 4 (7), S. 637–643. DOI: 10.1038/nclimate2242.
- van Ittersum, M. K.; Howden, S. M.; Asseng, S. (2003): Sensitivity of productivity and deep drainage of wheat cropping systems in a Mediterranean environment to changes in CO₂, temperature and precipitation. In: *Agriculture, Ecosystems & Environment* 97 (1-3), S. 255–273. DOI: 10.1016/S0167-8809(03)00114-2.
- van Vuuren, Detlef P.; Edmonds, Jae; Kainuma, Mikiko; Riahi, Keywan; Thomson, Allison; Hibbard, Kathy et al. (2011): The representative concentration pathways: an overview. In: *Climatic Change* 109 (1-2), S. 5–31. DOI: 10.1007/s10584-011-0148-z.
- Voss-Fels, Kai P.; Stahl, Andreas; Wittkop, Benjamin; Lichthardt, Carolin; Nagler, Sabrina; Rose, Till et al. (2019): Breeding improves wheat productivity under contrasting agrochemical input levels. In: *Nature plants* 5 (7), S. 706–714. DOI: 10.1038/s41477-019-0445-5.
- Vroege, Willemijn; Bucheli, Janic; Dalhaus, Tobias; Hirschi, Martin; Finger, Robert (2021): Insuring crops from space: the potential of satellite-retrieved soil moisture to reduce farmers' drought risk exposure. In: *European Review of Agricultural Economics* 48 (2), S. 266–314. DOI: 10.1093/erae/jbab010.
- Wallach, Daniel; Martre, Pierre; Liu, Bing; Asseng, Senthold; Ewert, Frank; Thorburn, Peter J. et al. (2018): Multimodel ensembles improve predictions of crop-environment-management interactions. In: *Global Change Biol* 24 (11), S. 5072–5083. DOI: 10.1111/gcb.14411.
- WBA (2011): Risiko- und Krisenmanagement in der Landwirtschaft. Zur Rolle des Staates beim Umgang mit Ertrags- und Preisrisiken. Hg. v. WBA – Wissenschaftlicher Beirat für Agrarpolitik. Berlin (Stellungnahme).
- WBAE (2018): Für eine gemeinwohlorientierte Gemeinsame Agrarpolitik der EU nach 2020: Grundsatzfragen und Empfehlungen. Hg. v. WBAE — Wissenschaftlicher Beirat für Agrarpolitik, Ernährung und gesundheitlichen. Berlin.
- Webber, Heidi; Ewert, Frank; Olesen, Jørgen E.; Müller, Christoph; Fronzek, Stefan; Ruane, Alex C. et al. (2018): Diverging importance of drought stress for maize and winter wheat in Europe. In: *Nature communications* 9 (1), S. 4249. DOI: 10.1038/s41467-018-06525-2.
- Weigel, H. J.; Pacholski, A.; Waloszczuk, K.; Frühauf, C. (2006): Zur Wirkung erhöhter atmosphärischer CO₂-Konzentrationen auf Wintergerste, Zuckerrübe und Winterweizen in einer Fruchtfolge: Beispiele aus dem Braunschweiger Kohlenstoffprojekt. In: *Landbauforschung Völkenrode* 56 (3-4), S. 101–115.
- Wheeler, Timothy R.; Craufurd, Peter Q.; Ellis, Richard H.; Porter, John R.; Vara Prasad, P.V (2000): Temperature variability and the yield of annual crops. In: *Agriculture, Ecosystems & Environment* 82 (1-3), S. 159–167. DOI: 10.1016/S0167-8809(00)00224-3.
- Wilcox, Julia; Makowski, David (2014): A meta-analysis of the predicted effects of climate change on wheat yields using simulation studies. In: *Field Crops Research* 156, S. 180–190. DOI: 10.1016/j.fcr.2013.11.008.

- Wilhelm, Ralf; Bartsch, Detlef; Consmüller, Nicola; Witte, Thomas de; Ehlers, Ulrich; Feike, Til et al. (2021): Bericht zu möglichen Synergien der Nutzung neuer molekularbiologischer Techniken für eine nachhaltige Landwirtschaft. DOI: 10.5073/20211215-094810.
- WMO (2019): United In Science: High-level synthesis report of latest climate science information convened by the Science Advisory Group of the UN Climate Action Summit 2019.
- Wollenweber, B.; Porter, J. R.; Schellberg, J. (2003): Lack of Interaction between Extreme High-Temperature Events at Vegetative and Reproductive Growth Stages in Wheat. In: *Journal of Agronomy and Crop Science* 189 (3), S. 142–150. DOI: 10.1046/j.1439-037X.2003.00025.x.
- Zhao, Chuang; Liu, Bing; Piao, Shilong; Wang, Xuhui; Lobell, David B.; Huang, Yao et al. (2017): Temperature increase reduces global yields of major crops in four independent estimates. In: *Proc Natl Acad Sci USA* 114 (35), S. 9326–9331. DOI: 10.1073/pnas.1701762114.
- Zhu, Peng; Jin, Zhenong; Zhuang, Qianlai; Ciais, Philippe; Bernacchi, Carl; Wang, Xuhui et al. (2018): The important but weakening maize yield benefit of grain filling prolongation in the US Midwest. In: *Global Change Biol* 24 (10), S. 4718–4730. DOI: 10.1111/gcb.14356.
- Zscheischler, Jakob; Westra, Seth; van den Hurk, Bart J. J. M.; Seneviratne, Sonia I.; Ward, Philip J.; Pitman, Andy et al. (2018): Future climate risk from compound events. In: *Nature Clim Change* 8 (6), S. 469–477. DOI: 10.1038/s41558-018-0156-3.

Inhaltsverzeichnis - Anhang

1	Studien, die in Meta-Analyse untersucht wurden	108
2	Ergänzungen zur prozessbasierten Modellierung mit MONICA	110
3	Ergänzung zu (Agrar-)Meteorologische Klimafolgen und Extremwetterlagen und Wetterindizes	114
4	Stand der Forschung: Markteffekte des Klimawandels und Rückkopplungseffekte auf die Erträge – Ergänzungen zu Kapitel 6.3	226

Tabellenverzeichnis Anhang

Tabelle-A 2-1: Verwendete Wachstumsphasen aus dem Jahresmelder des DWD für die Kalibrierung der Phänologie in MONICA	110
--	-----

Abbildungsverzeichnis Anhang

Abbildung-A 2-1: Der Vergleich der simulierten (blaue Linie) und gemeldeten (rote Linie) Erträge im Zeitverlauf von 1999 bis 2019. Für jedes Jahr wurde der mittlere Ertrag über das ganze Anbauggebiet der jeweiligen Ackerkultur ermittelt. Alle Erträge sind Trockenmasse.....	111
Abbildung-A 2-2: Die prozentuale Abweichung der Simulationen von den mittleren gemeldeten Erträgen pro Landkreis während der Kalibrierung. Zur Berechnung der Abweichung wurden die Erträge der Observationen (Obs.) und der Simulationen (Sim.) für den Zeitraum von 1999 bis 2019 gemittelt.	112
Abbildung-A 2-3: Streudiagramme zwischen den simulierten Erträgen und den gemeldeten Erträgen pro Landkreise. Für jeden Landkreis wurde die Erträge der Jahre 1999 bis 2019 gemittelt. Alle Erträge sind als Trockenmasse angegeben.	113
Abbildung-A 3-1: Zukünftige regionale Unterschiede der Jahresmitteltemperaturen in Deutschland für die Emissionsszenarien RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 für die Zeitscheibe 2031-2060. Dargestellt sind Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil der Jahresmitteltemperatur des Kernensembles des DWD. Zwischen dem 15. und dem 85. Perzentil liegen 70% der Modellergebnisse.	114
Abbildung-A 3-2: Hitzewellen (HW) pro Jahr in Deutschland, oben: mittlere Anzahl im Referenzzeitraum (1981-2010) und die Veränderung der Anzahl in der Zukunft (2021-2050 und 2068-2097) für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5, unten: Änderung der mittleren Anzahl der Hitzewellen für den Zeitraum 2021-2050 (obere Karten) und 2068-2097 (untere Karten) für RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Schlegel et al. 2021).	115
Abbildung-A 3-3: Dauer von Hitzewellen (HW) in Deutschland, oben: mittlere Dauer im Referenzzeitraum (1981-2010) und die Veränderung der Dauer in der Zukunft (2021-2050 und 2068-2097) für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5, unten: Änderung der mittleren Dauer von Hitzewellen für den Zeitraum 2021-2050 (obere Karten) und 2068-2097 (untere Karten) für RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Schlegel et al. 2021).	116
Abbildung-A 3-4: Prozentuale Veränderung des Auftretens von Starkregen im Winter (a) und Sommer (b) für den Zeitraum 2071-2100 im Vergleich zum Referenzzeitraum 1971-2000 für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5 ((Kovats et al. 2014), Fig23-2).....	117

Abbildung-A 3-5a-f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 27^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen	118
Abbildung-A 3-6a-b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 29^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87)	124
Abbildung-A 3-7a-f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 31^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen	126
Abbildung-A 3-8a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung der Schwellenwerte für Wechselfrost ($T_{\min} < -3^{\circ}\text{C}$ und $T_{\max} > +3^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	132
Abbildung-A 3-9a-b: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 29^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69)	136
Abbildung-A 3-10a-b: Kultur Winterraps: mittlere Hitzesumme oberhalb von 29°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69)	138
Abbildung-A 3-11a-b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 34^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71).....	140
Abbildung-A 3-12a-b: Kultur Mais: mittlere Hitzesumme oberhalb von 34°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71)	142
Abbildung-A 3-13a-b: Kultur Kartoffeln: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Spätfrost ($T_{\min} \leq -4^{\circ}\text{C}$) im Zeitraum 1.4.-31.5.....	144
Abbildung-A 3-14a-h: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer Niederschlagssumme ≥ 20 mm in verschiedenen phänologischen Zeiträumen	146
Abbildung-A 3-15a-b: Kultur Kartoffeln: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer Niederschlagssumme ≥ 20 mm im Zeitraum 1.4.-31.5.	154
Abbildung-A 3-16a-b: Kultur Kartoffeln: Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Niederschlagssumme (1.6.-31.8.) ≤ 103 mm)	156
Abbildung-A 3-17a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der Windgeschwindigkeit ≥ 5 m/s in verschiedenen phänologischen Zeiträumen	158
Abbildung-A 3-18a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der Windgeschwindigkeit ≥ 10 m/s in verschiedenen phänologischen Zeiträumen	162
Abbildung-A 3-19a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 8 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	166
Abbildung-A 3-20a-f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 10 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	170
Abbildung-A 3-21a-b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 14 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71).....	176
Abbildung-A 3-22a-h: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 30 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	178

Abbildung-A 3-23a-h: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 50 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	186
Abbildung-A 3-24a-b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 110 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51).....	194
Abbildung-A 3-25a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 112 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	196
Abbildung-A 3-26a-j: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 115 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	200
Abbildung-A 3-27a-b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 120 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09).....	210
Abbildung-A 3-28a-b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 9 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.	212
Abbildung-A 3-29a-b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 34 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61)	214
Abbildung-A 3-30a-b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 113 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87).....	216
Abbildung-A 3-31a-b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 119 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61)	218
Abbildung-A 3-32a: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 22 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.	220
Abbildung-A 3-33: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für Trockenheit (Bodenfeuchte ≤ 27 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.	222
Abbildung-A 3-34a-b: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 112 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen.....	223
Abbildung-A 3-35: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Staunässe (Bodenfeuchte ≥ 116 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.	225

1 Studien, die in Meta-Analyse untersucht wurden

- Burkhardt, J.; Gaiser, T. (2010):** Modellierung der Folgen des Klimawandels auf die Pflanzenproduktion in Nordrhein-Westfalen. Abschlussbericht im Auftrag des Ministeriums für Umwelt und Naturschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz des Landes Nordrhein-Westfalen, Institut für Nutzpflanzenwissenschaften und Ressourcenschutz der Universität Bonn, Abteilung Pflanzenernährung (INRES-PE). Bonn.
- Degener, J. F. (2015):** Atmospheric CO₂ fertilization effects on biomass yields of 10 crops in northern Germany. In: *Front. Environ. Sci.* 3. DOI: 10.3389/fenvs.2015.00048.
- Degener, J. F.; Kappas, M. (2015):** Differences in biomass yield development of early, medium, and late maize varieties during the 21st century in Northern Germany. In: *Environ Sci Eur* 27 (1). DOI: 10.1186/s12302-015-0042-9.
- Felbermeir, T.; Maier, H.; Kersebaum, K. C. (2013):** Impacts of climate change on yields in cash crop production in Bavaria. In: *Journal of the Austrian Society of Agricultural Economics* 22 (2), S. 3–12. Online verfügbar unter https://www.researchgate.net/publication/288728752_Impacts_of_climate_change_on_yields_in_cash_crop_production_in_Bavaria.
- Garofalo, P.; Ventrella, D.; Kersebaum, K. C.; Gobin, A.; Trnka, M.; Giglio, L. et al. (2019):** Water footprint of winter wheat under climate change: Trends and uncertainties associated to the ensemble of crop models. In: *The Science of the total environment* 658, S. 1186–1208. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.12.279.
- Huang, S.; Krysanova, V.; Hattermann, F. (2012):** Impacts of Climate Change on Water Availability and Crop Yield in Germany. In: *International Congress on Environmental Modelling and Software*. Online verfügbar unter <https://scholarsarchive.byu.edu/iemssconference/2012/Stream-B/99>.
- Jägermeyr, J.; Müller, C.; Ruane, A. C.; Elliott, J.; Balkovic, J.; Castillo, O. et al. (2021):** Climate impacts on global agriculture emerge earlier in new generation of climate and crop models. In: *Nat Food* 2 (11), S. 873–885. DOI: 10.1038/s43016-021-00400-y.
- Kersebaum, K. C.; Nainb, A. S.; Nendel, C.; Gandorfer, M.; Wegehenkela, M. (2008):** Simulated effect of climate change on wheat production and nitrogen management at different sites in Germany. In: *Journal of Agrometeorology* 10 (Sp Issue), S. 266–273. Online verfügbar unter https://www.researchgate.net/publication/273205118_Simulated_effect_of_climate_change_on_wheat_production_and_nitrogen_management_at_different_sites_in_Germany.
- Kersebaum, K. C.; Nendel, C. (2014):** Site-specific impacts of climate change on wheat production across regions of Germany using different CO₂ response functions. In: *European Journal of Agronomy* 52, S. 22–32. DOI: 10.1016/j.eja.2013.04.005.
- Kropp, J.; Roithmeier, O.; Hattermann, F.; Rachimow, C.; Lüttger, A.; Wechsung, F.; Lasch, P.; Christiansen, E.S.; Reyer, C.; Suckow, F.; Gutsch, M.; Holsten, A.; Kartschall, T.; Wodinski, M.; Hauf, Y.; Conradt, T.; Österle, H.; Walther, C.; Lissner, T.; Lux, N.; Tekken, V.; Ritchie, S.; Kossak, J.; Klaus, M.; Costa, L.; Vetter, T.; Klose, M. (2009):** Klimawandel in Sachsen-Anhalt - Verletzlichkeiten gegenüber den Folgen des Klimawandels. Abschlussbericht. Hg. v. Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung (PIK).
- Krysanova, V.; Hattermann, F.; Wechsung, F. (2005):** Development of the ecohydrological model SWIM for regional impact studies and vulnerability assessment. In: *Hydrol. Process.* 19 (3), S. 763–783. DOI: 10.1002/hyp.5619.
- Mirschel, W.; Wenkel, K.-O.; Wieland, R.; Luzi, K.; Albert, E.; Köstner, B. (2009):** Klimawandel und Ertragsleistung: Auswirkungen des Klimawandels auf die Ertragsleistung ausgewählter landwirtschaftlicher Fruchtarten im Freistaat Sachsen -eine landesweite regionaldifferenzierte Abschätzung. Heft 28/2009. Hg. v. Schriftenreihe des Landesamtes für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG Sachsen). ISSN: 1867-2868 (Dresden). SÄCHSISCHES LANDESAMT FÜR LANDWIRTSCHAFT, UMWELT UND GEOLOGIE. Online verfügbar unter http://www.smul.sachsen.de/lfl/publikationen/jsp/inhalt.jsp?seite=detail&pub_id=4245.
- Mirschel, W.; Wieland, R.; Wenkel, K.-O.; Guddat, C.; Michel, H.; Luzi, K.; Groth, K. (2012):** Regionaldifferenzierte Abschätzung der Auswirkungen des Klimawandels auf die Erträge von wichtigen Fruchtarten im Freistaat Thüringen mittels Ertragssimulation mit YIELDSTAT. Hg. v. Thüringer Landesanstalt für Landwirtschaft (TLL).
- Münch, T.; Berg, M.; Mirschel, W.; Wieland, R.; Nendel, C. (2014):** Considering cost accountancy items in crop production simulations under climate change. In: *European Journal of Agronomy* 52, S. 57–68. DOI: 10.1016/j.eja.2013.01.005.
- Nendel, C.; Kersebaum, K. C.; Mirschel, W.; Manderscheid, R.; Weigel, H.-J.; Wenkel, K.-O. (2009):** Testing different CO₂ response algorithms against a FACE crop rotation experiment. In: *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences* 57 (1), S. 17–25. DOI: 10.1016/j.njas.2009.07.005.

- Nendel, C.; Kersebaum, K. C.; Mirschel, W.; Wenkel, K. O. (2014):** Testing farm management options as climate change adaptation strategies using the MONICA model. In: *European Journal of Agronomy* 52, S. 47–56. DOI: 10.1016/j.eja.2012.09.005.
- Peichl, M.; Thober, S.; Samaniego, L.; Hansjürgens, B.; Marx, A. (2019):** Climate impacts on long-term silage maize yield in Germany. In: *Scientific reports* 9 (1), S. 7674. DOI: 10.1038/s41598-019-44126-1.
- Supit, I.; van Diepen, C. A.; de Wit, A.J.W.; Wolf, J.; Kabat, P.; Baruth, B.; Ludwig, F. (2012):** Assessing climate change effects on European crop yields using the Crop Growth Monitoring System and a weather generator. In: *Agricultural and Forest Meteorology* 164, S. 96–111. DOI: 10.1016/j.agrformet.2012.05.005.
- Wechsung, F.; Gerstengarbe, F.-W.; Lasch, P.; Lüttger, A. (2008):** Die Ertragsfähigkeit ostdeutscher Ackerflächen unter Klimawandel.
- Wiggering, H.; Eulenstein, F.; Mirschel, W.; Willms, M.; Dalchow, C.; Augustin, J. (2008):** The environmental effects of global changes on northeast central Europe in the case of non-modified agricultural management. In: *LO* 4, S. 1–17. DOI: 10.3097/LO.200804.

2 Ergänzungen zur prozessbasierten Modellierung mit MONICA

Tabelle-A 2-1: Verwendete Wachstumsphasen aus dem Jahresmelder des DWD für die Kalibrierung der Phänologie in MONICA

Wachstumsphase	Winterweizen	Wintergerste	Winterroggen	Winterrapsp	SilageMais	Sommergerste	Zuckerrübe
Bestellung Beginn	X	X	X	X	X	X	X
Auflaufen Beginn	X	X	X	X	X	X	X
Schossen Beginn	X	X	X		X	X	
Rosettenbildung Beginn				X			
Ährenschieben Beginn	X	X	X			X	
Knospenbildung Beginn				X			
Fahnenschieben Beginn					X		
Blüte Beginn			X	X	X		
Milchreife Beginn					X		
Gelbreife Beginn	X	X	X		x	X	
Vollreife Beginn				X			
Ernte	X	X	X	X	X	X	X

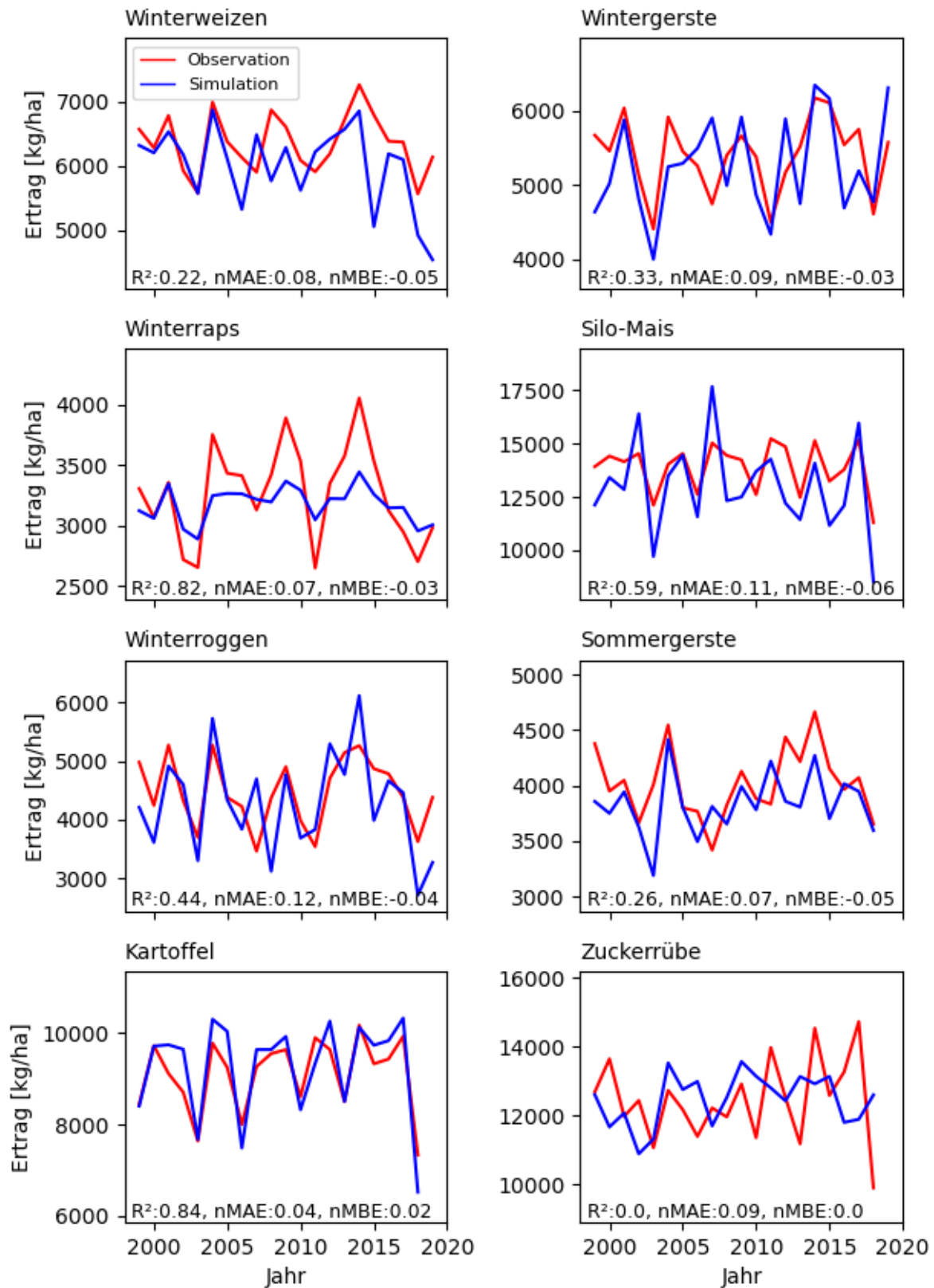


Abbildung-A 2-1: Der Vergleich der simulierten (blaue Linie) und gemeldeten (rote Linie) Erträge im Zeitverlauf von 1999 bis 2019. Für jedes Jahr wurde der mittlere Ertrag über das ganze Anbauggebiet der jeweiligen Ackerkultur ermittelt. Alle Erträge sind Trockenmasse

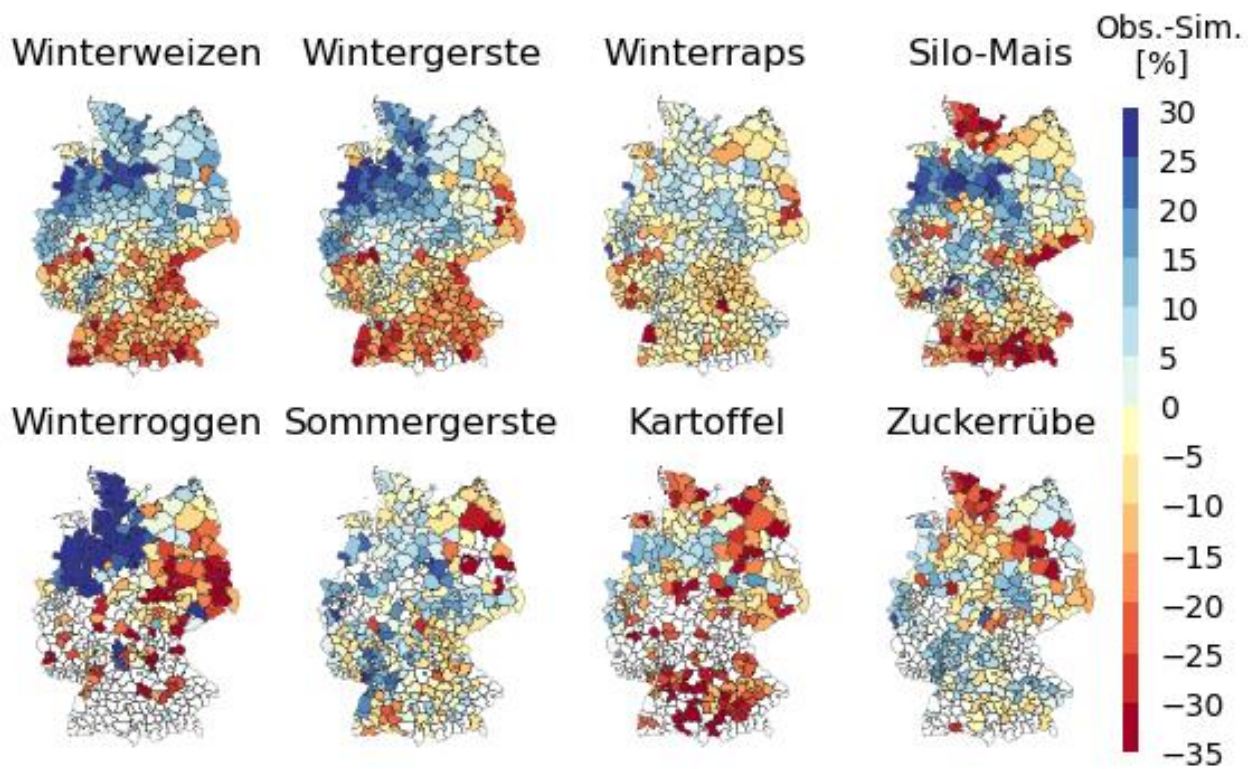


Abbildung-A 2-2: Die prozentuale Abweichung der Simulationen von den mittleren gemeldeten Erträgen pro Landkreis während der Kalibrierung. Zur Berechnung der Abweichung wurden die Erträge der Observationen (Obs.) und der Simulationen (Sim.) für den Zeitraum von 1999 bis 2019 gemittelt.

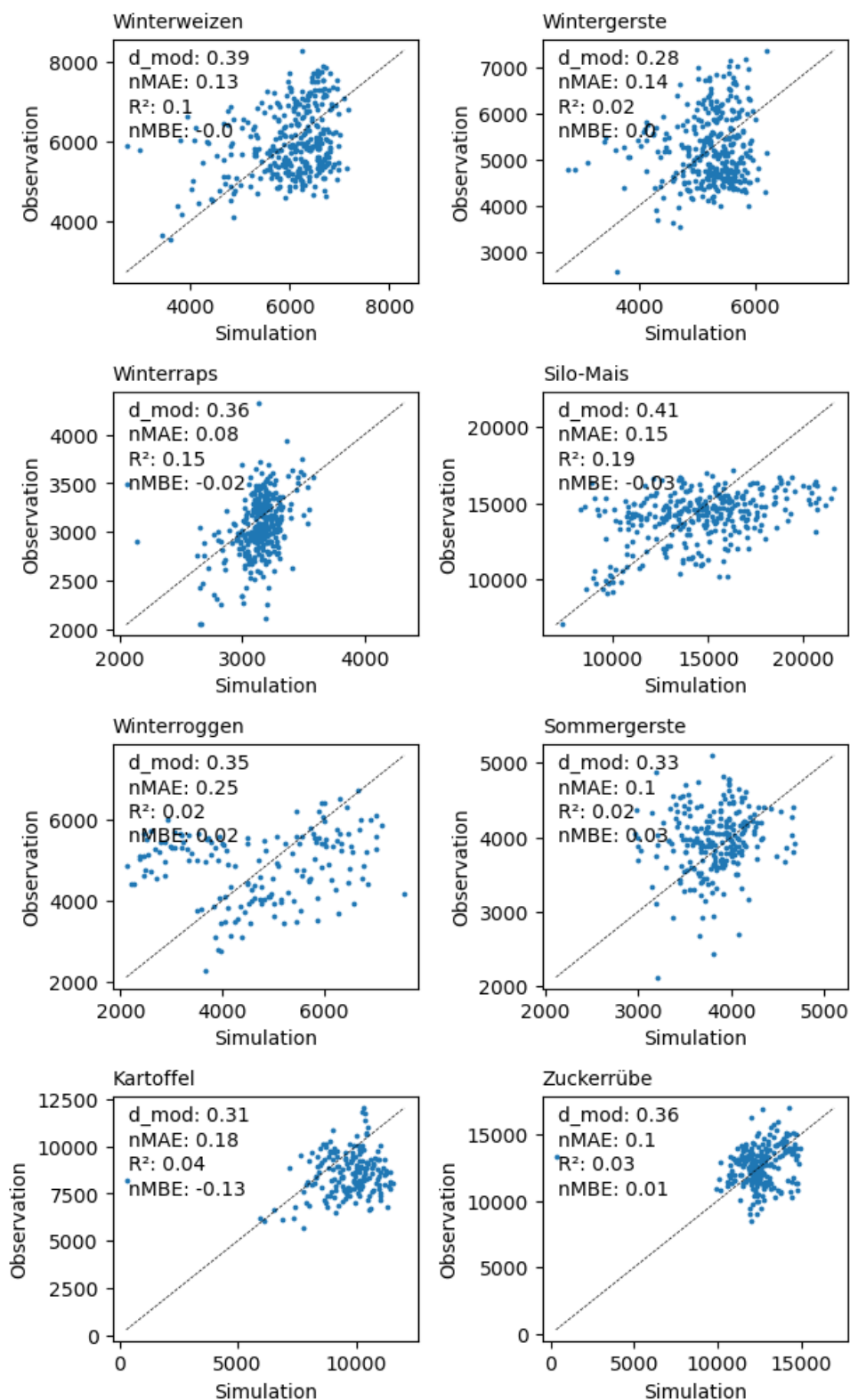


Abbildung-A 2-3: Streudiagramme zwischen den simulierten Erträgen und den gemeldeten Erträgen pro Landkreis. Für jeden Landkreis wurde die Erträge der Jahre 1999 bis 2019 gemittelt. Alle Erträge sind als Trockenmasse angegeben.

3 Ergänzung zu (Agrar-)Meteorologische Klimafolgen und Extremwetterlagen und Wetterindizes

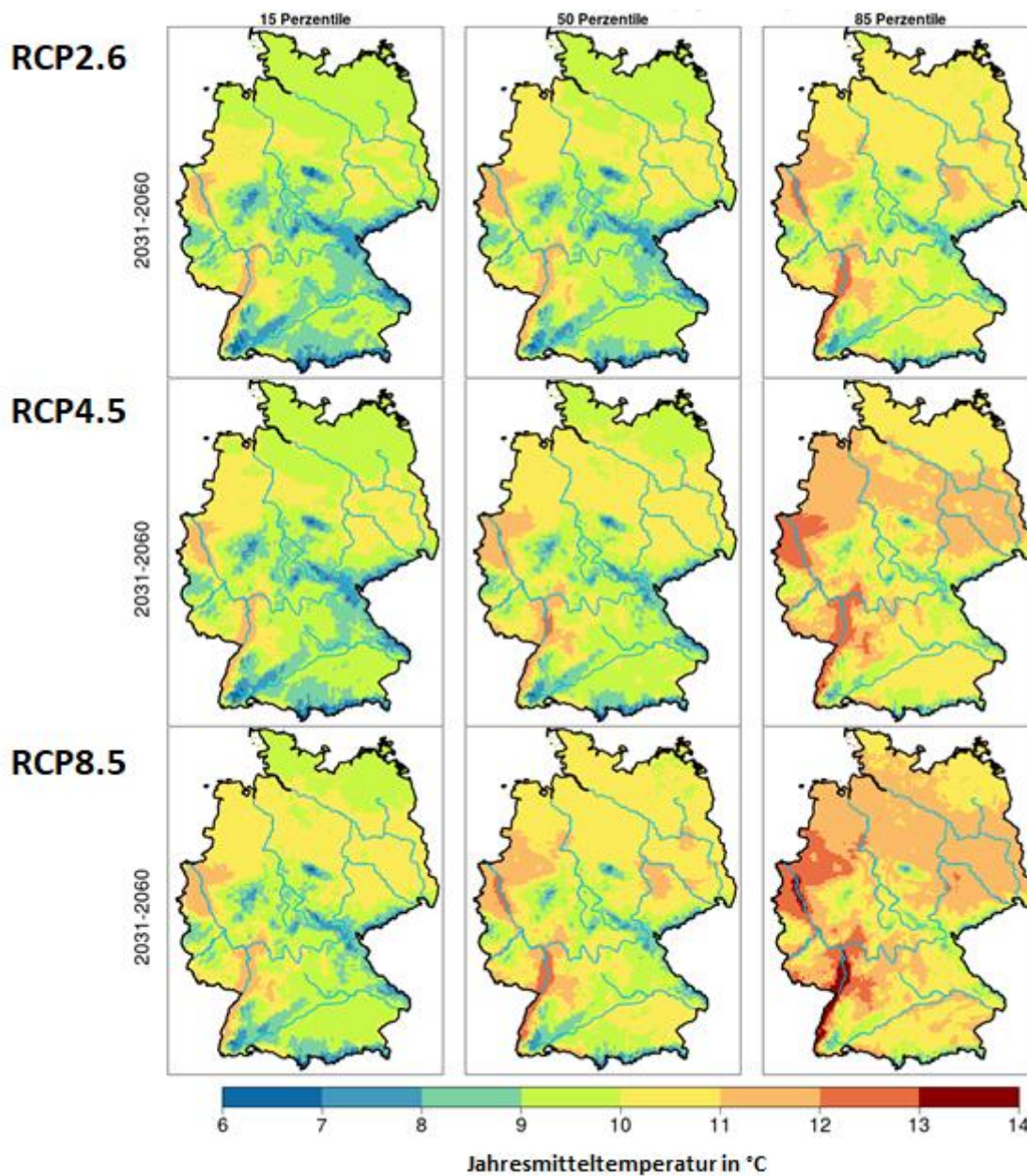


Abbildung-A 3-1: Zukünftige regionale Unterschiede der Jahresmitteltemperaturen in Deutschland für die Emissionsszenarien RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5 für die Zeitscheibe 2031-2060. Dargestellt sind Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil der Jahresmitteltemperatur des Kernensembles des DWD. Zwischen dem 15. und dem 85. Perzentil liegen 70% der Modellergebnisse.

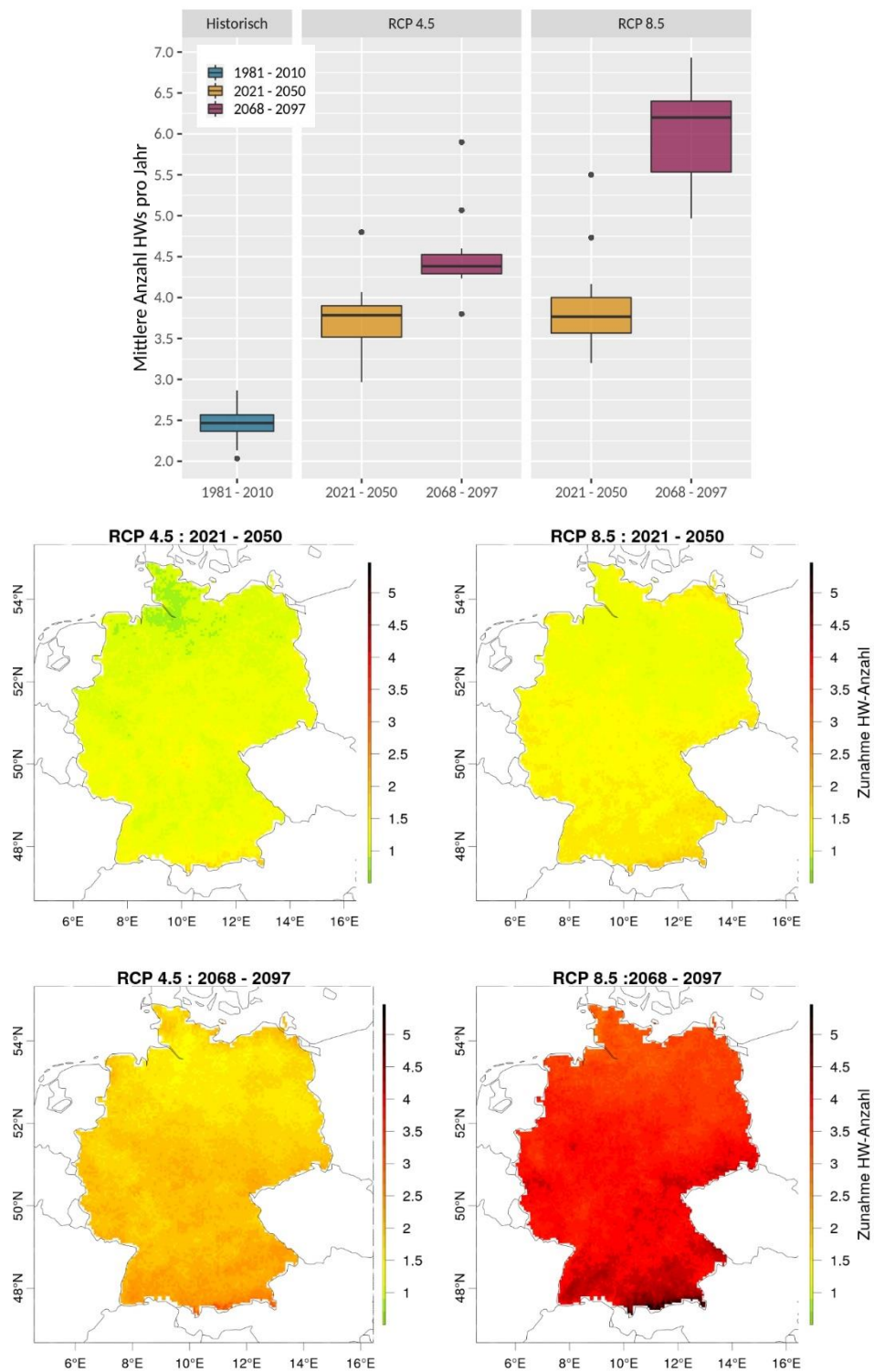


Abbildung-A 3-2: Hitzewellen (HW) pro Jahr in Deutschland, oben: mittlere Anzahl im Referenzzeitraum (1981-2010) und die Veränderung der Anzahl in der Zukunft (2021-2050 und 2068-2097) für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5, unten: Änderung der mittleren Anzahl der Hitzewellen für den Zeitraum 2021-2050 (obere Karten) und 2068-2097 (untere Karten) für RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Schlegel et al. 2021).

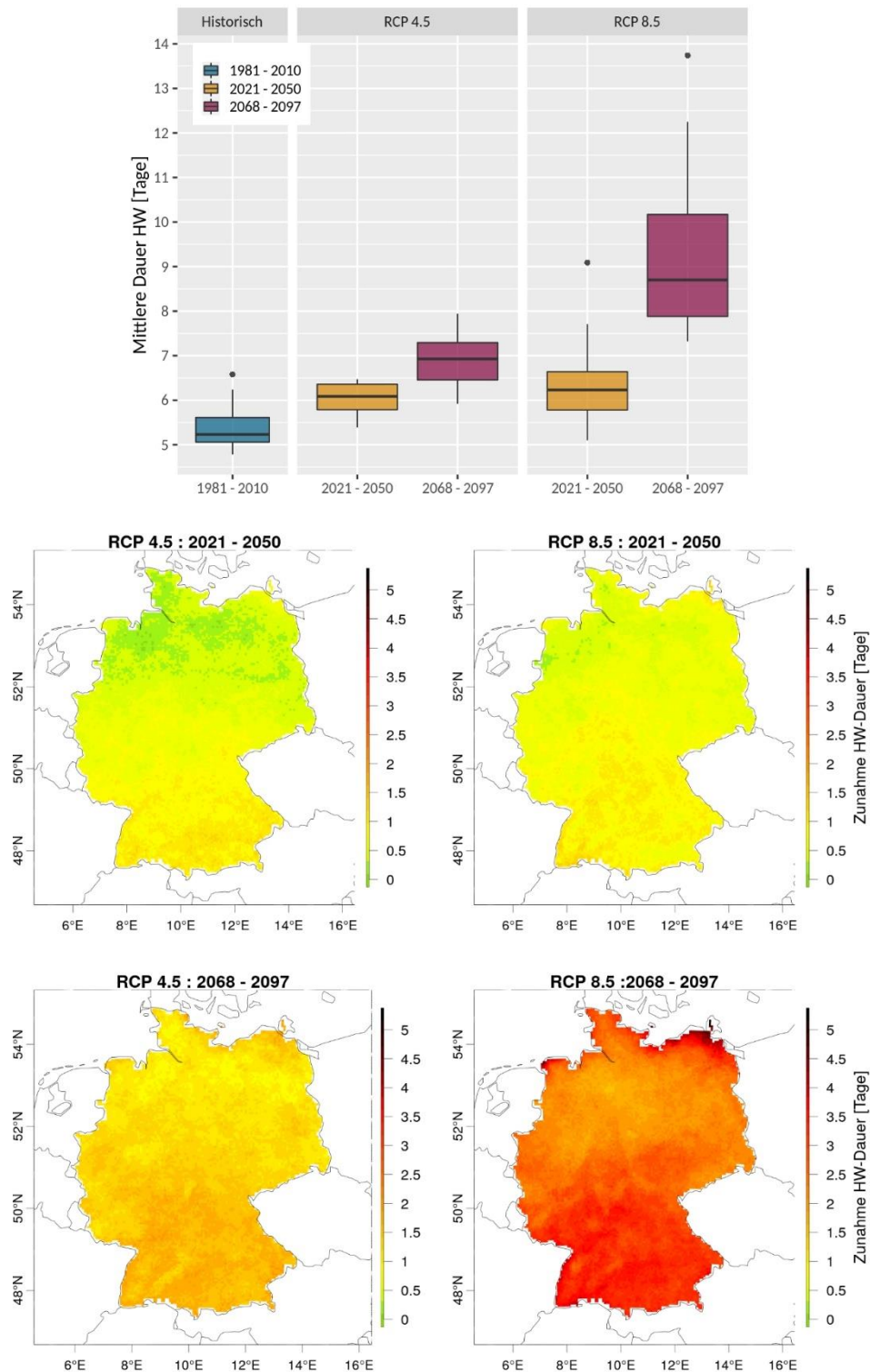
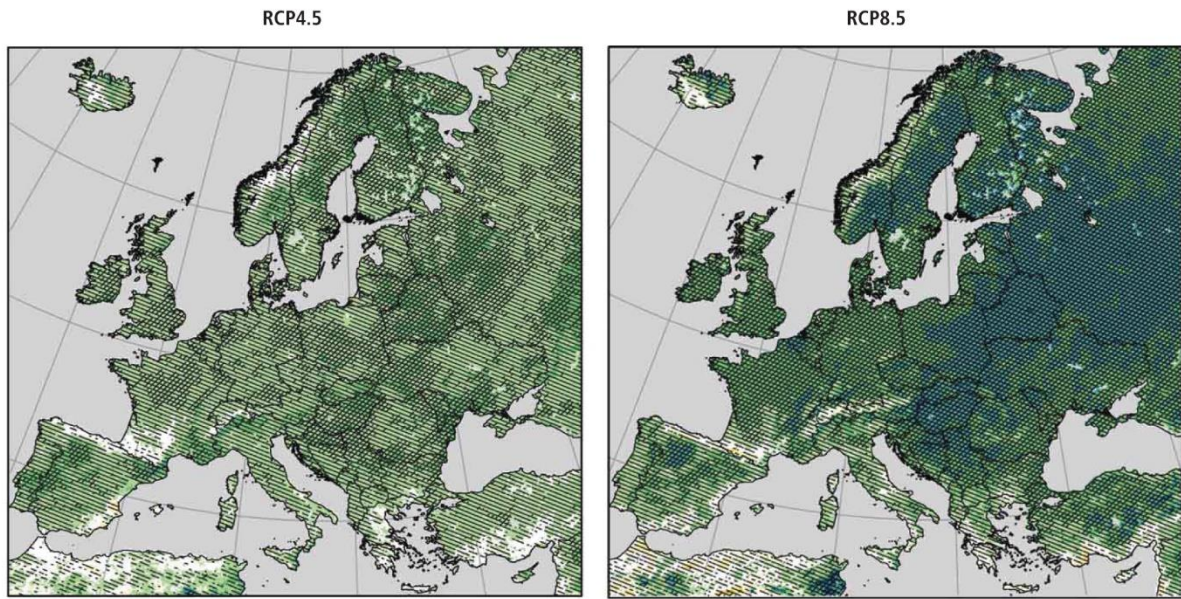


Abbildung-A 3-3: Dauer von Hitzewellen (HW) in Deutschland, oben: mittlere Dauer im Referenzzeitraum (1981-2010) und die Veränderung der Dauer in der Zukunft (2021-2050 und 2068-2097) für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5, unten: Änderung der mittleren Dauer von Hitzewellen für den Zeitraum 2021-2050 (obere Karten) und 2068-2097 (untere Karten) für RCP4.5 (links) und RCP8.5 (rechts) (Schlegel et al. 2021).

(a) DJF seasonal changes in heavy precipitation (%), 2071–2100 compared to 1971–2000



(b) JJA seasonal changes in heavy precipitation (%), 2071–2100 compared to 1971–2000

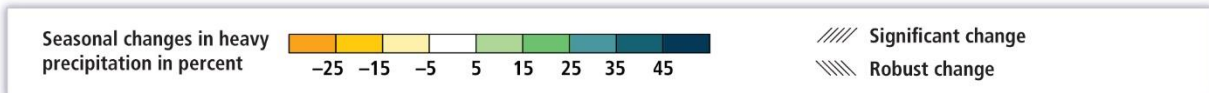
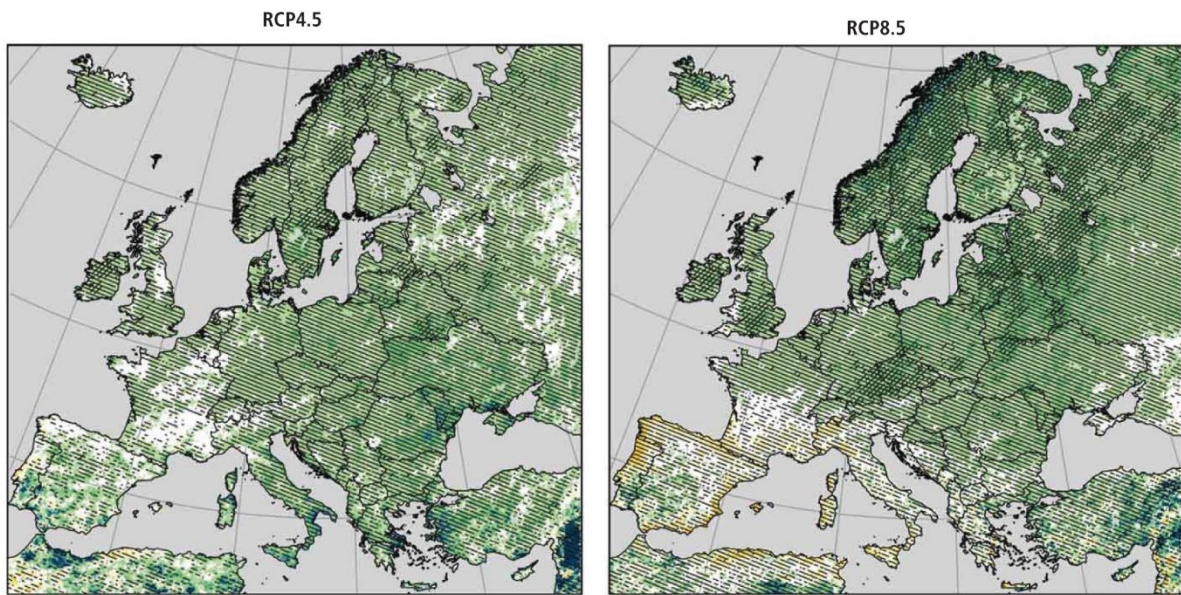


Abbildung-A 3-4: Prozentuale Veränderung des Auftretens von Starkregen im Winter (a) und Sommer (b) für den Zeitraum 2071-2100 im Vergleich zum Referenzzeitraum 1971-2000 für die Szenarien RCP4.5 und RCP8.5 ((Kovats et al. 2014), Fig23-2)

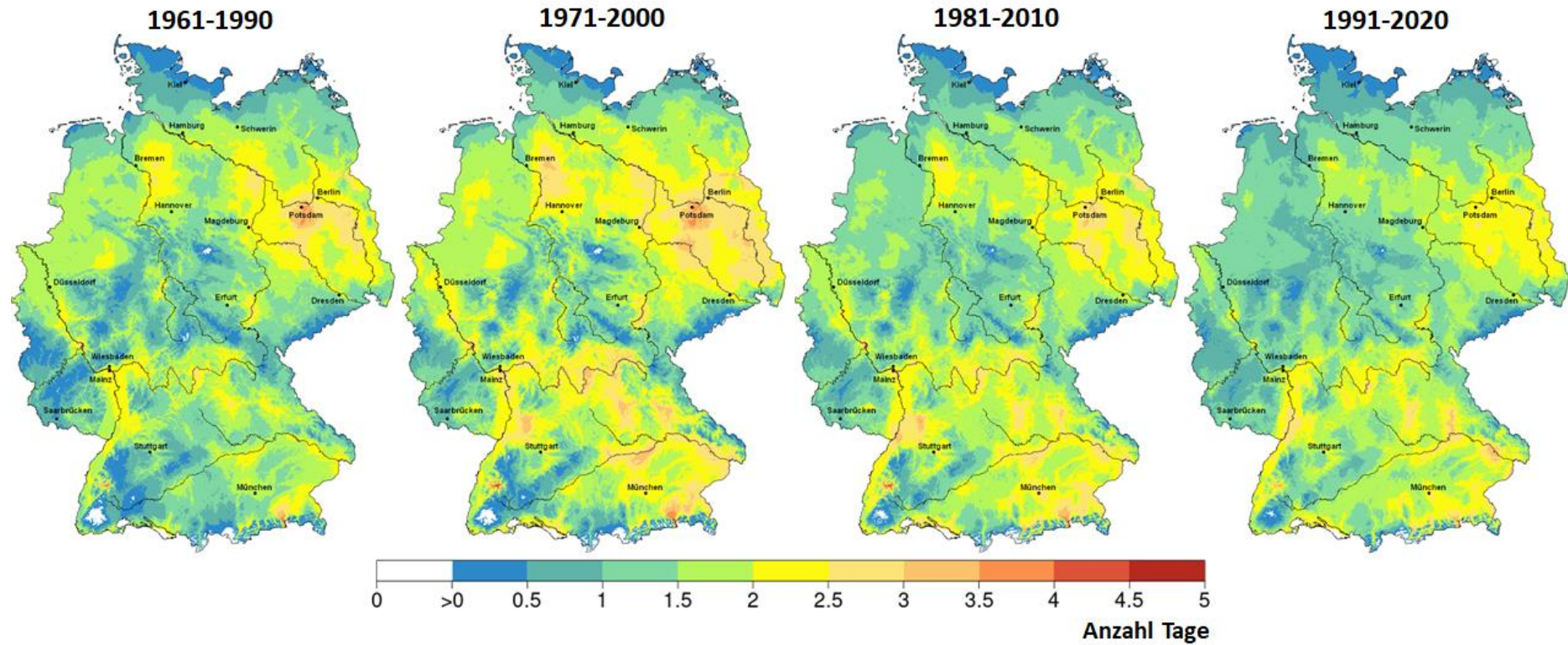


Abbildung-A 3-5a-f: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 27^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-5a: im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

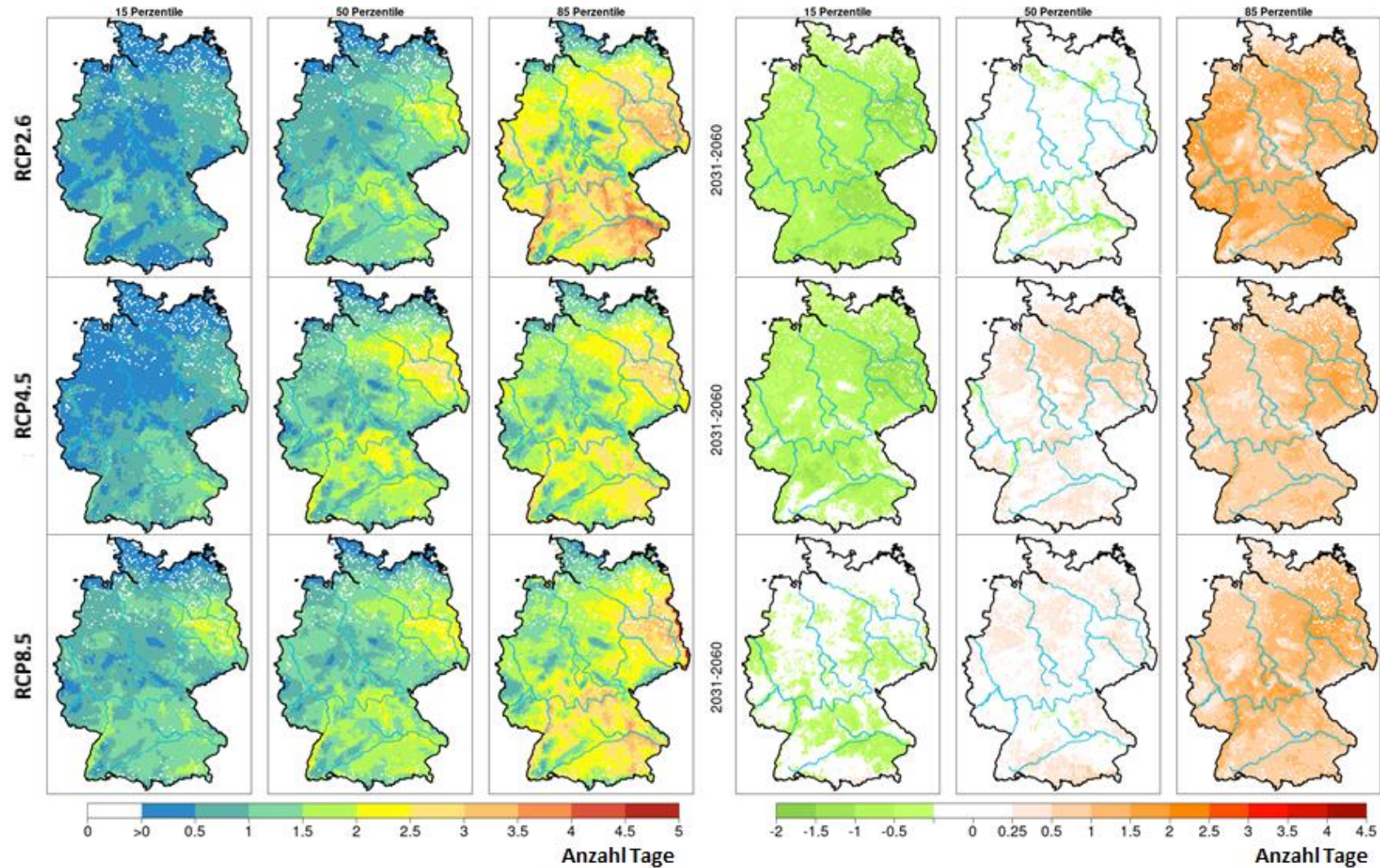


Abbildung-A 3-5b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 27^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

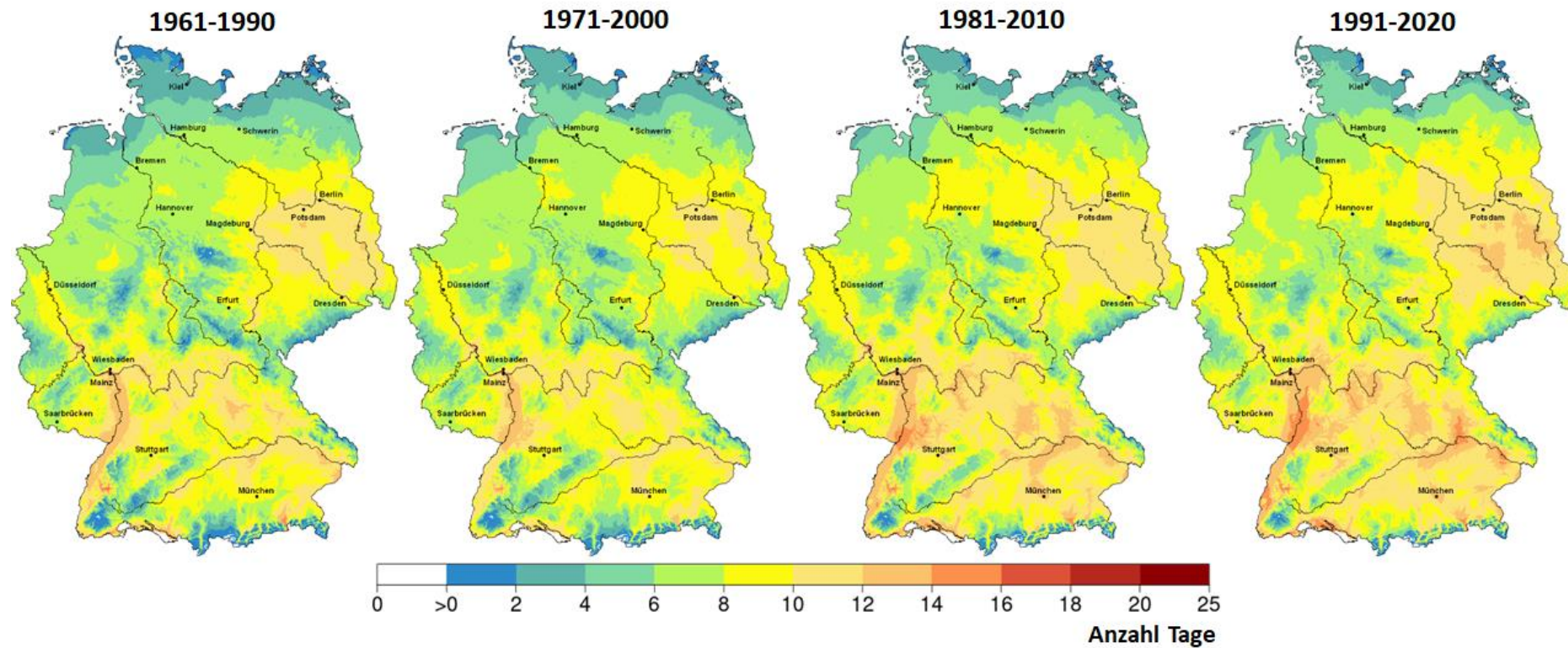


Abbildung-A 3-5c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{max} \geq 27^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

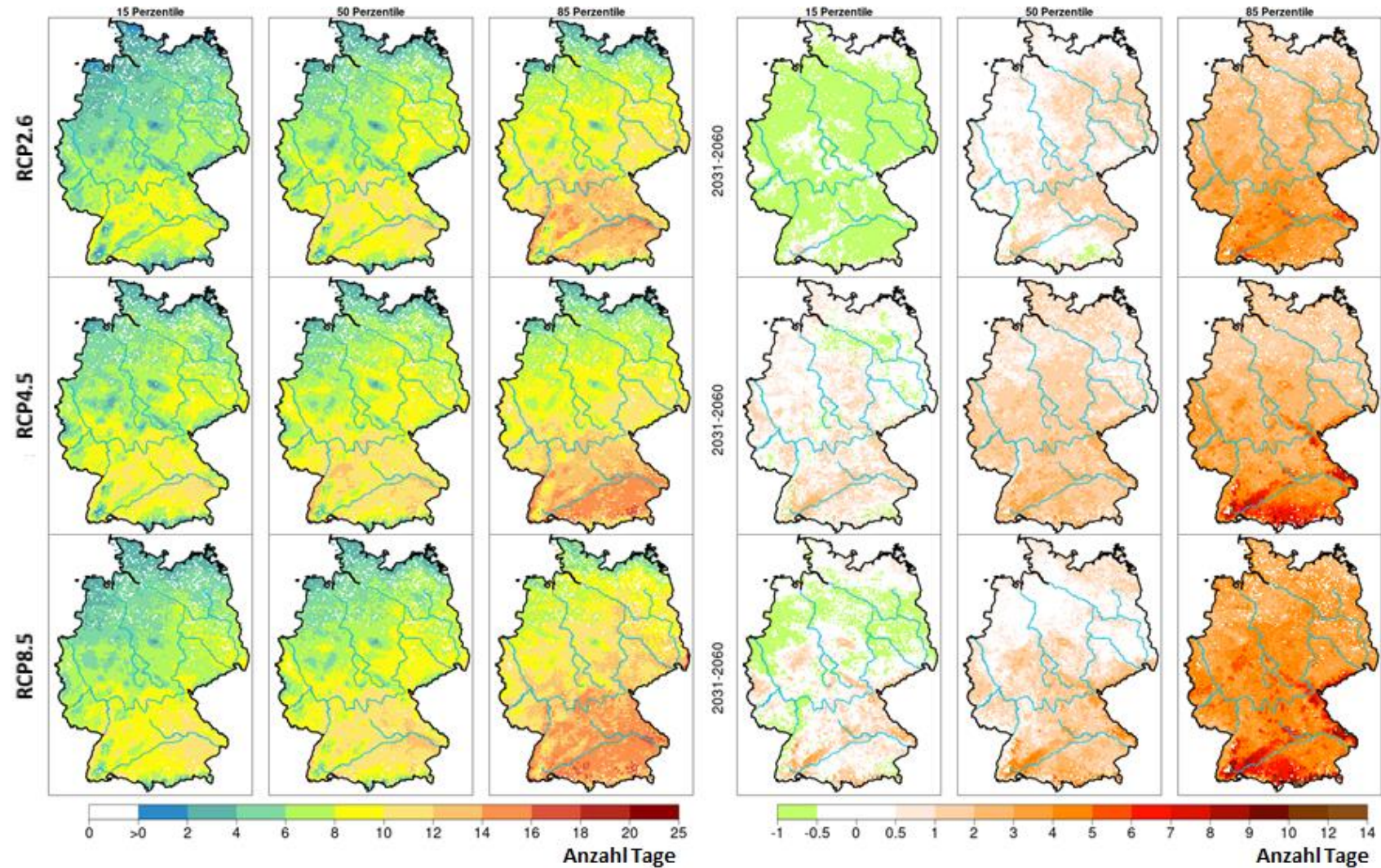


Abbildung-A 3-5d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 27^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

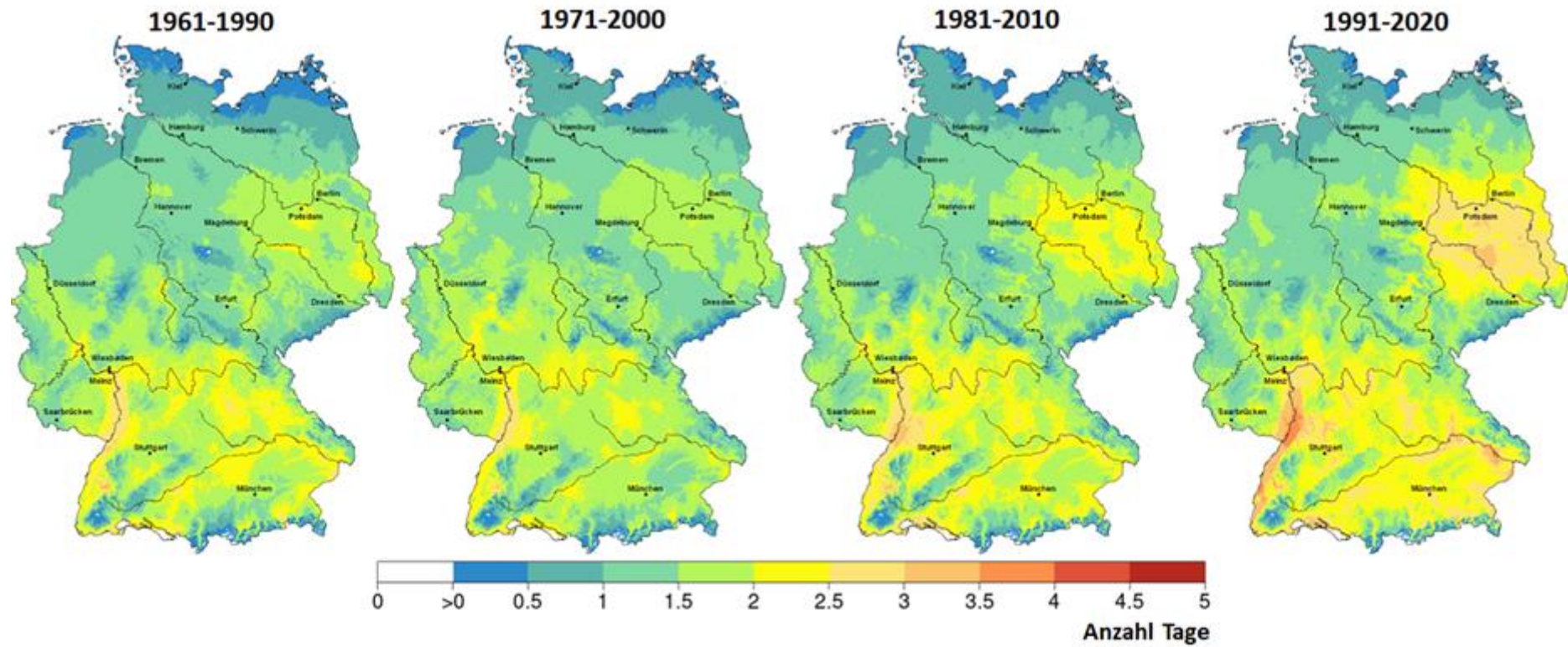


Abbildung-A 3-5e: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 27^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

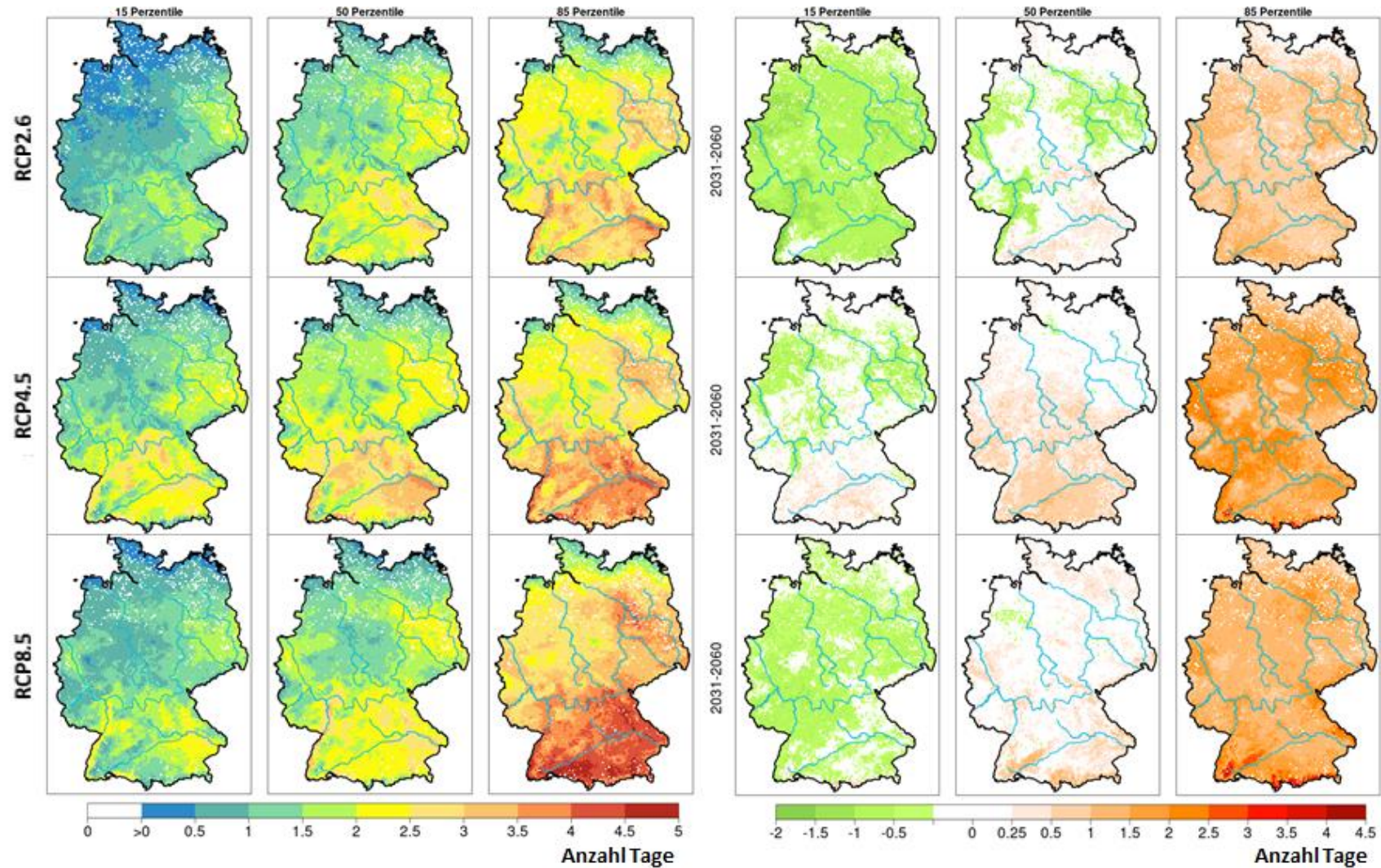


Abbildung-A 3-5f: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 27^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

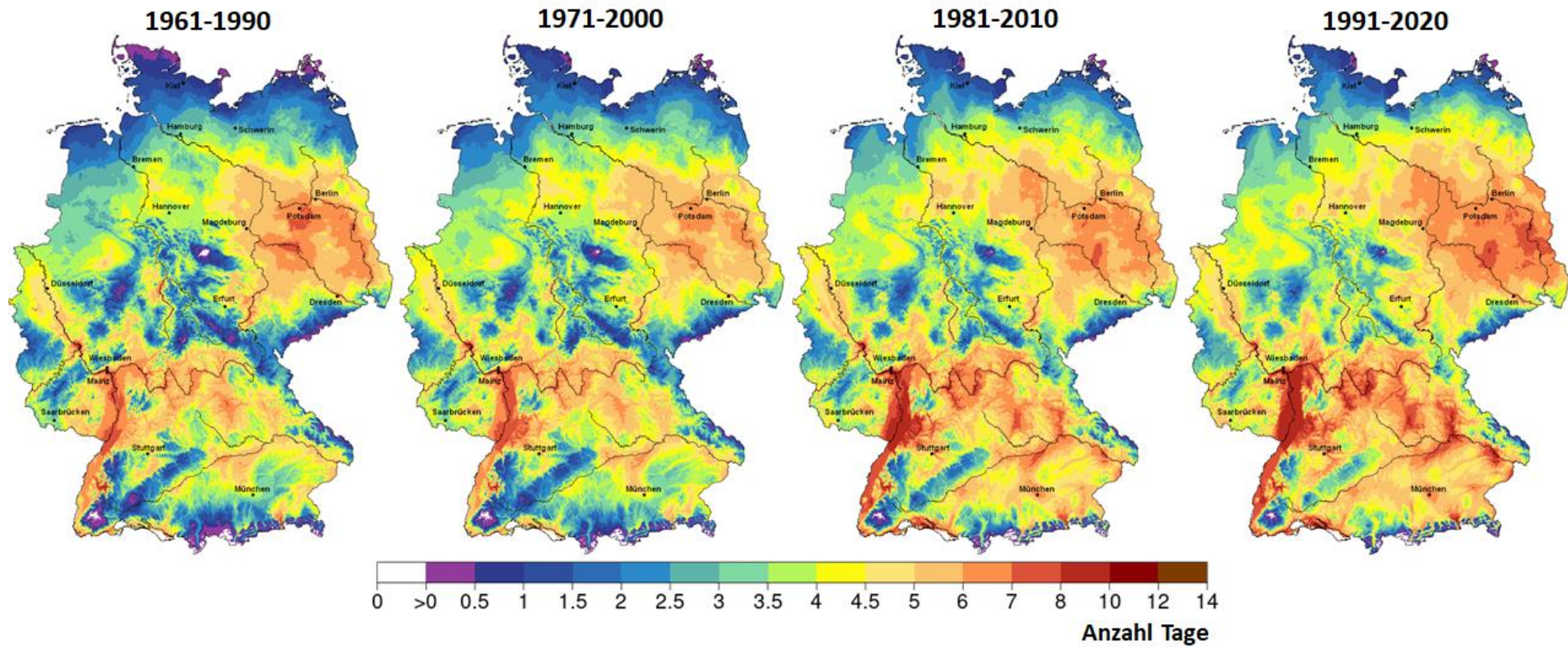


Abbildung-A 3-6a-b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 29^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87)

Abbildung-A 3-6a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

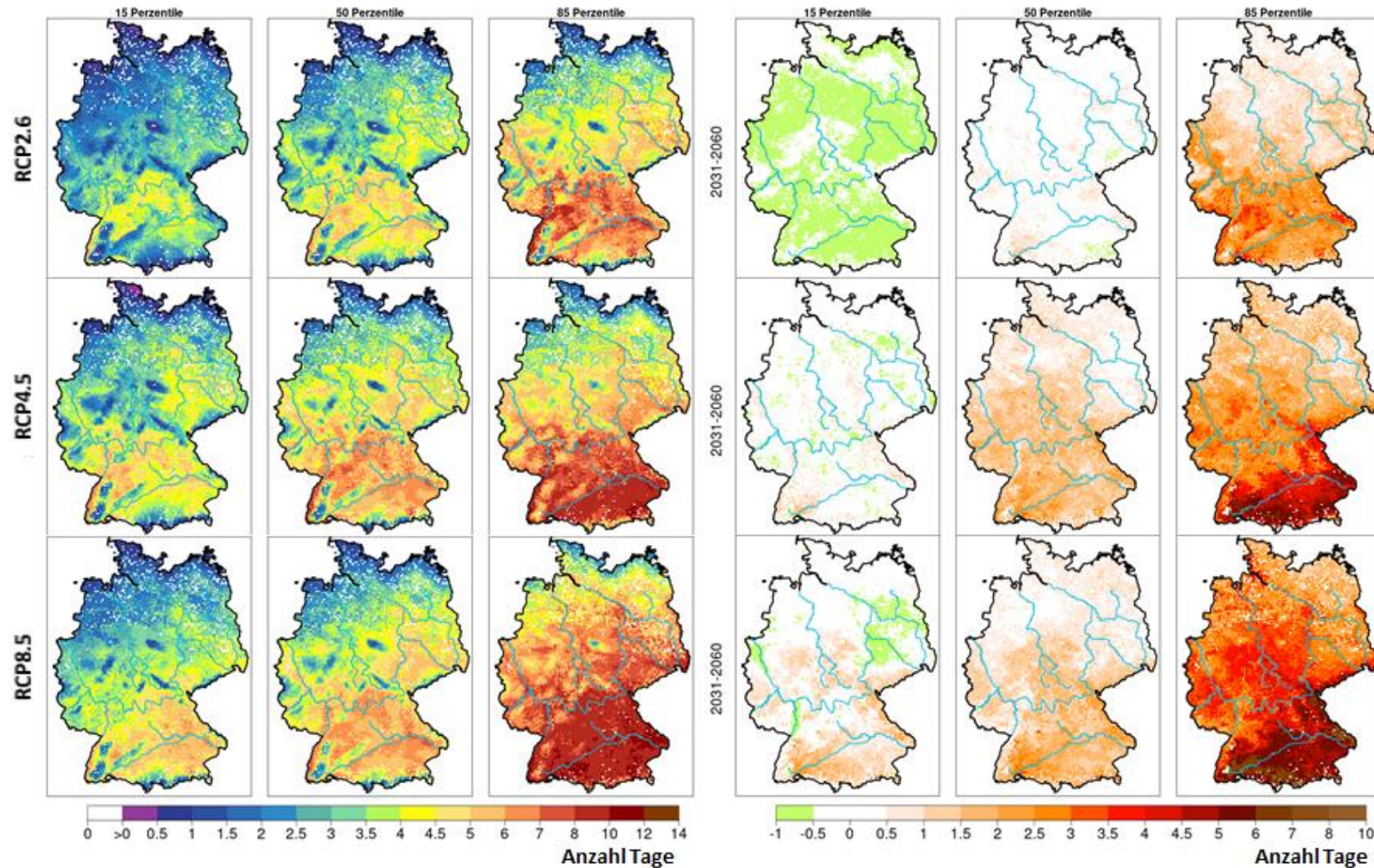


Abbildung-A 3-6b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 29^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

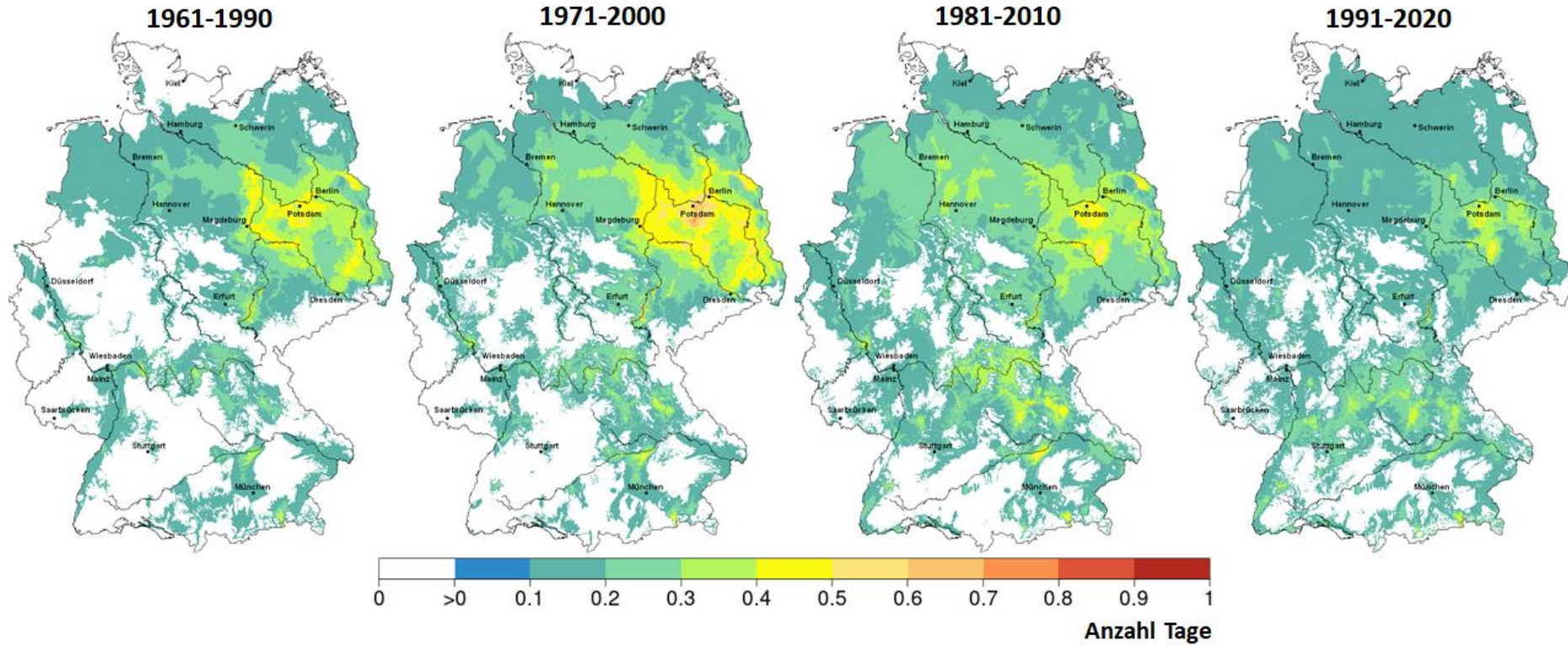


Abbildung-A 3-7a-f: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 31^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-7a: im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

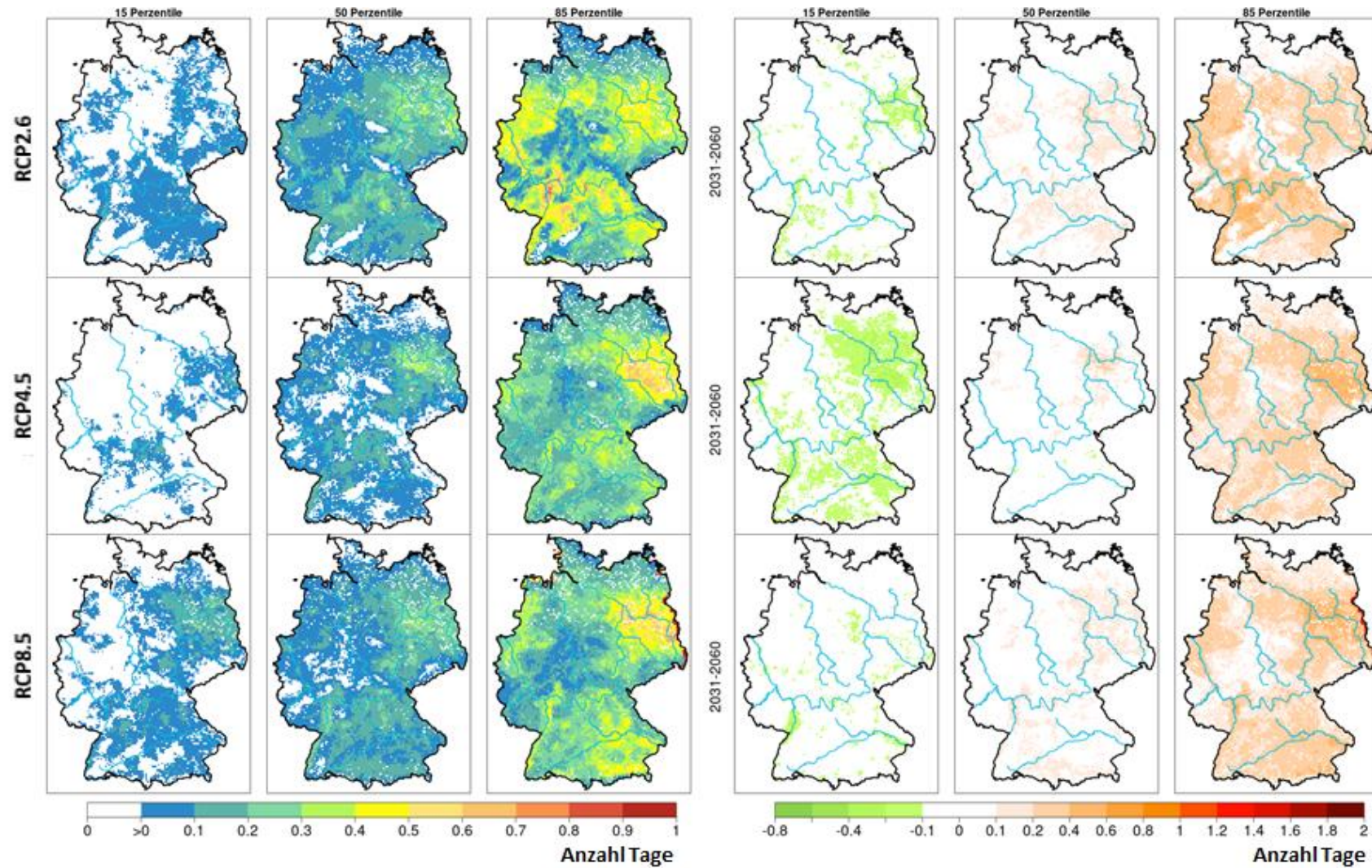


Abbildung-A 3-7b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 31^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

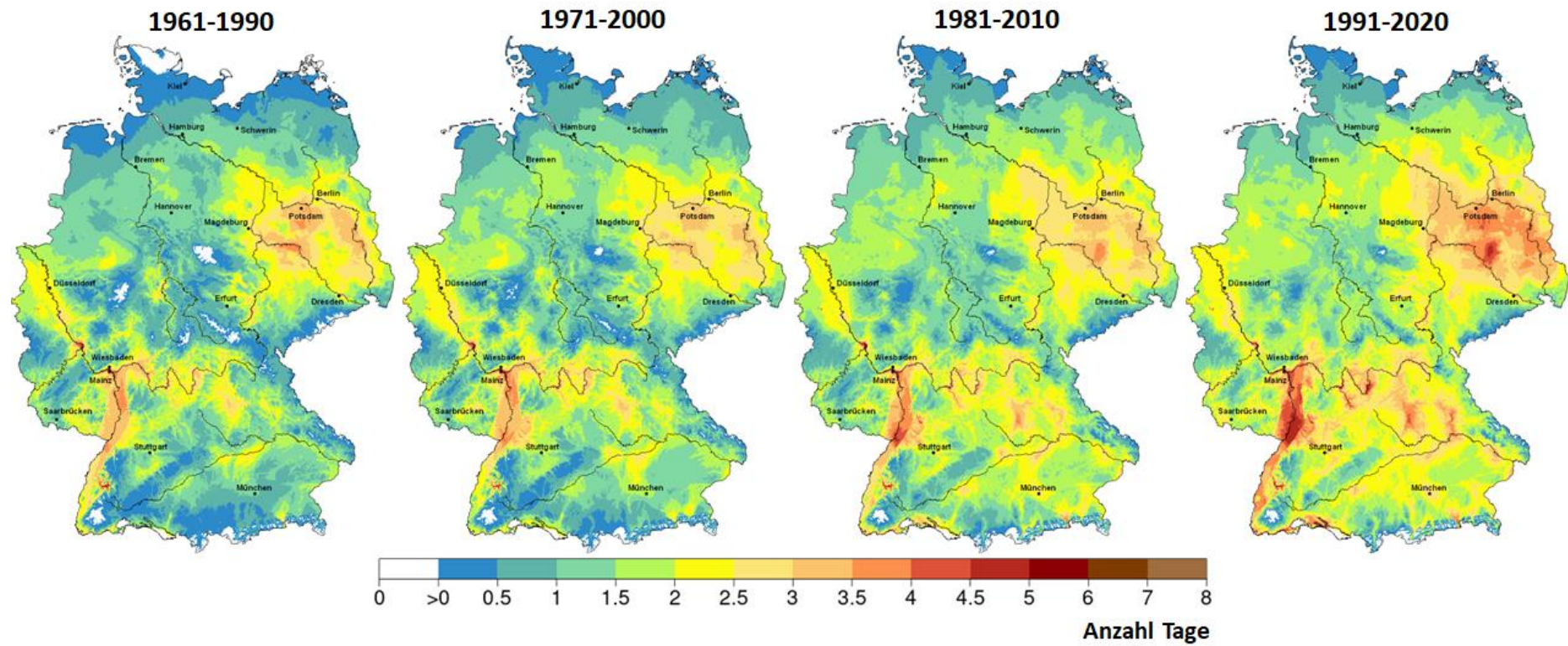


Abbildung-A 3-7c: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{max} \geq 31^\circ C$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

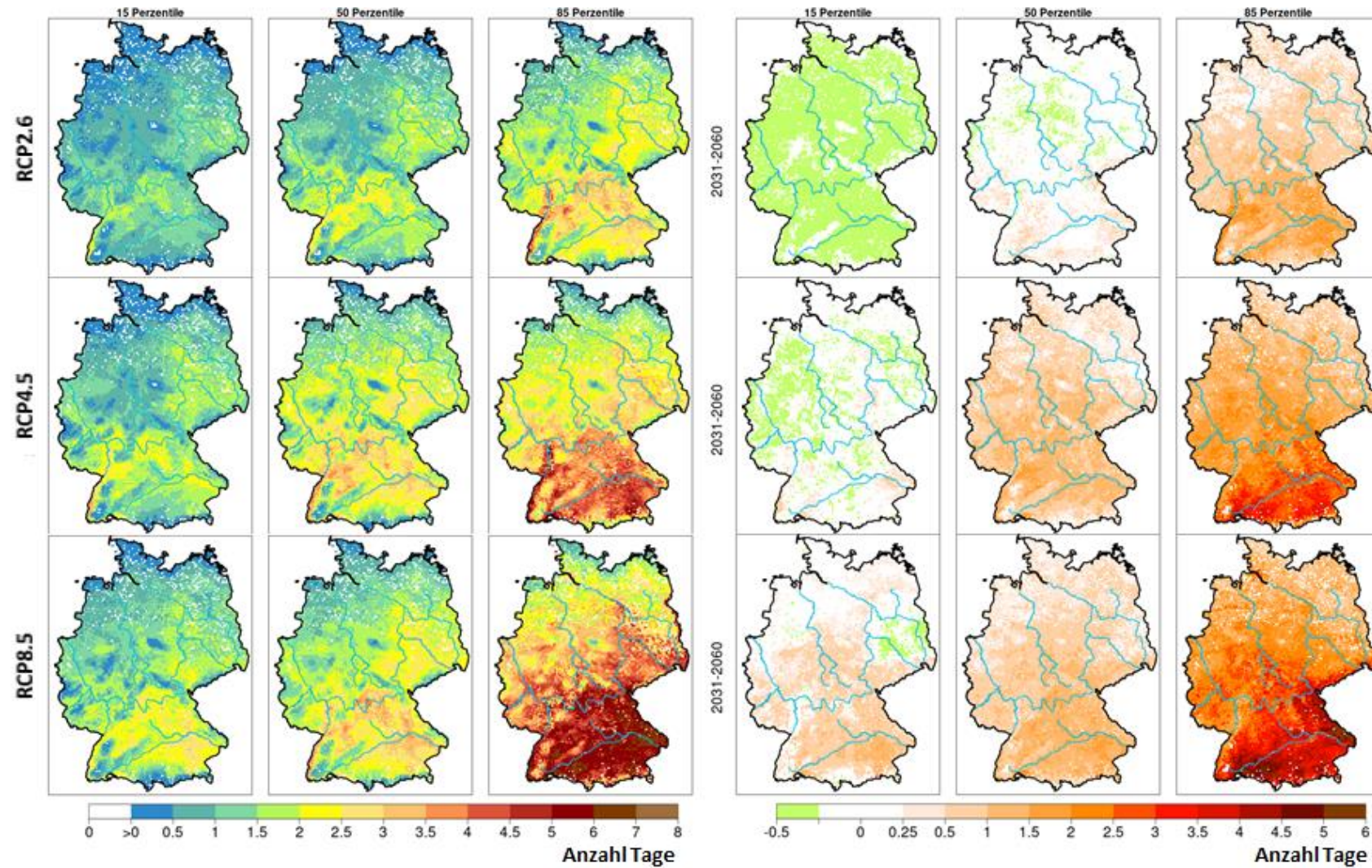


Abbildung-A 3-7d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 31^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

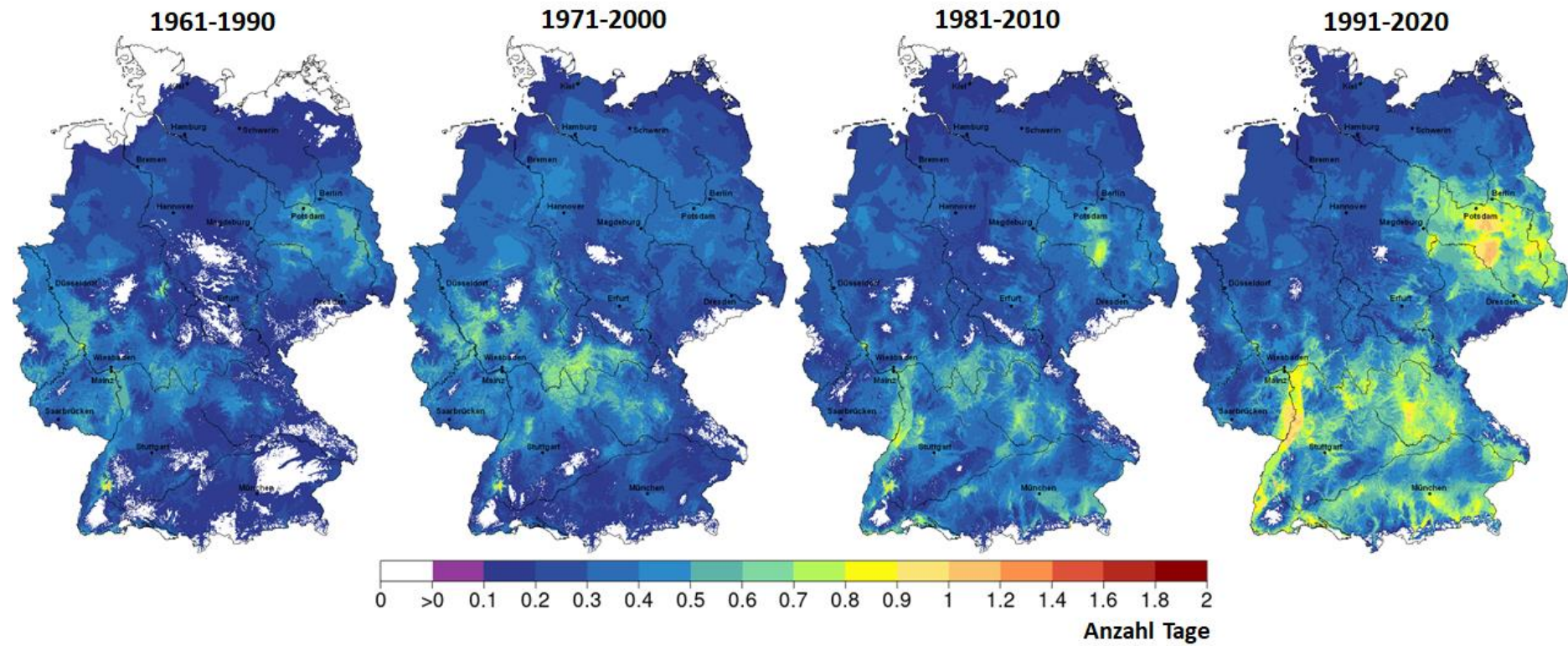


Abbildung-A 3-7e: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 31^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

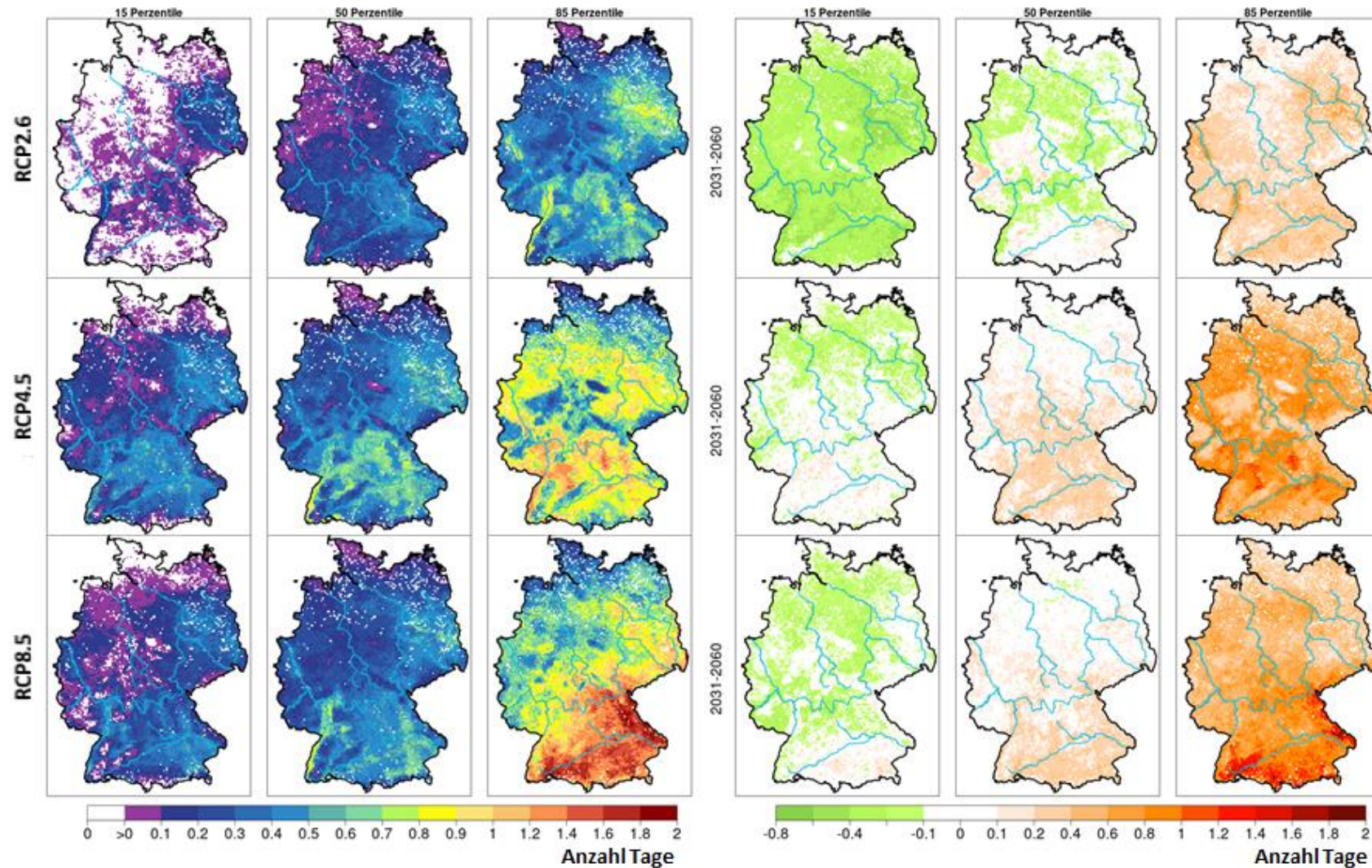


Abbildung-A 3-7f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 31^\circ\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

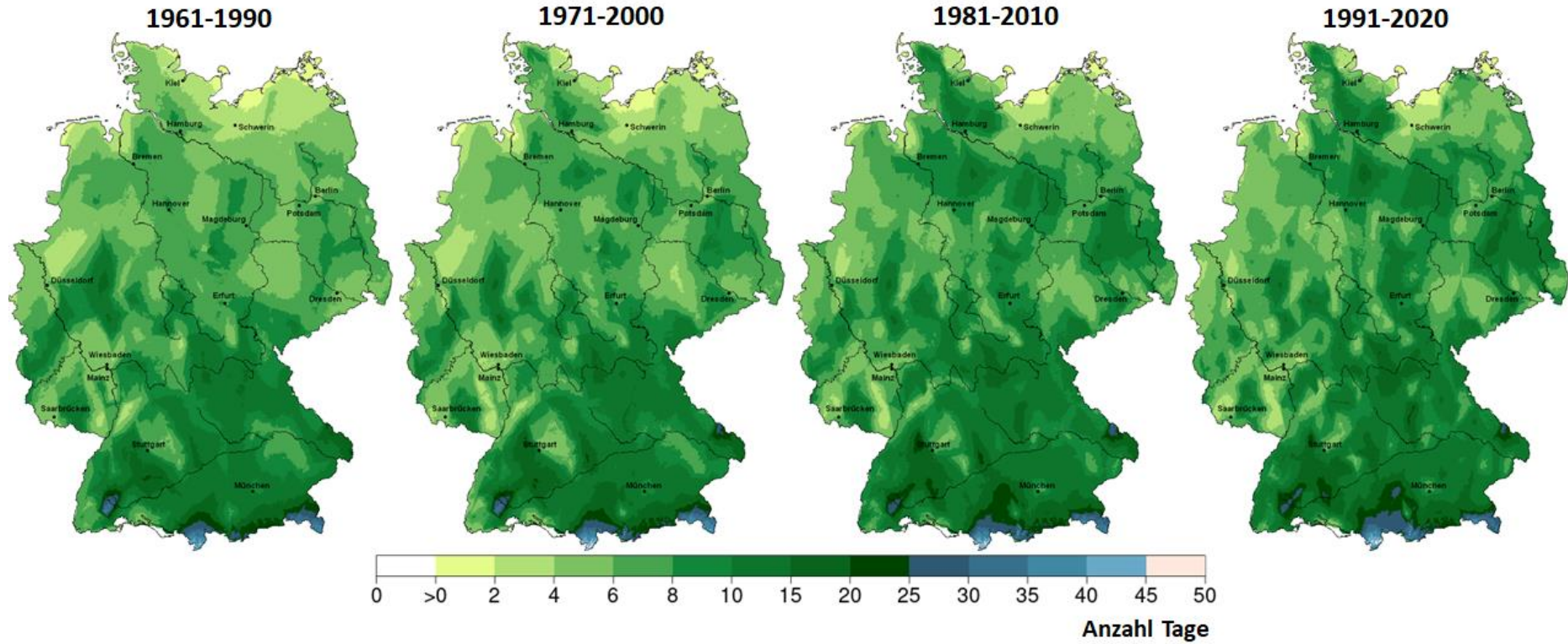


Abbildung-A 3-8a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung der Schwellenwerte für Wechselfrost ($T_{\min} < -3^{\circ}\text{C}$ und $T_{\max} > +3^{\circ}\text{C}$) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-8a: im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

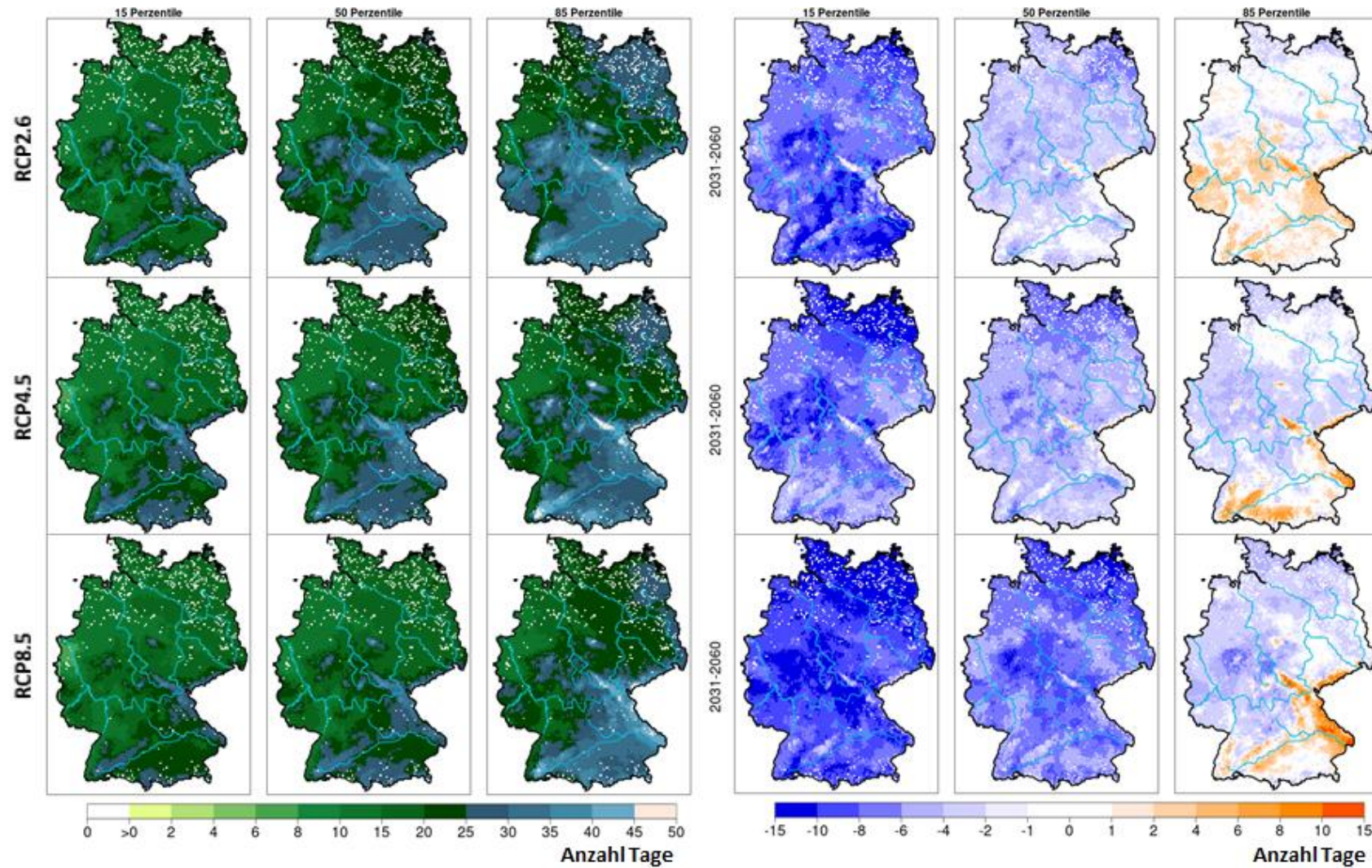


Abbildung-A 3-8b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung der Schwellenwerte für **Wechselfrost** ($T_{\min} < -3^{\circ}\text{C}$ und $T_{\max} > +3^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

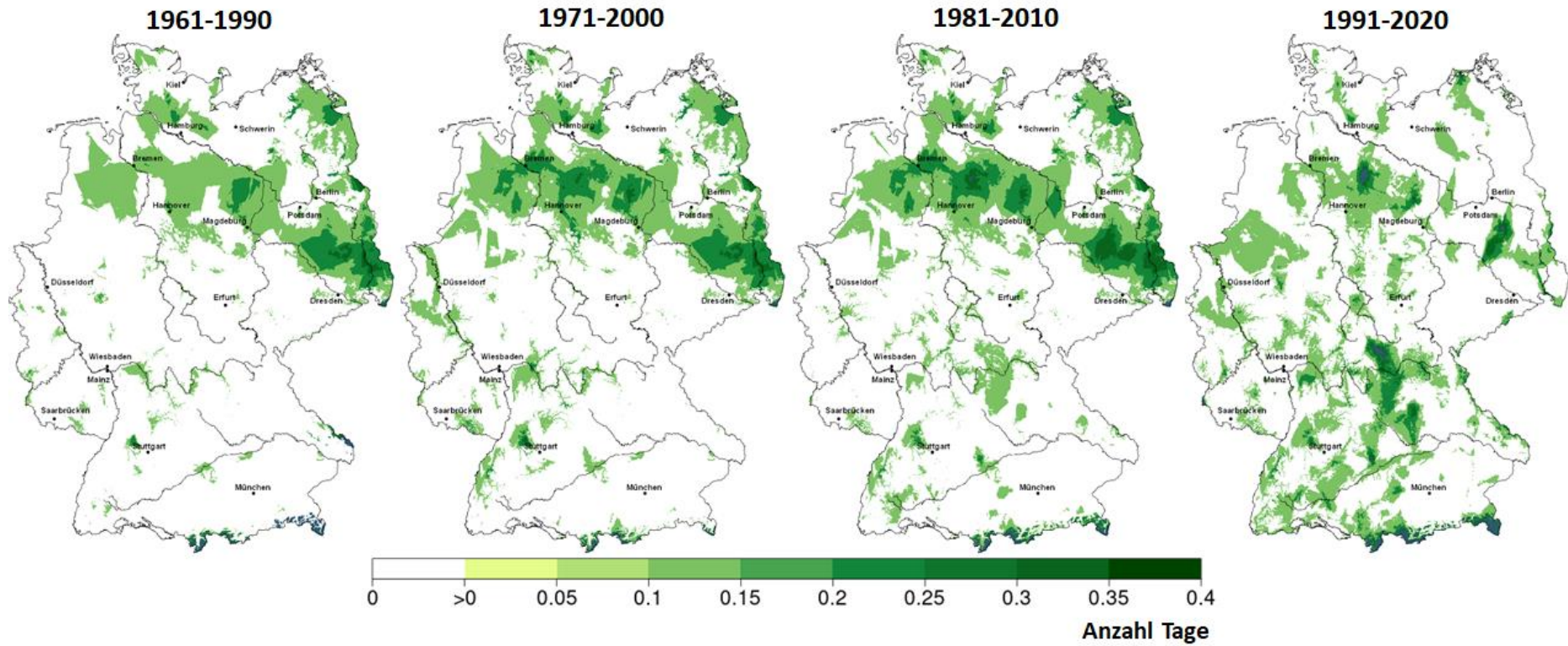


Abbildung-A 3-8c: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung der Schwellenwerte für Wechselfrost ($T_{\min} < -3^{\circ}\text{C}$ und $T_{\max} > +3^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

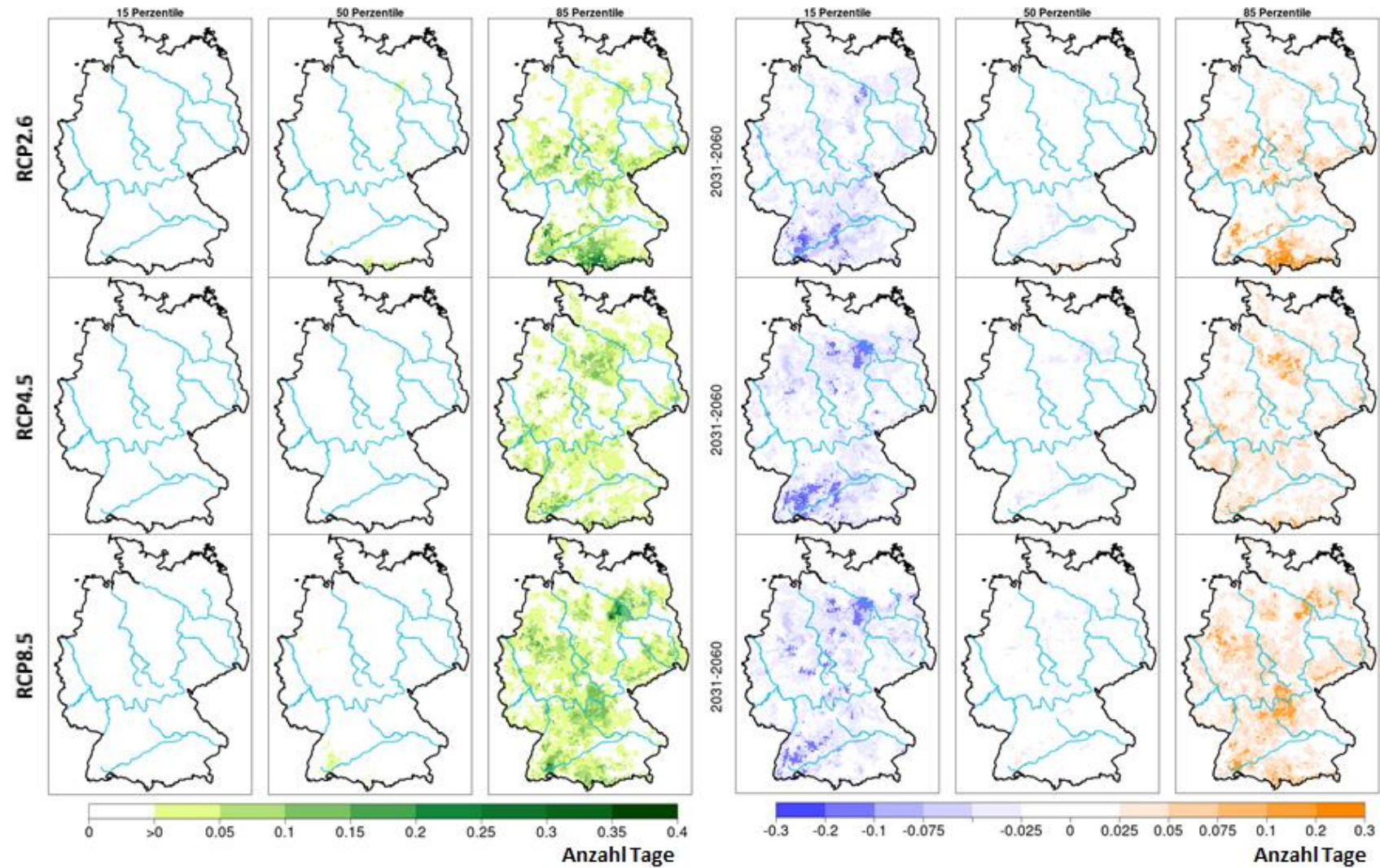


Abbildung-A 3-8d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung der Schwellenwerte für **Wechselfrost** ($T_{\min} < -3^{\circ}\text{C}$ und $T_{\max} > +3^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

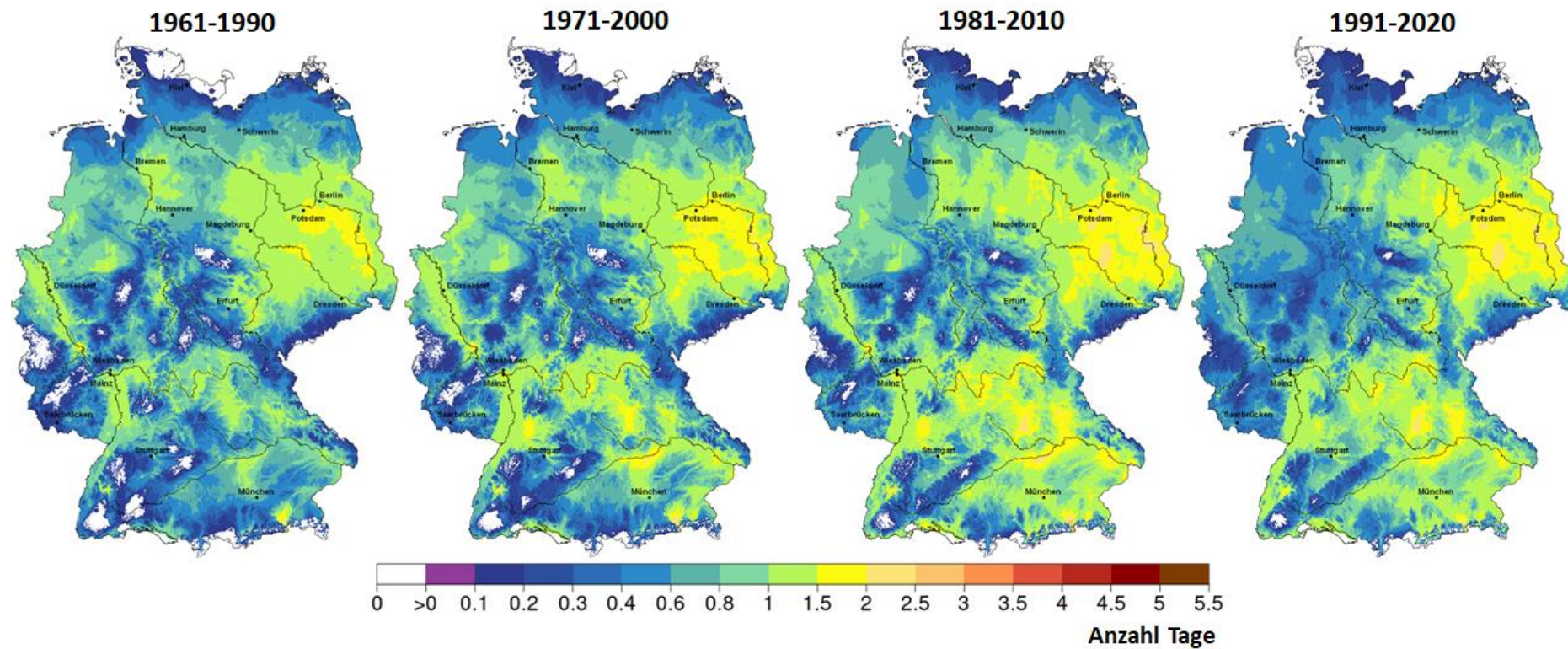


Abbildung-A 3-9a-b: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 29^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69)

Abbildung-A 3-9a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

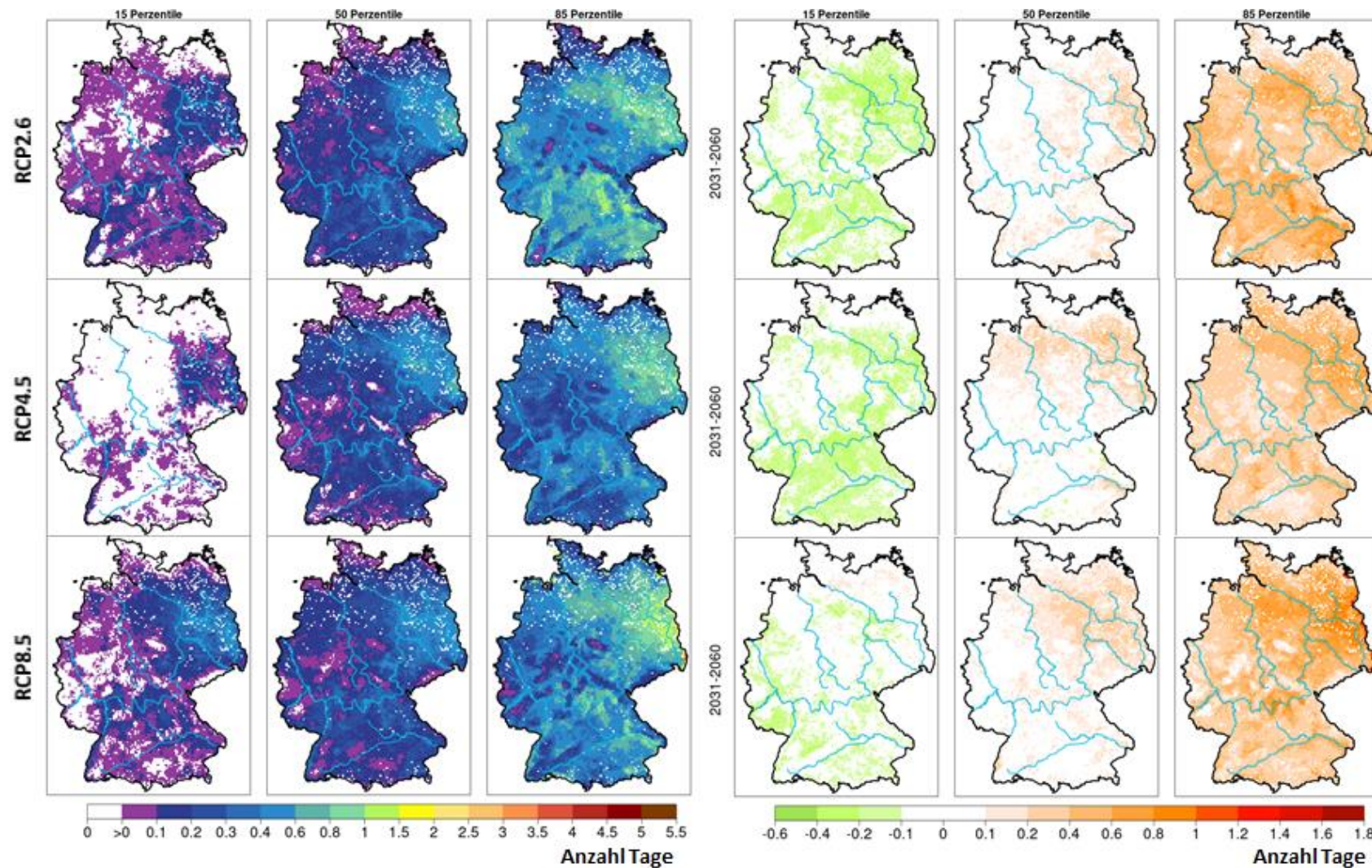


Abbildung-A 3-9b: Kultur Winterraps: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 29^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

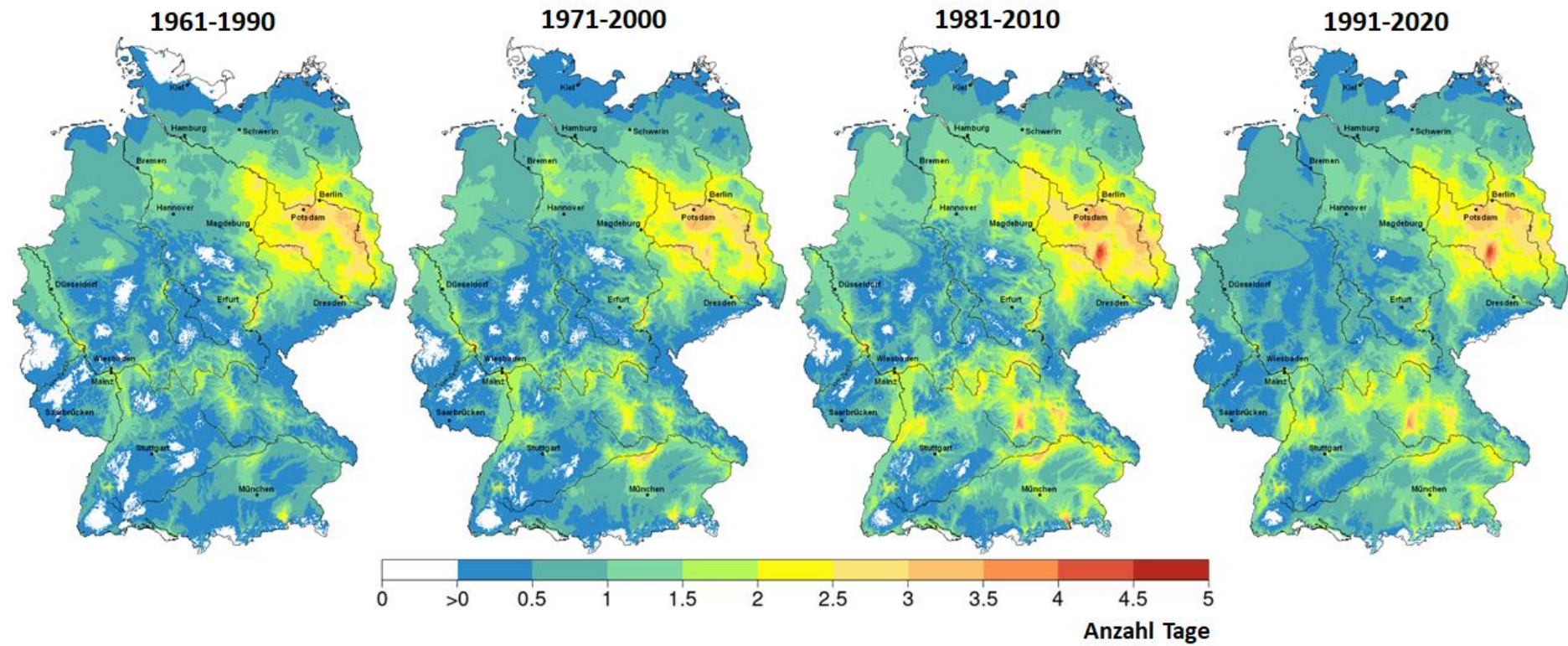


Abbildung-A 3-10a-b: Kultur **Winterraps**: mittlere **Hitzesumme** oberhalb von 29°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69)

Abbildung-A 3-10a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

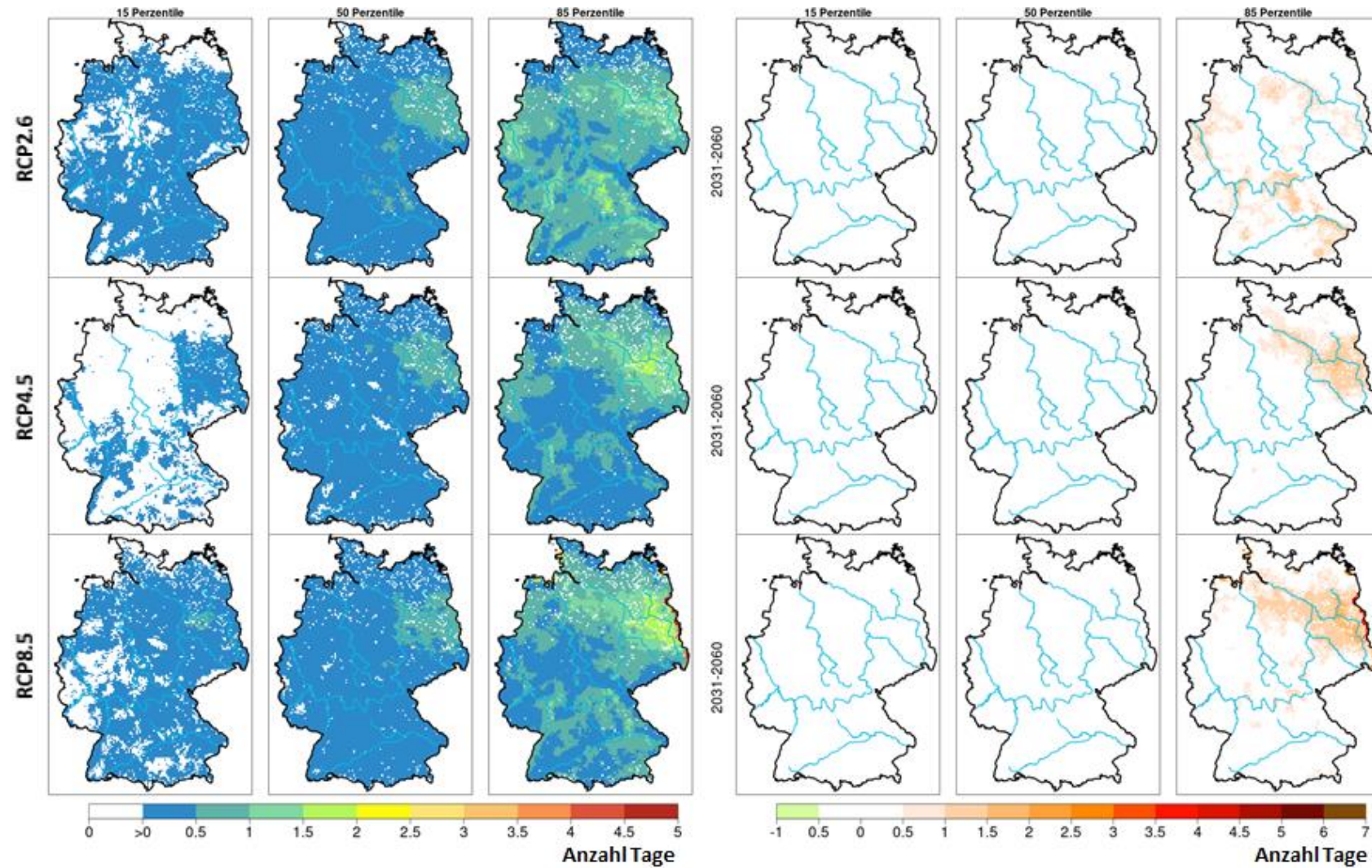


Abbildung-A 3-10b: Kultur **Winterraps**: mittlere **Hitzesumme** oberhalb von 29°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn bis zum Ende der Blüte (BBCH 61 - BBCH 69), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

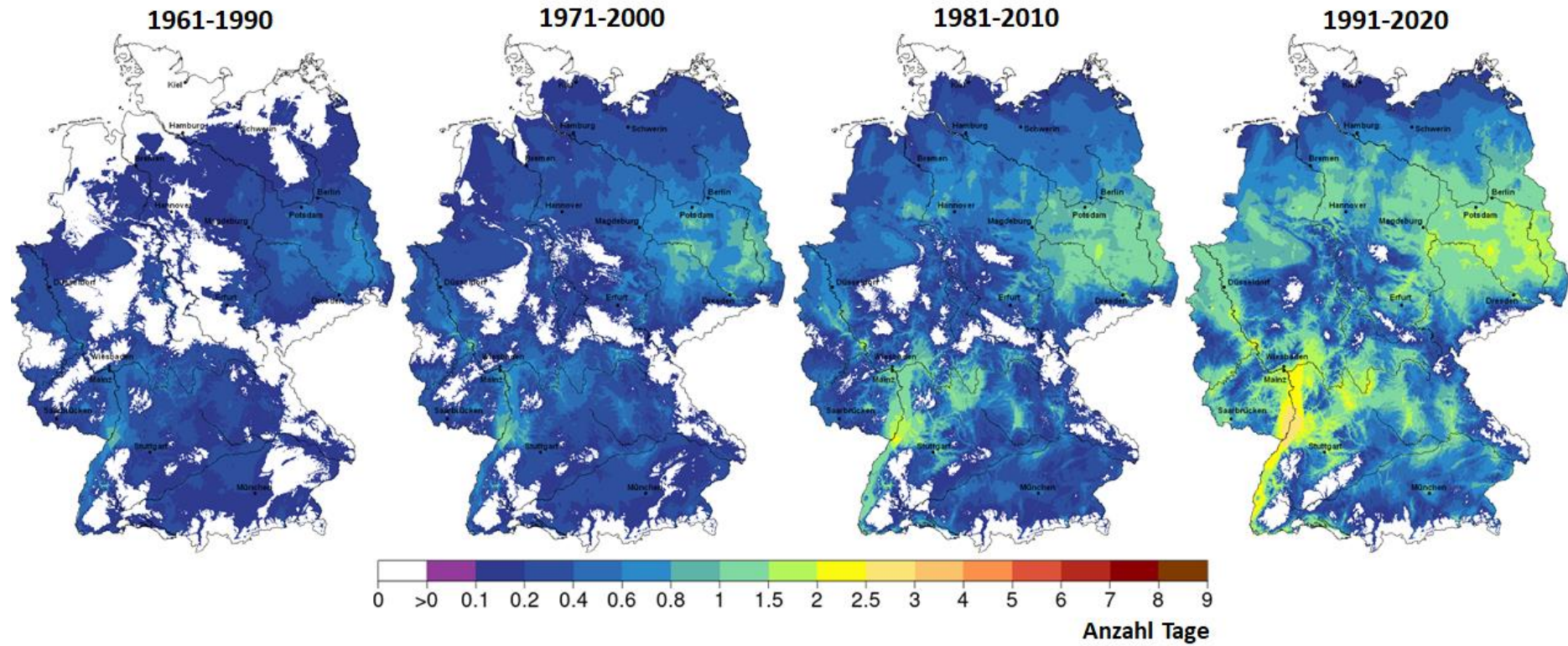


Abbildung-A 3-11a-b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Hitze** ($T_{\max} \geq 34^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71)

Abbildung-A 3-11a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

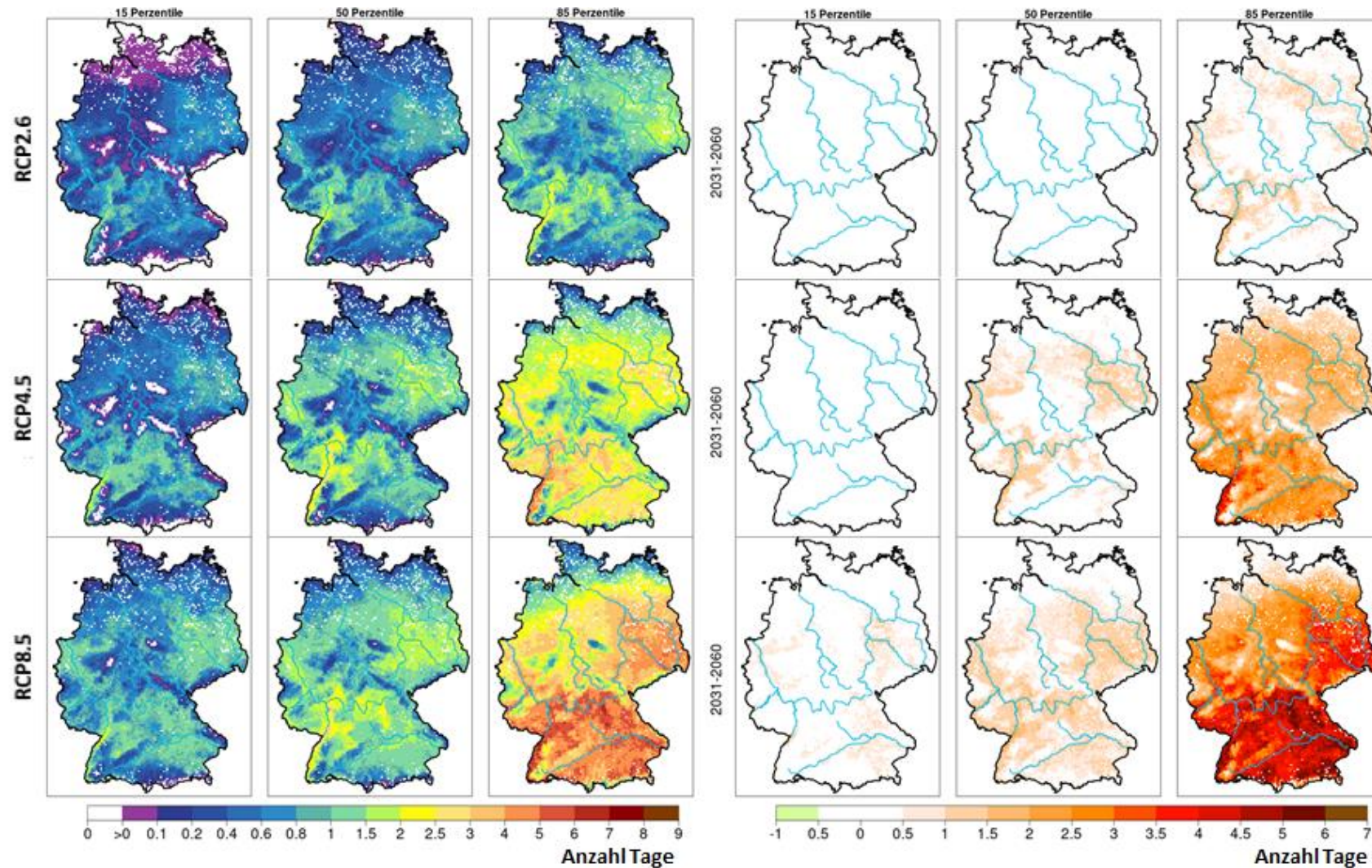


Abbildung-A 3-11b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für Hitze ($T_{\max} \geq 34^{\circ}\text{C}$) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

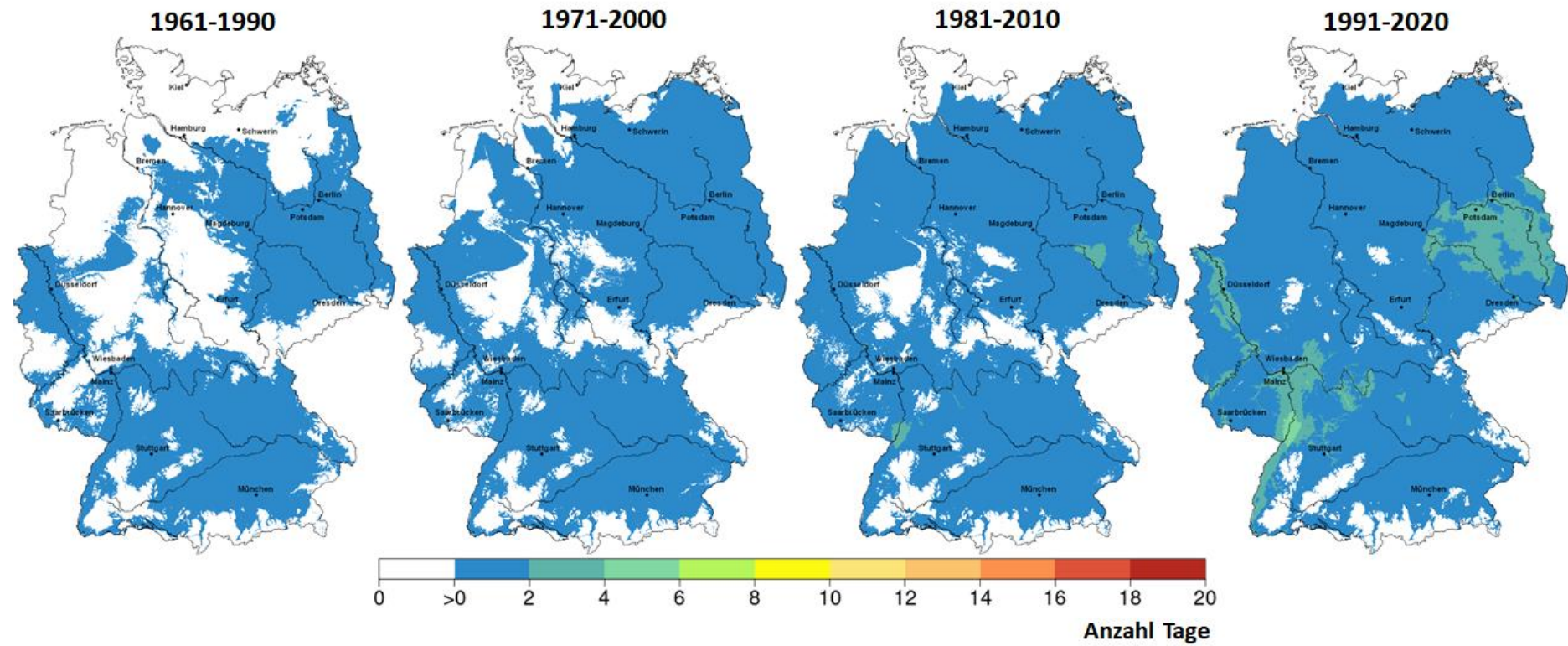


Abbildung-A 3-12a-b: Kultur **Mais**: mittlere **Hitzesumme** oberhalb von 34°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71)

Abbildung-A 3-12a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

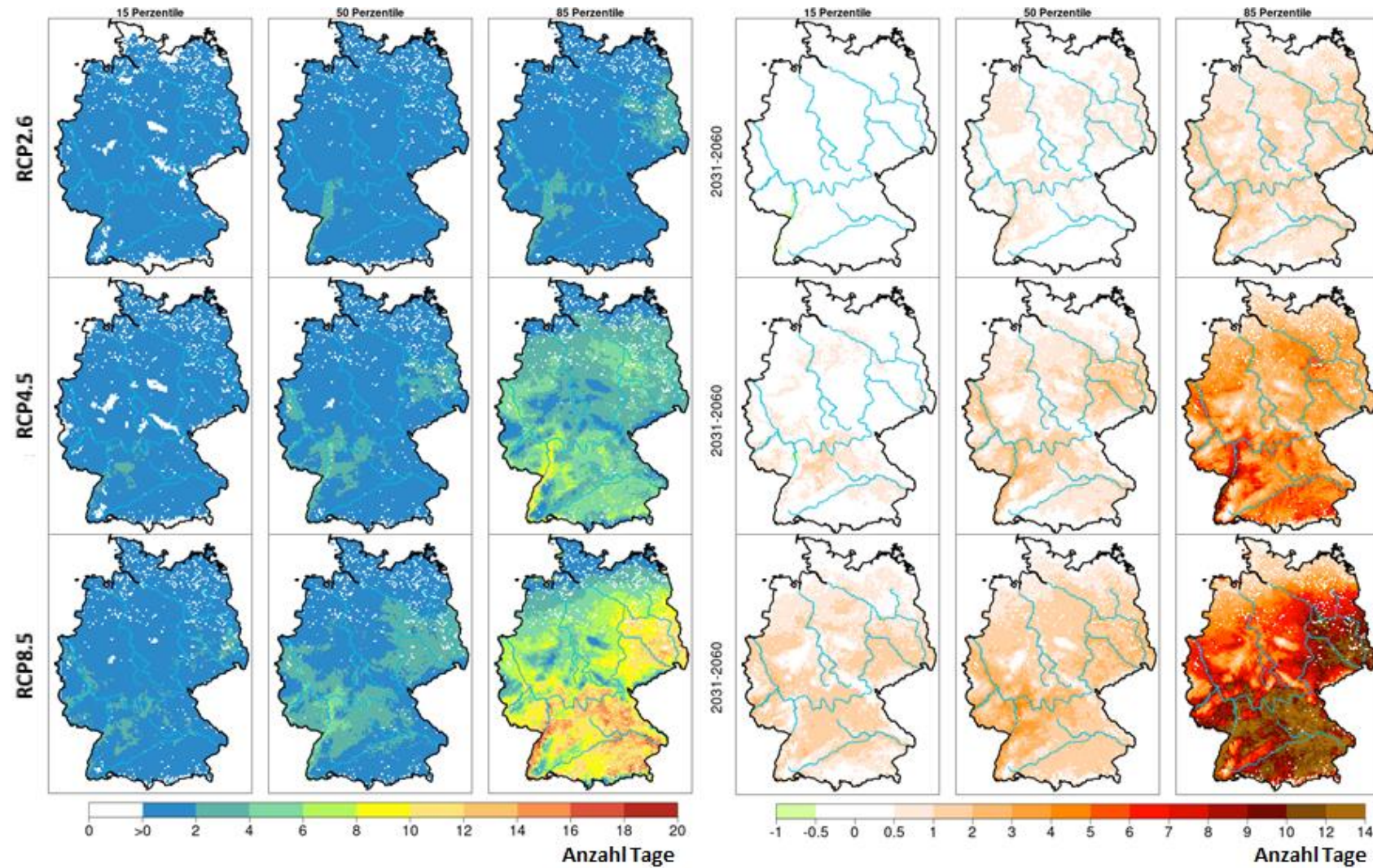


Abbildung-A 3-12b: Kultur Mais: mittlere Hitzesumme oberhalb von 34°C im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornbildung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

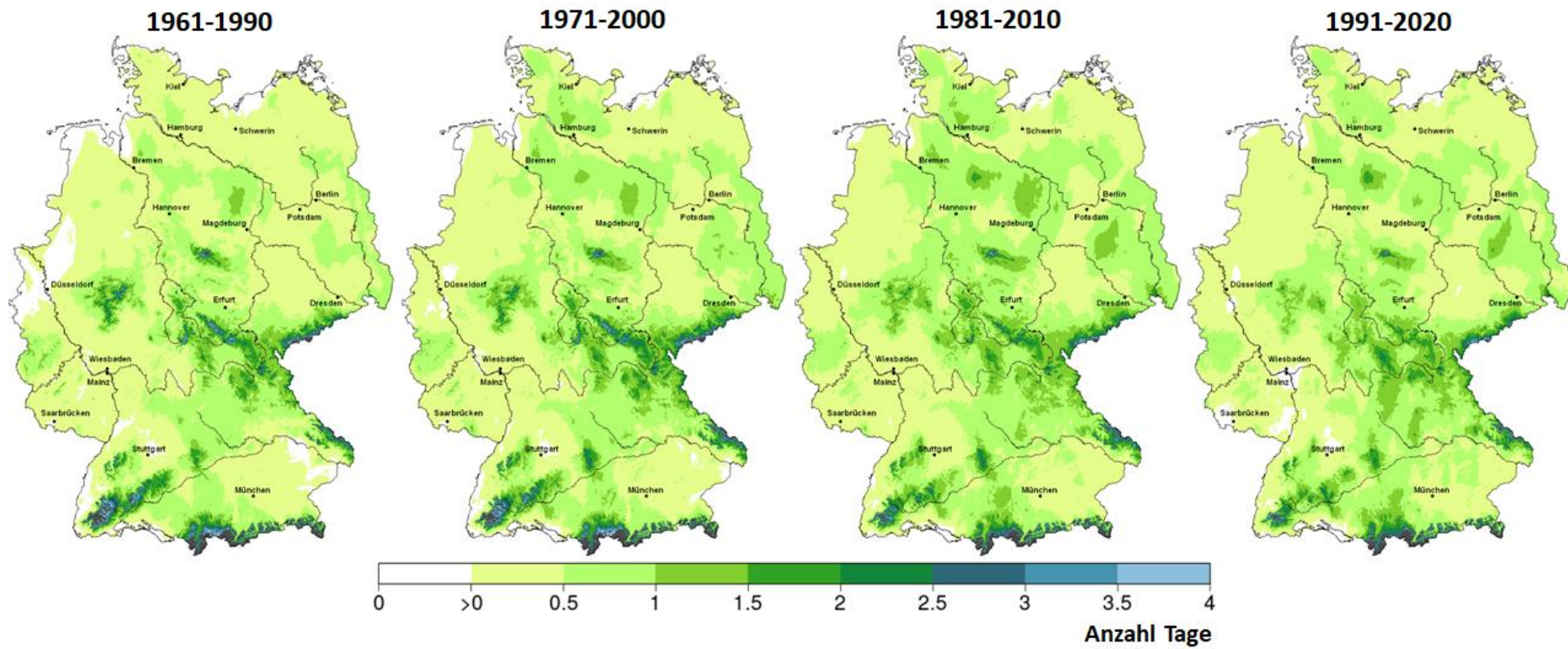


Abbildung-A 3-13a-b: Kultur **Kartoffeln**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Spätfrost** ($T_{\min} \leq -4^{\circ}\text{C}$) im Zeitraum 1.4.-31.5.

Abbildung-A 3-13a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020.

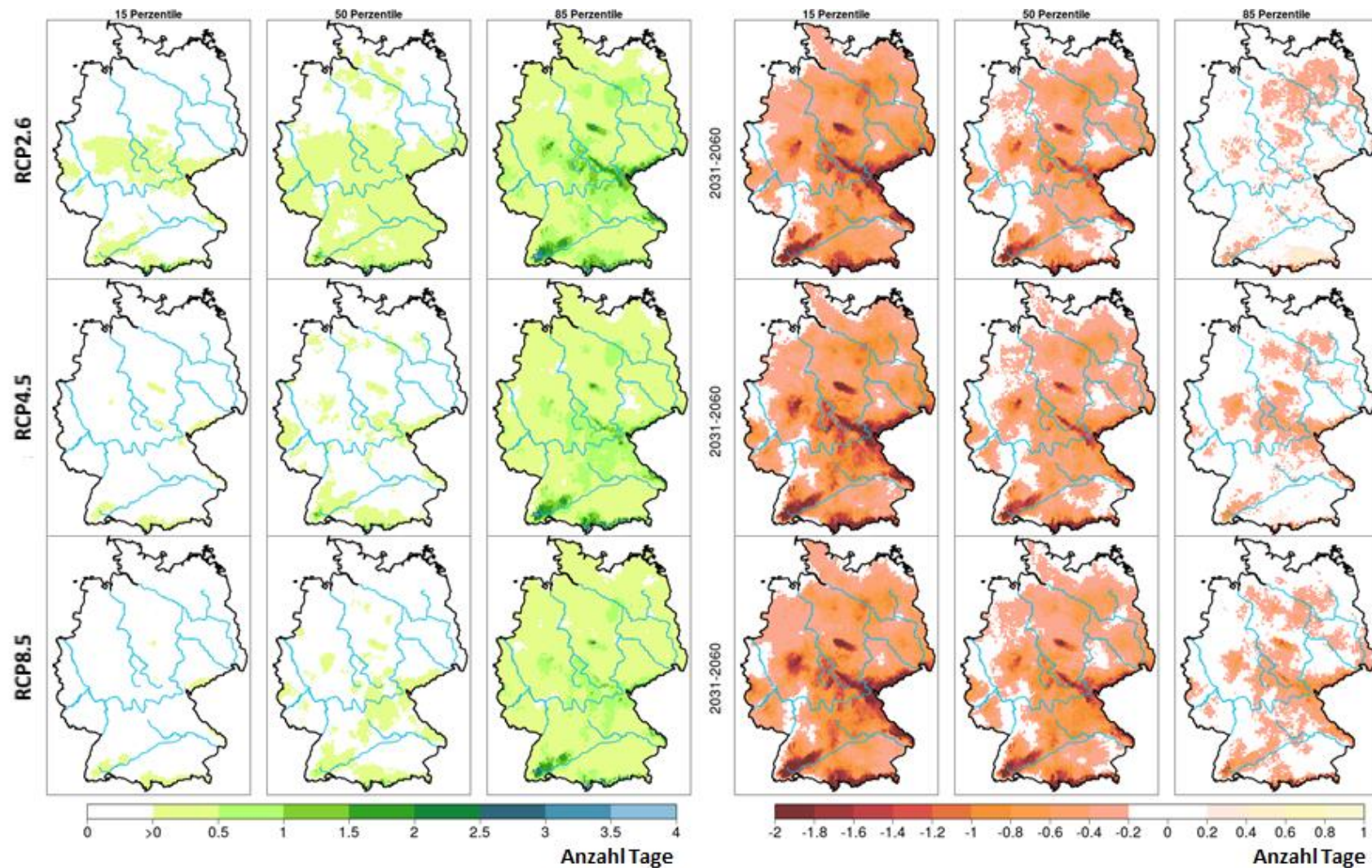


Abbildung-A 3-13b: Kultur **Kartoffeln**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Spätfrost** ($T_{\min} \leq -4^{\circ}\text{C}$) im Zeitraum 1.4.-31.5., links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

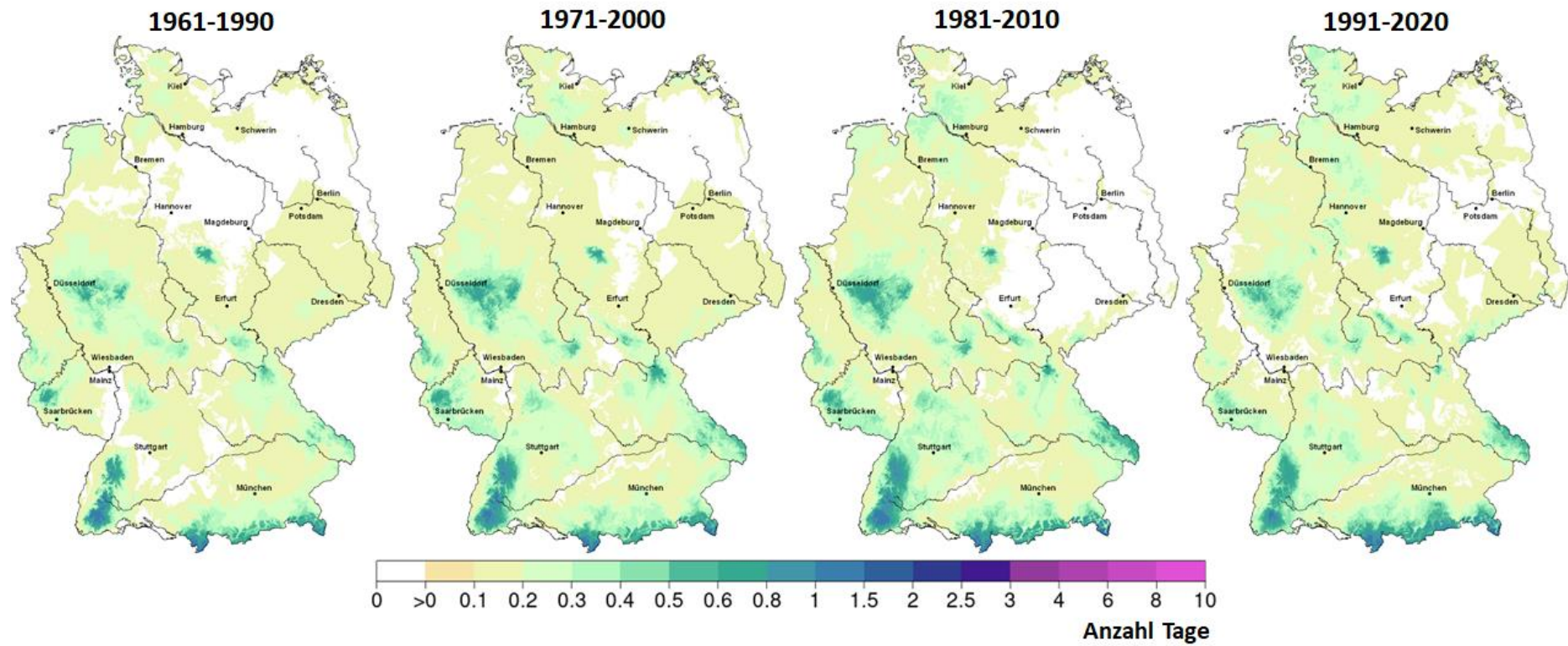


Abbildung-A 3-14a-h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-14a: im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

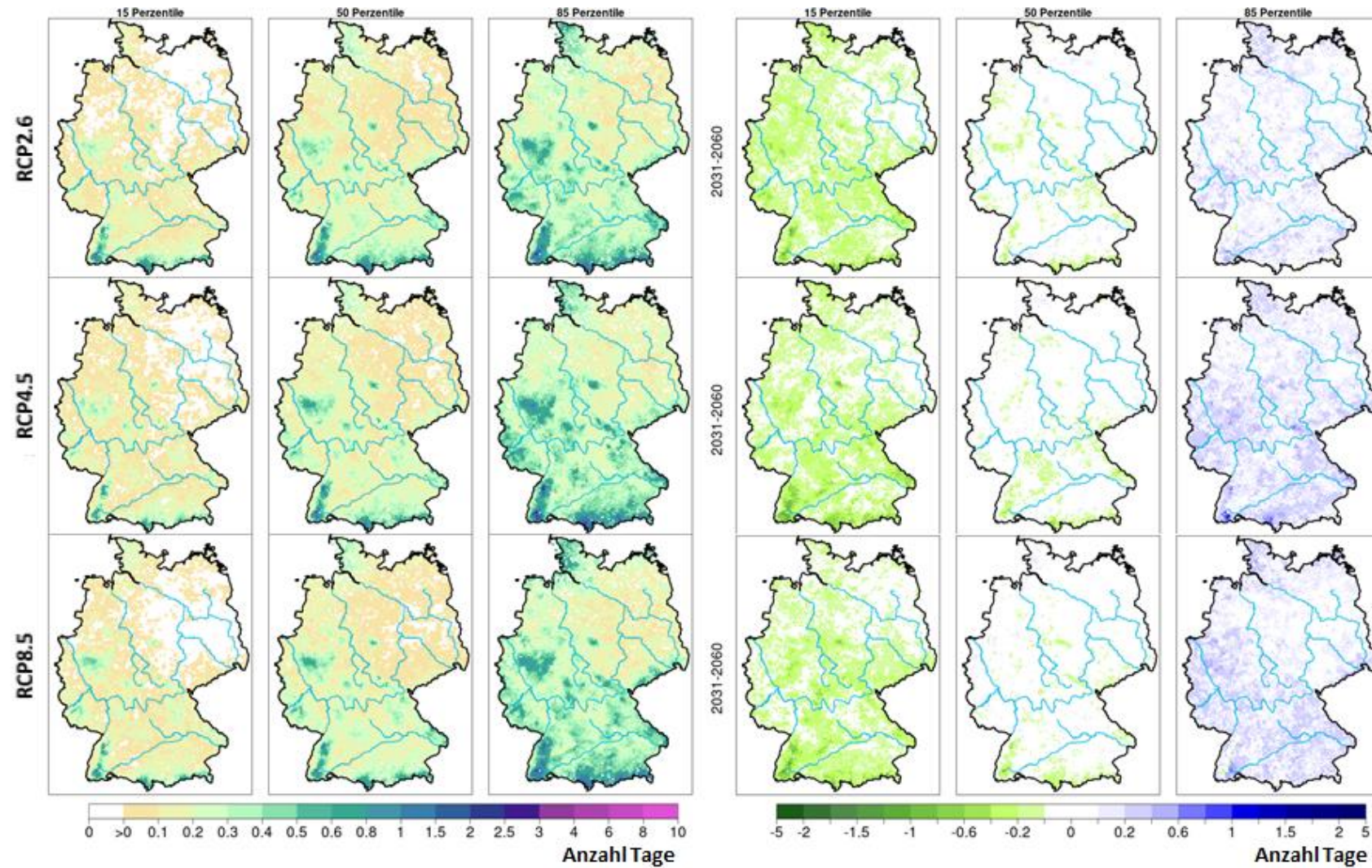


Abbildung-A 3-14b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer Niederschlagssumme ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

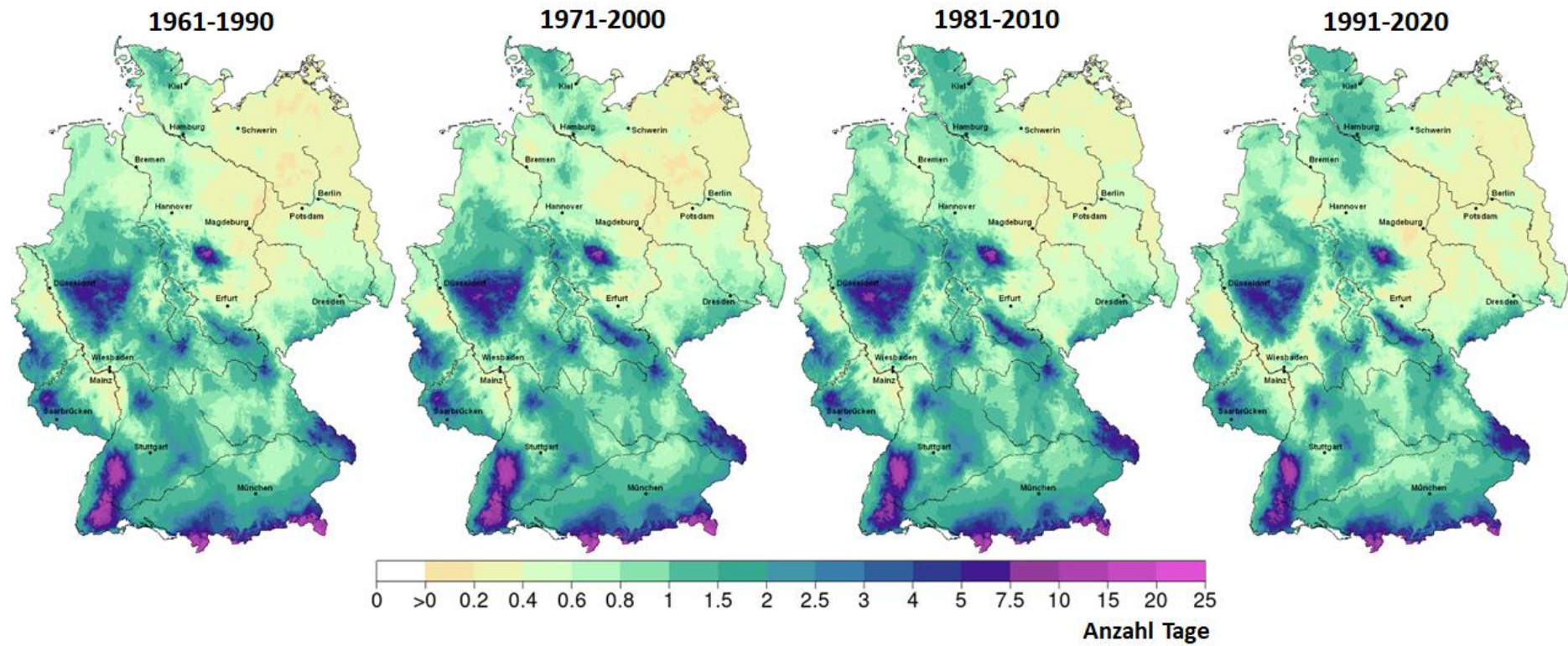


Abbildung-A 3-14c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

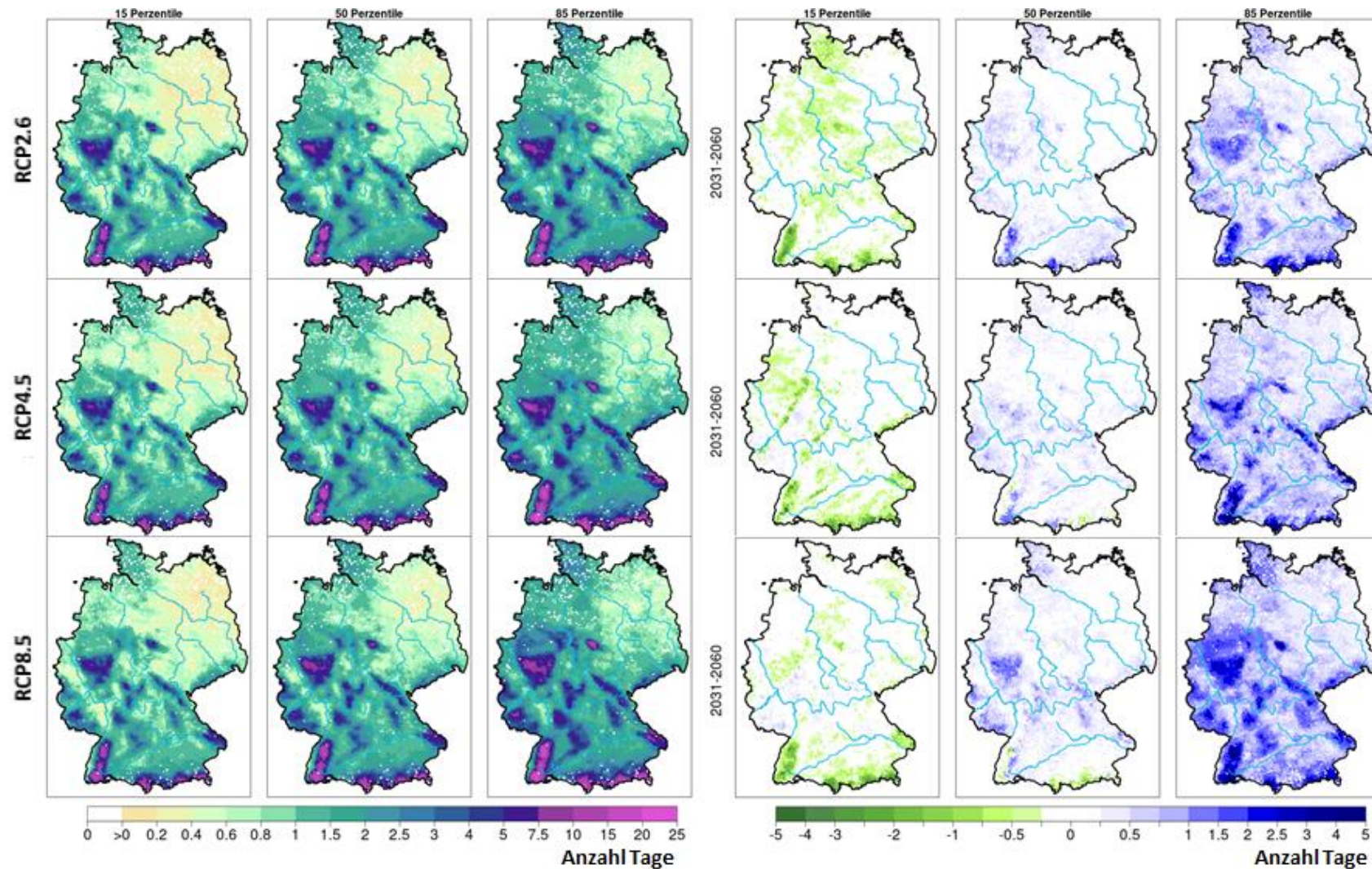


Abbildung-A 3-14d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

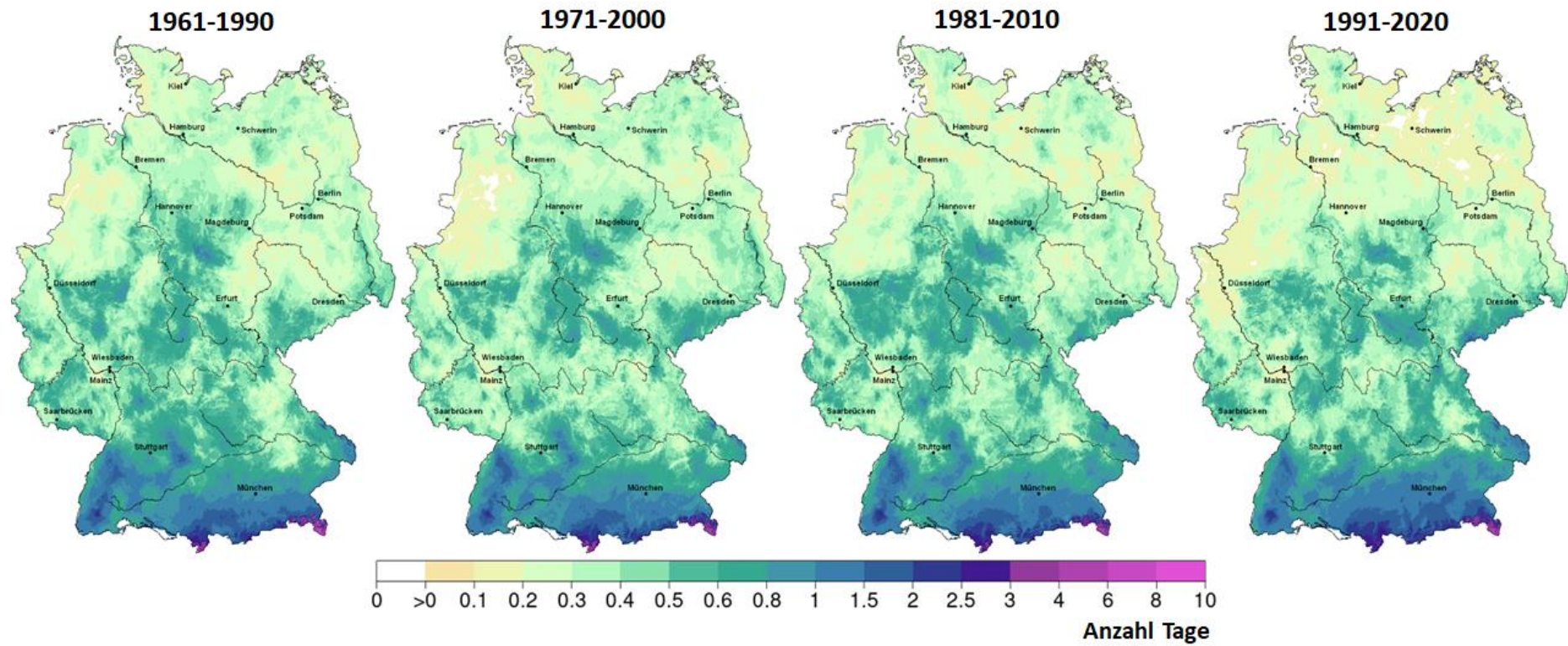


Abbildung-A 3-14e: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

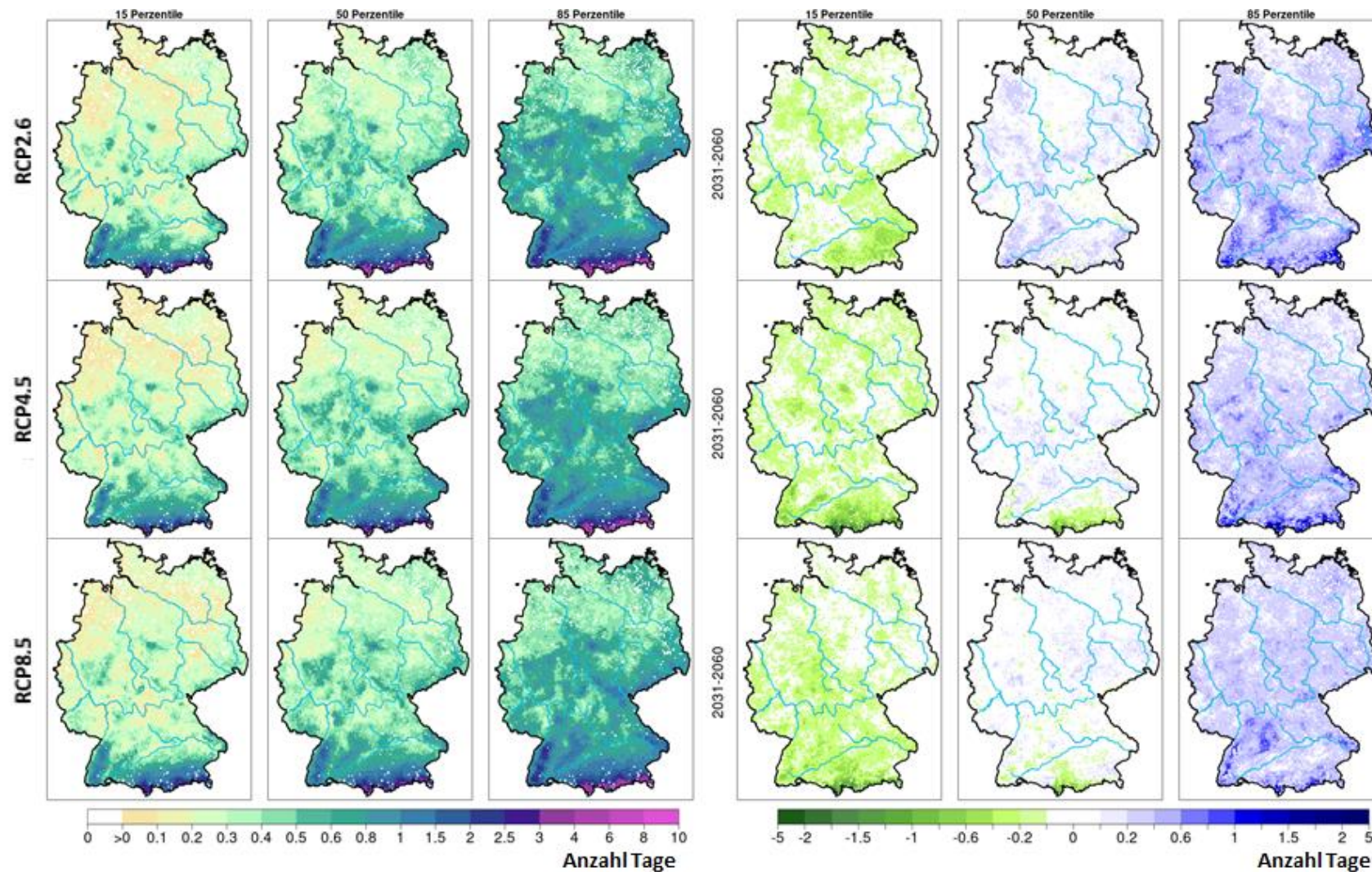


Abbildung-A 3-14f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

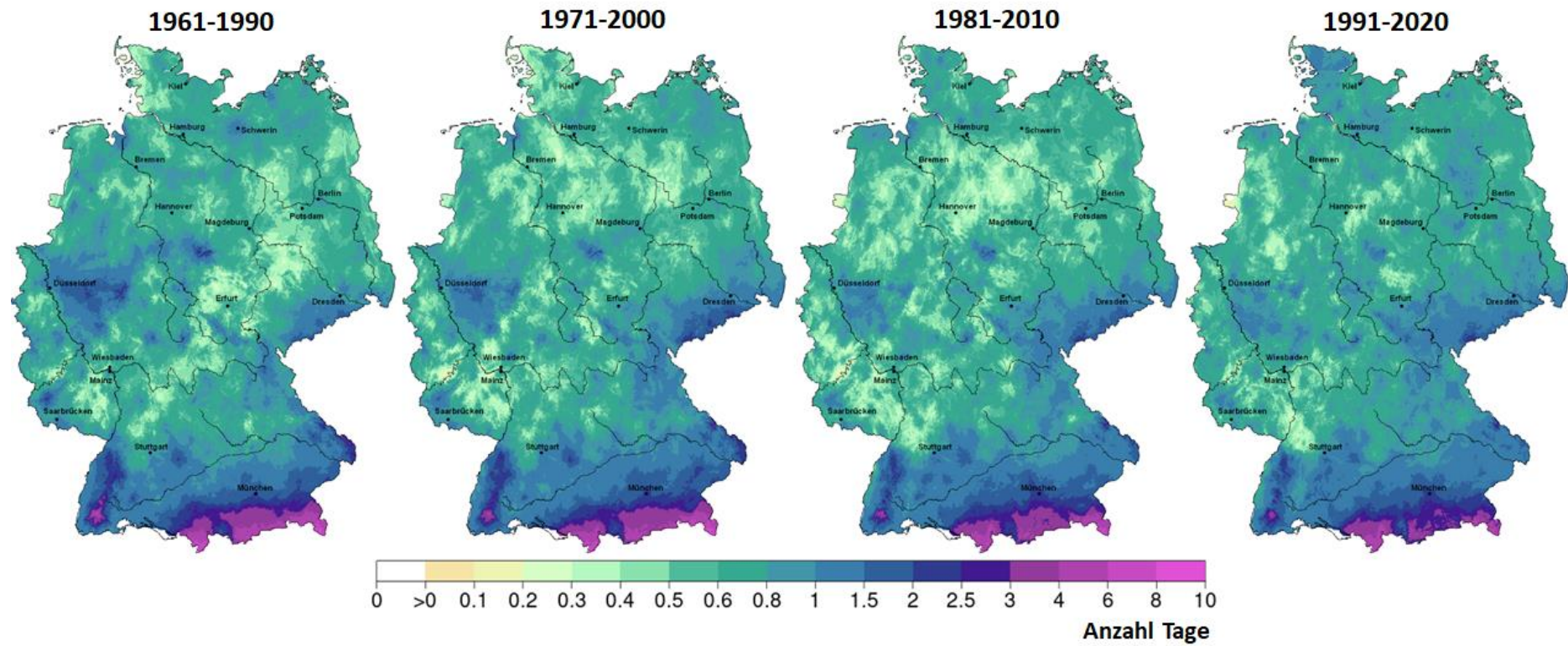


Abbildung-A 3-14g: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer Niederschlagssumme ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

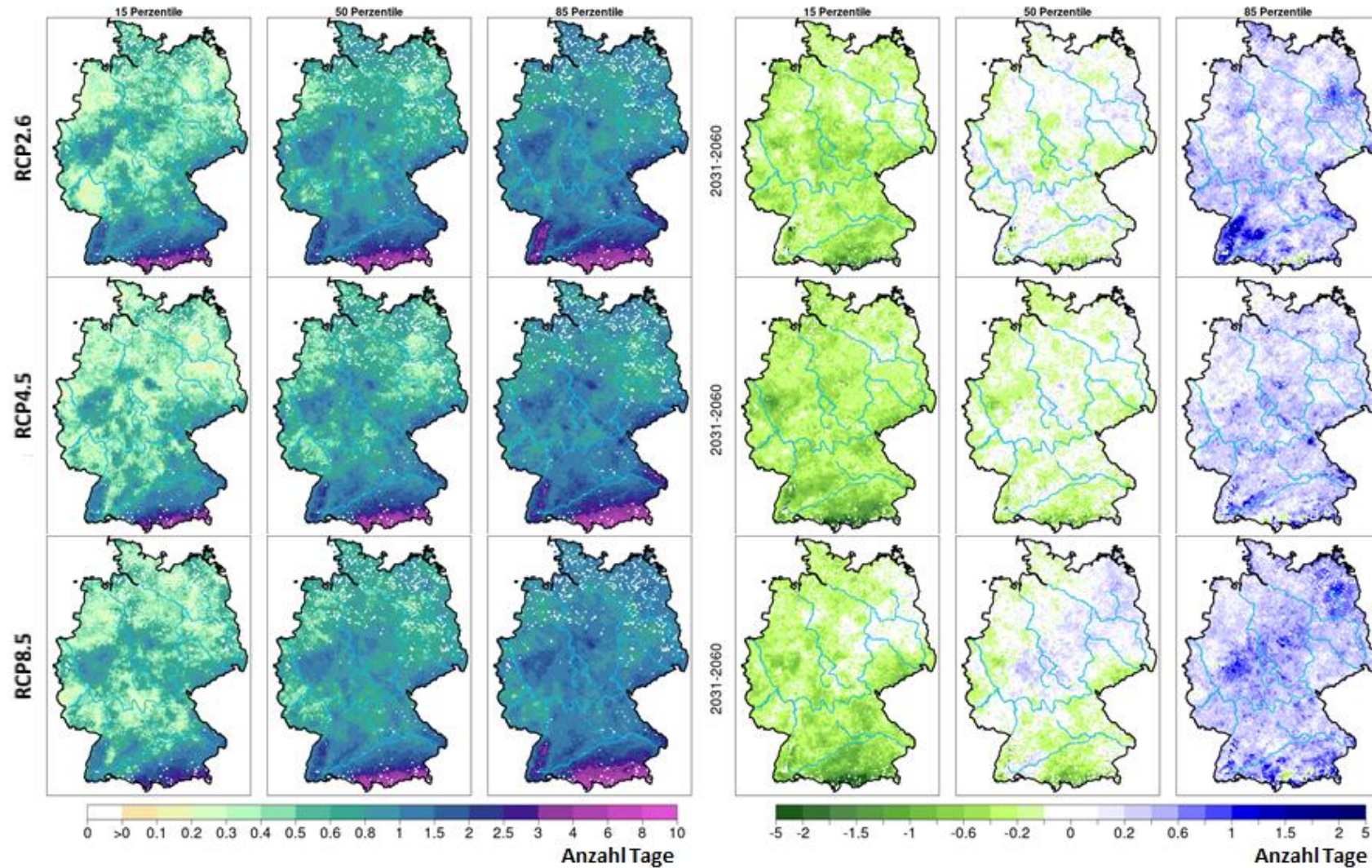


Abbildung-A 3-14h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

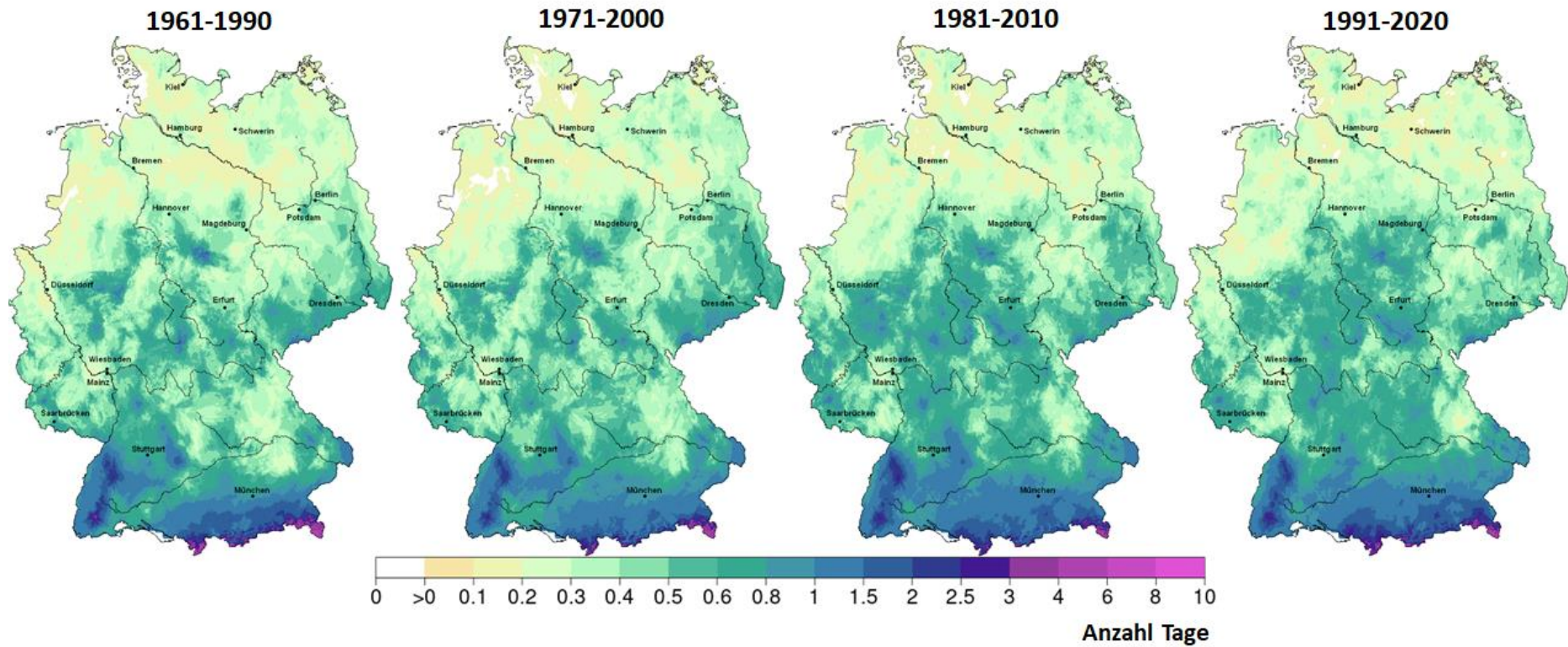


Abbildung-A 3-15a-b: Kultur **Kartoffeln**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im Zeitraum 1.4.-31.5.

Abbildung-A 3-15a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020.

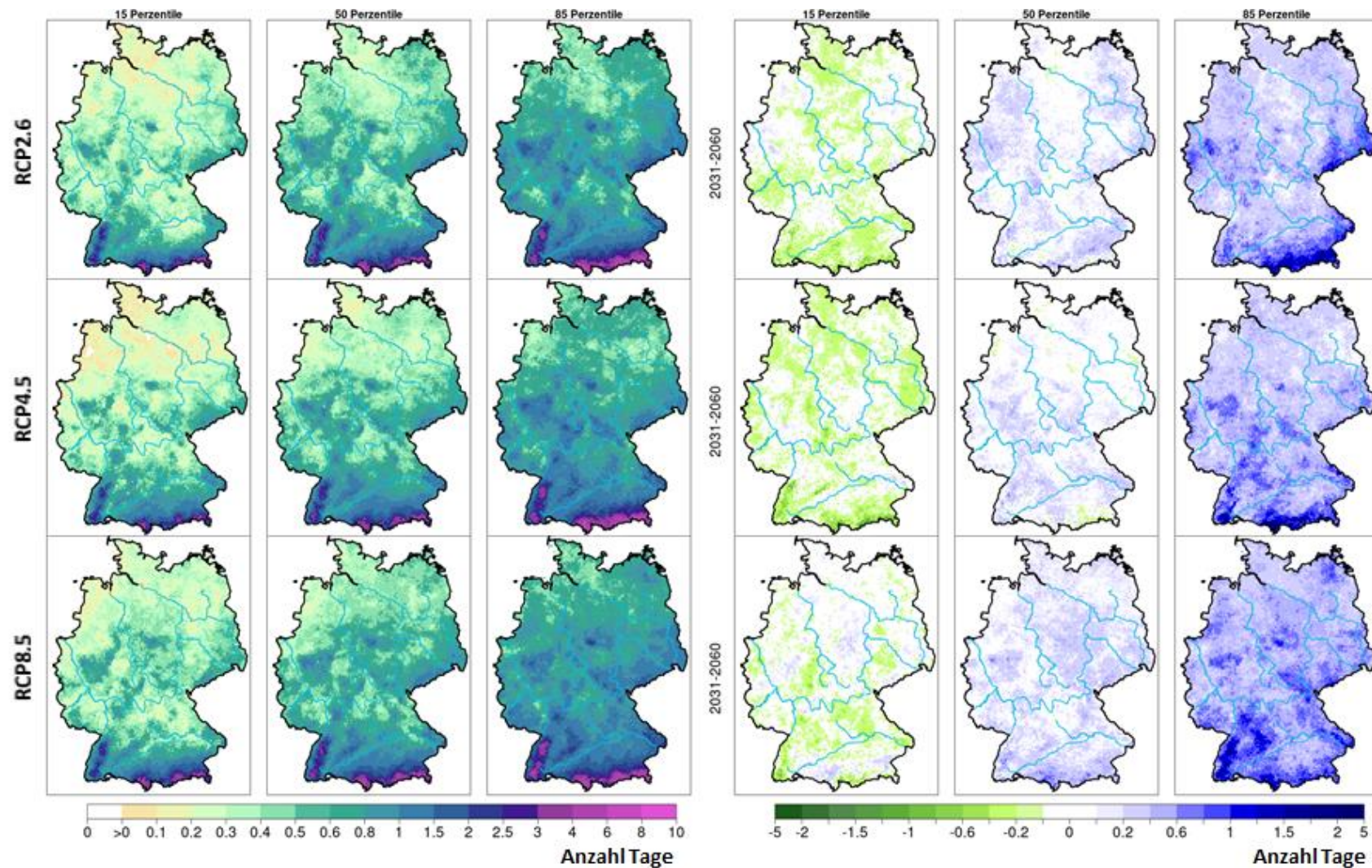


Abbildung-A 3-15b: Kultur **Kartoffeln**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einer **Niederschlagssumme** ≥ 20 mm im Zeitraum 1.4.-31.5., links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

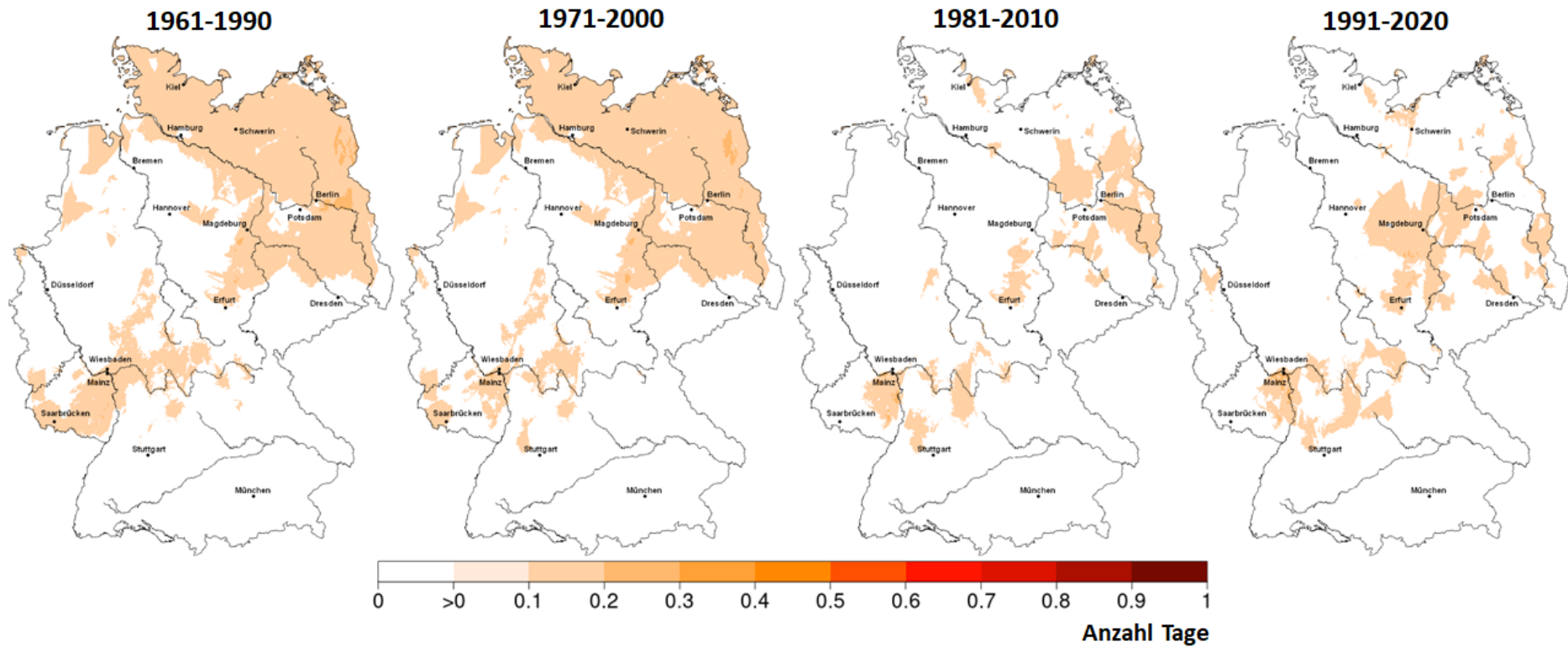


Abbildung-A 3-16a-b: Kultur **Kartoffeln:** Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Niederschlagssumme (1.6.-31.8.) \leq 103 mm)

Abbildung-A 3-16a: innerhalb der betrachteten 30-Jahres-Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020.

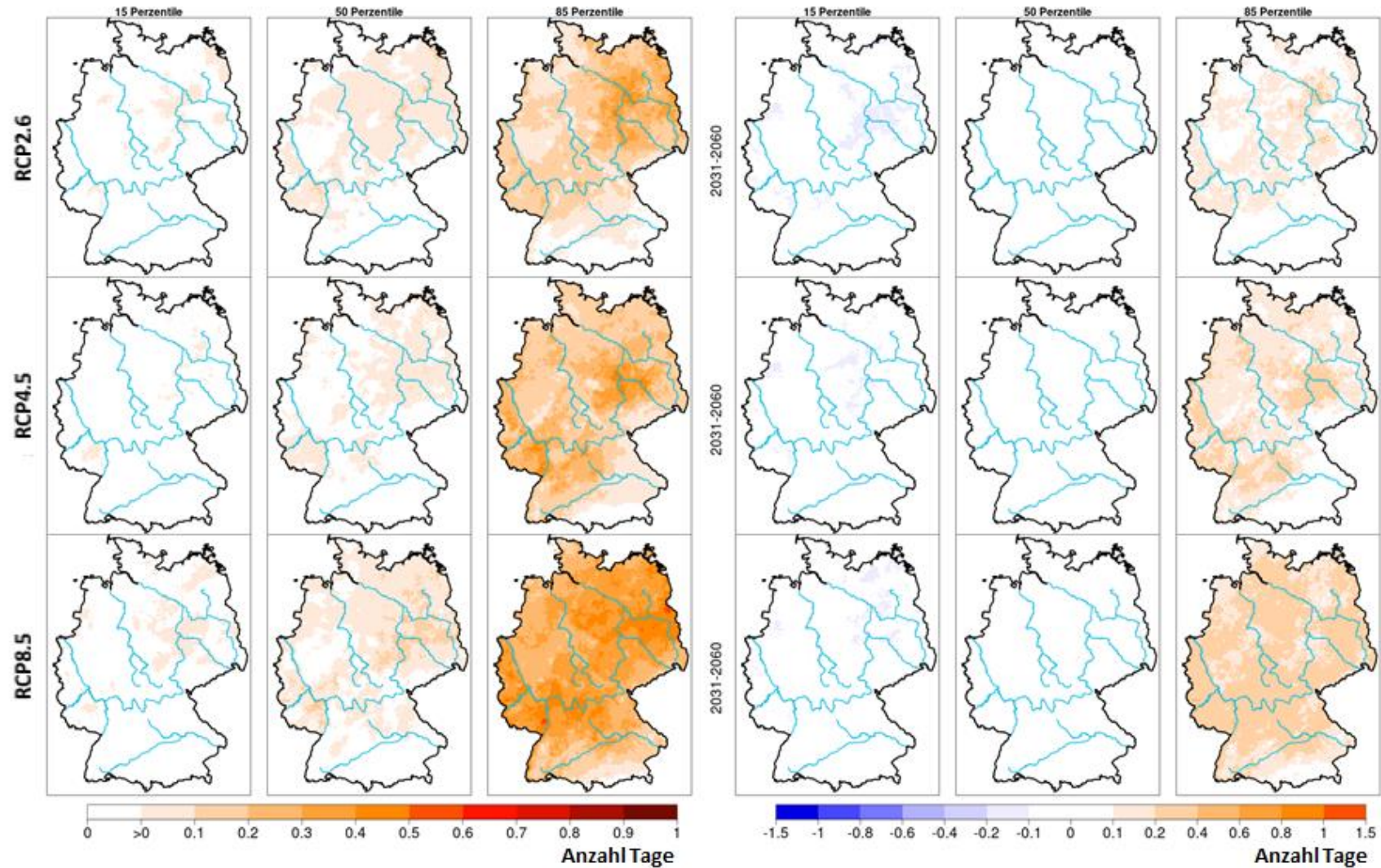


Abbildung-A 3-16b: Kultur **Kartoffeln**: Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Niederschlagssumme (1.6.-31.8.) ≤ 103 mm) innerhalb der betrachteten 30-Jahres-Zeitscheibe, links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

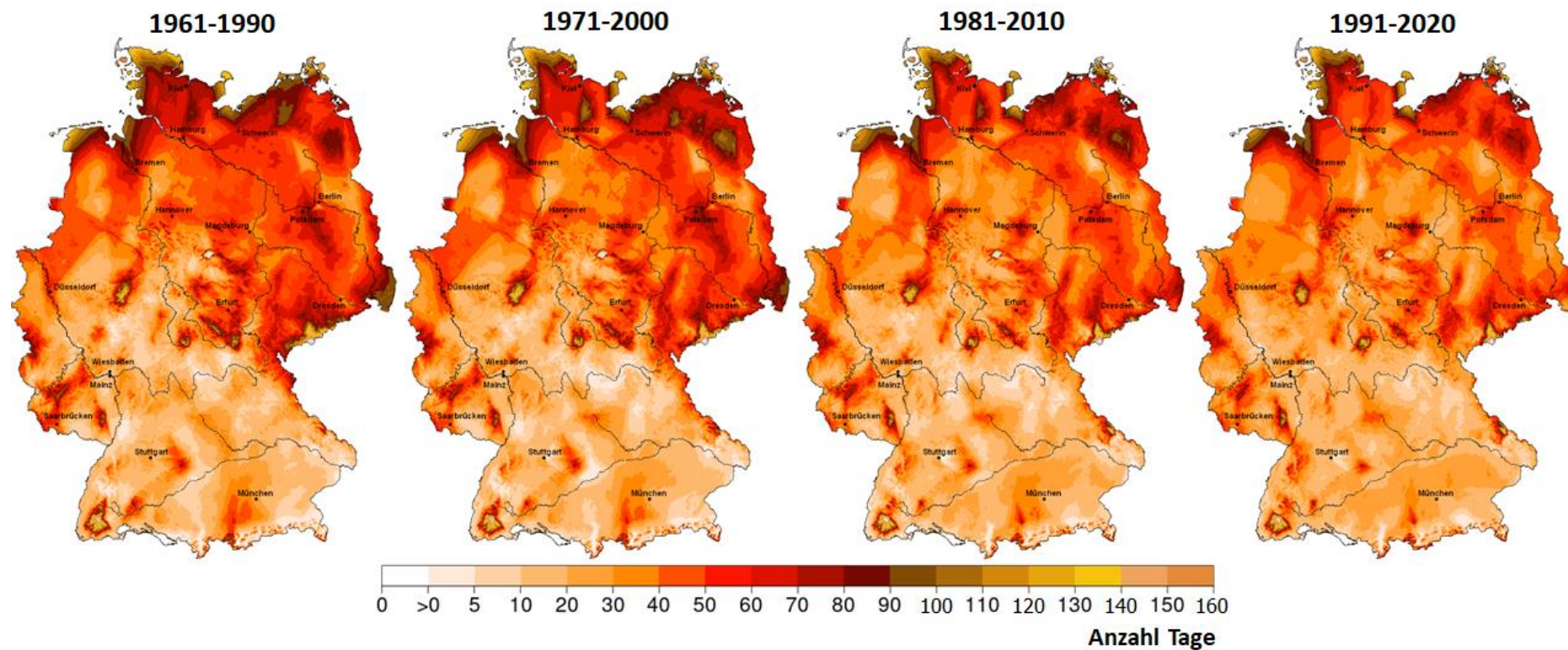


Abbildung-A 3-17a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 5 m/s in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-17a: im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

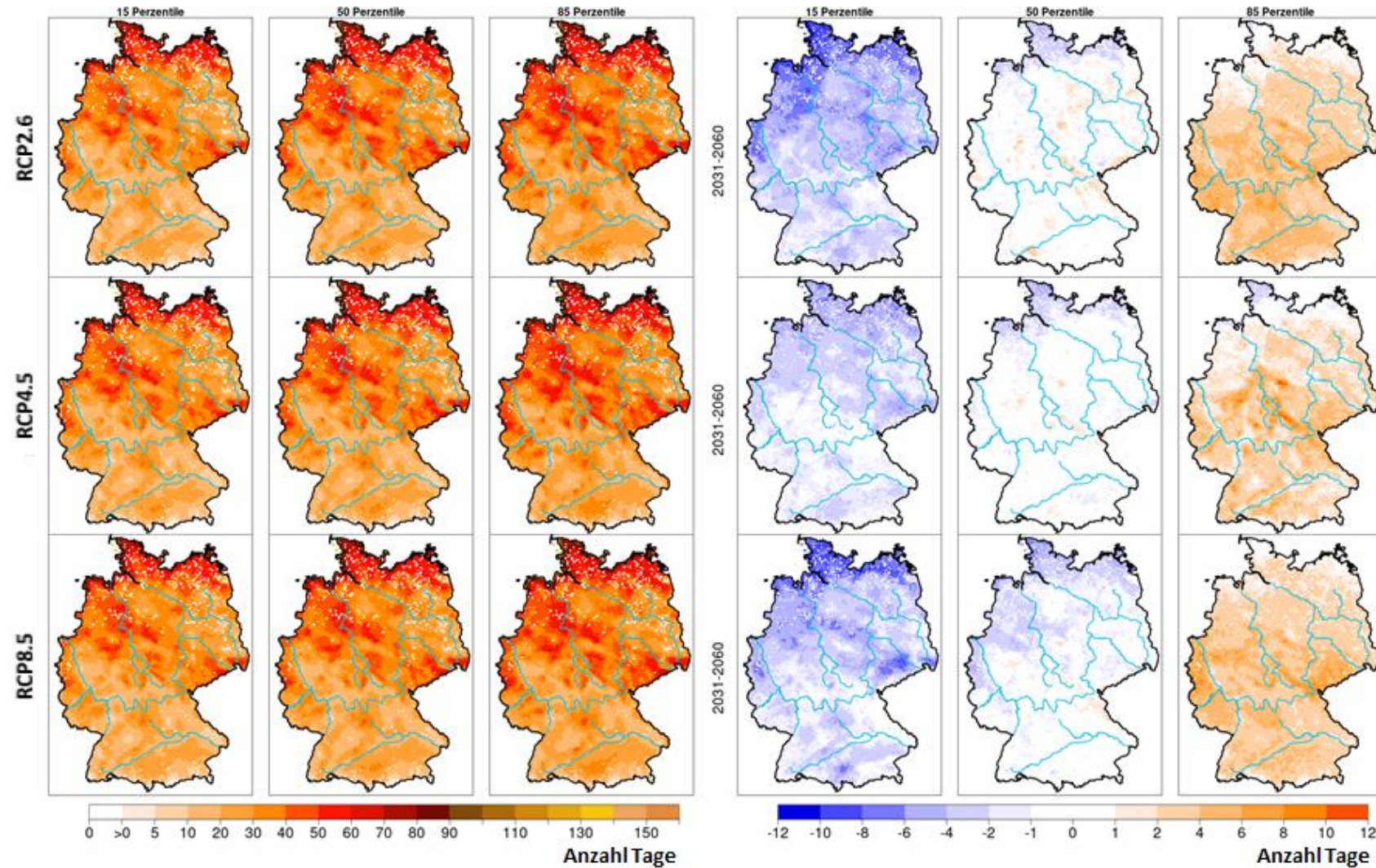


Abbildung-A 3-17b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 5 m/s im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

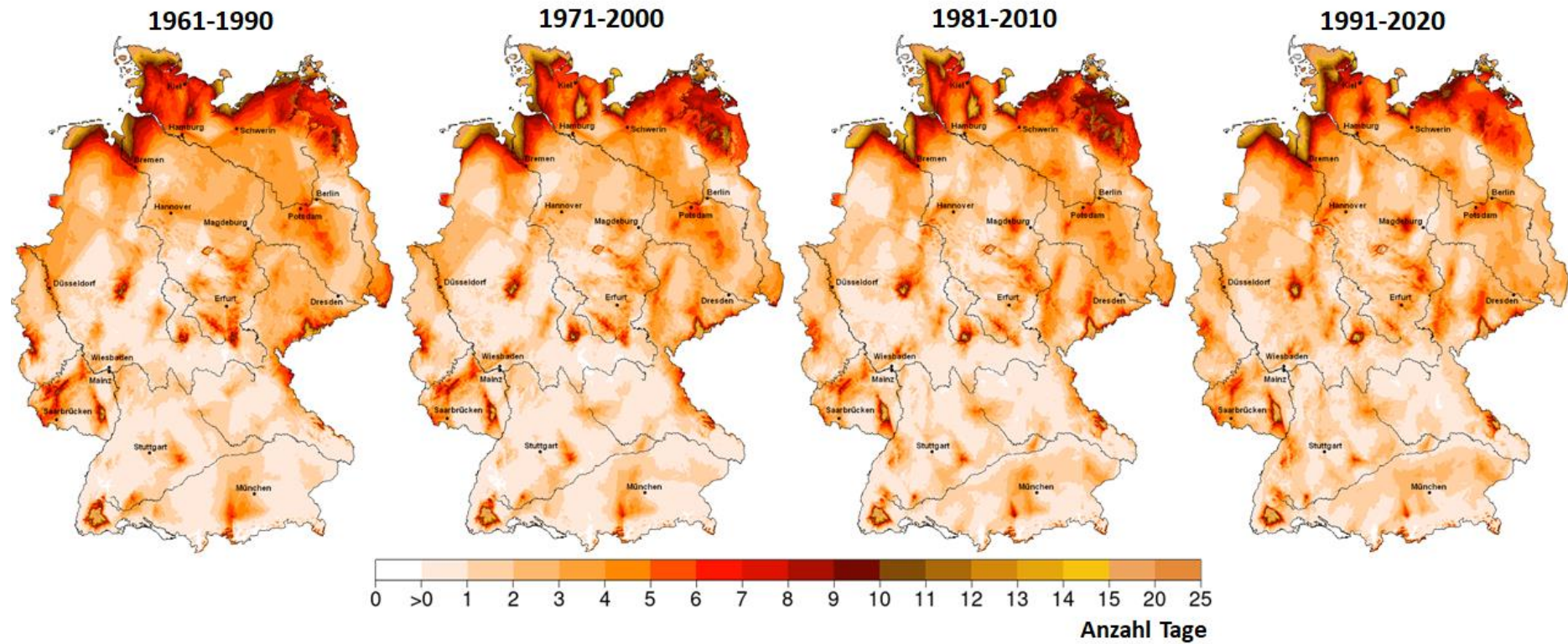


Abbildung-A 3-17c: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 5 m/s im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

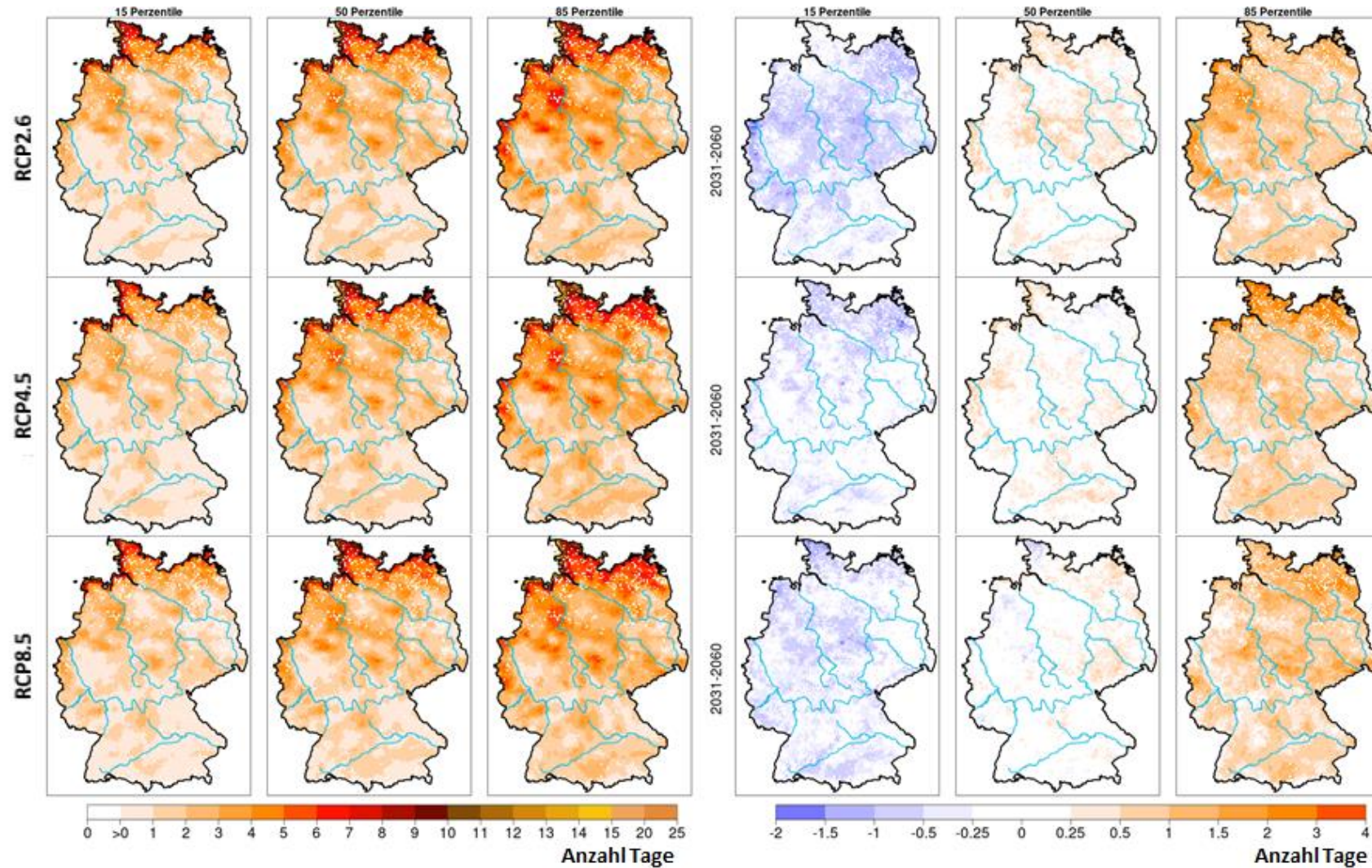


Abbildung-A 3-17d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 5 m/s im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

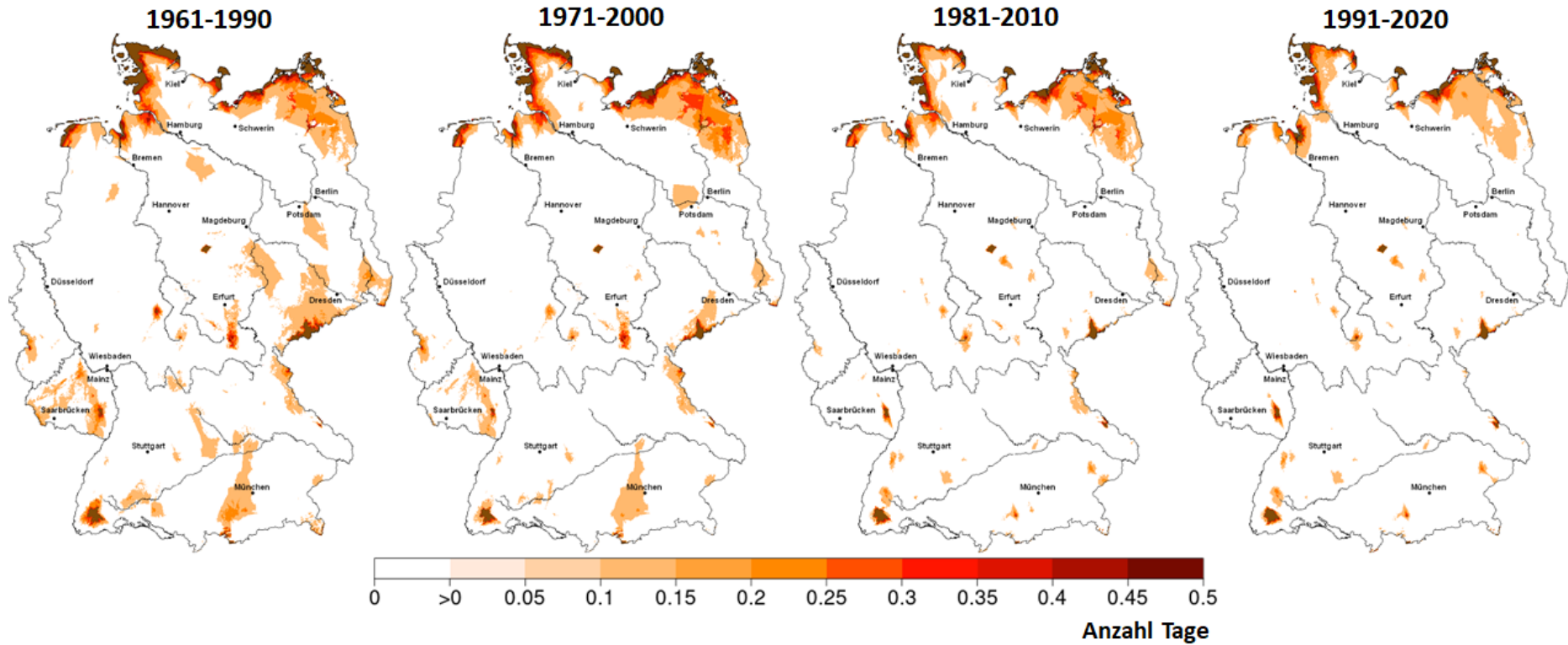


Abbildung-A 3-18a-d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 10 m/s in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-18a: im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

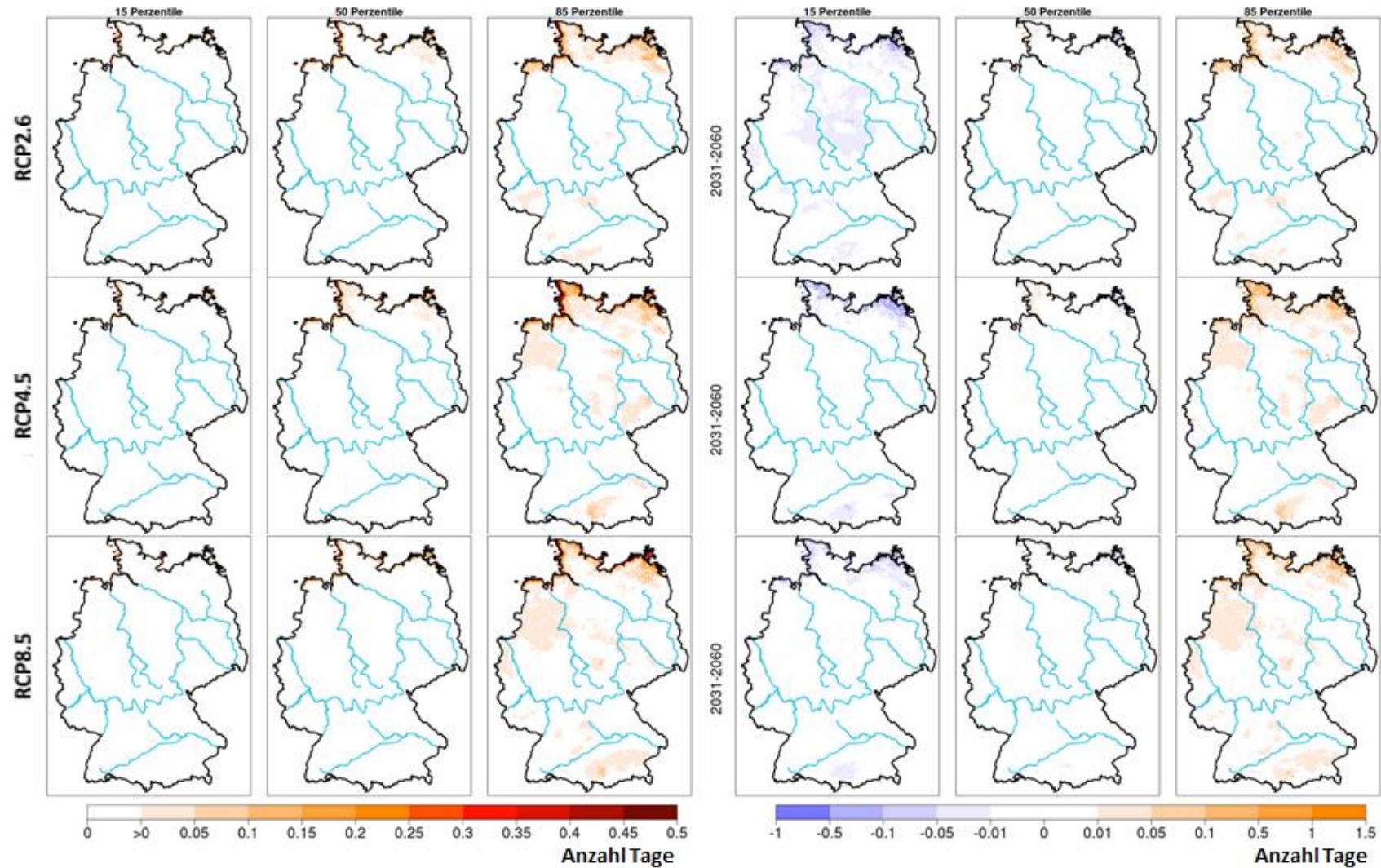


Abbildung-A 3-18b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 10 m/s im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn des Schossens (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

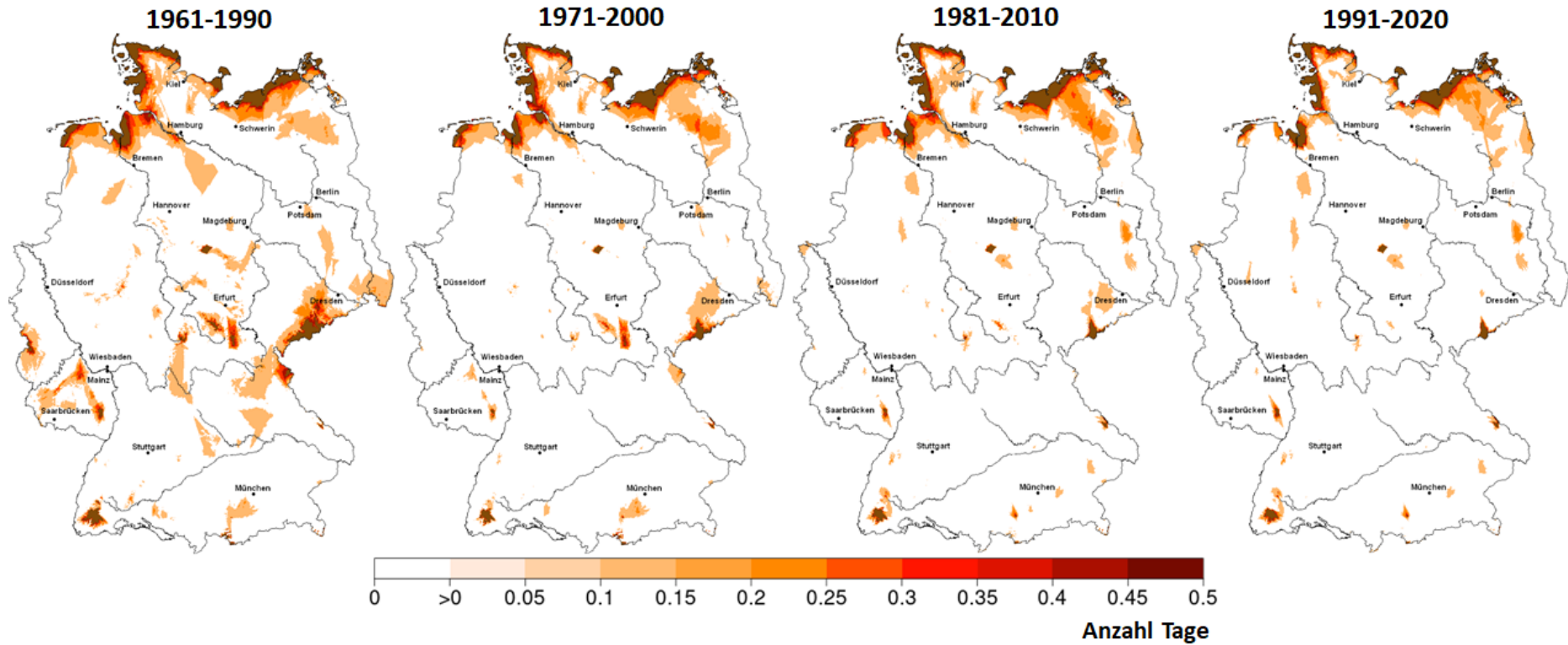


Abbildung-A 3-18c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 10 m/s im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

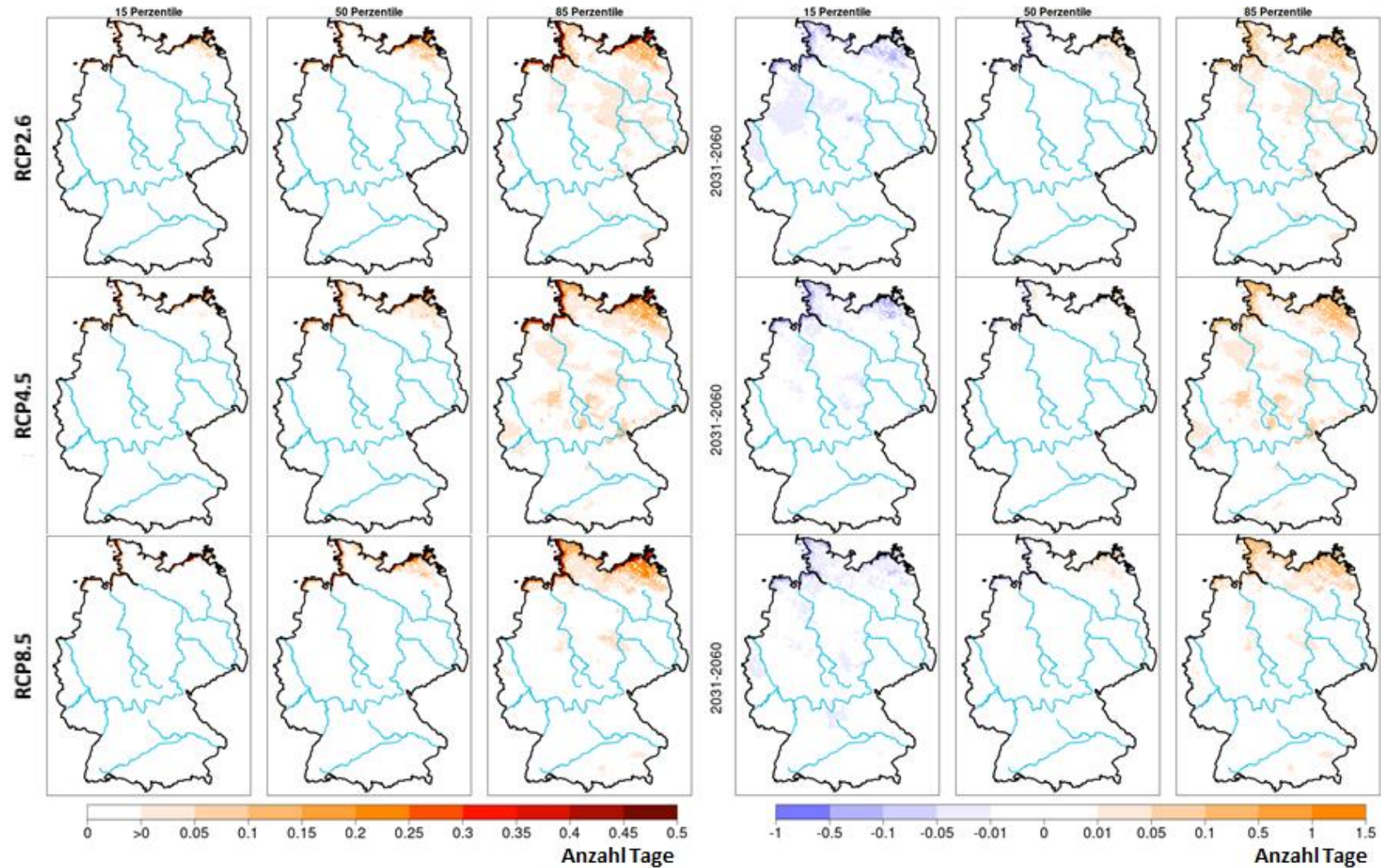


Abbildung-A 3-18d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Anzahl an Tagen mit einem Tagesmittel der **Windgeschwindigkeit** ≥ 10 m/s im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5; zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil.

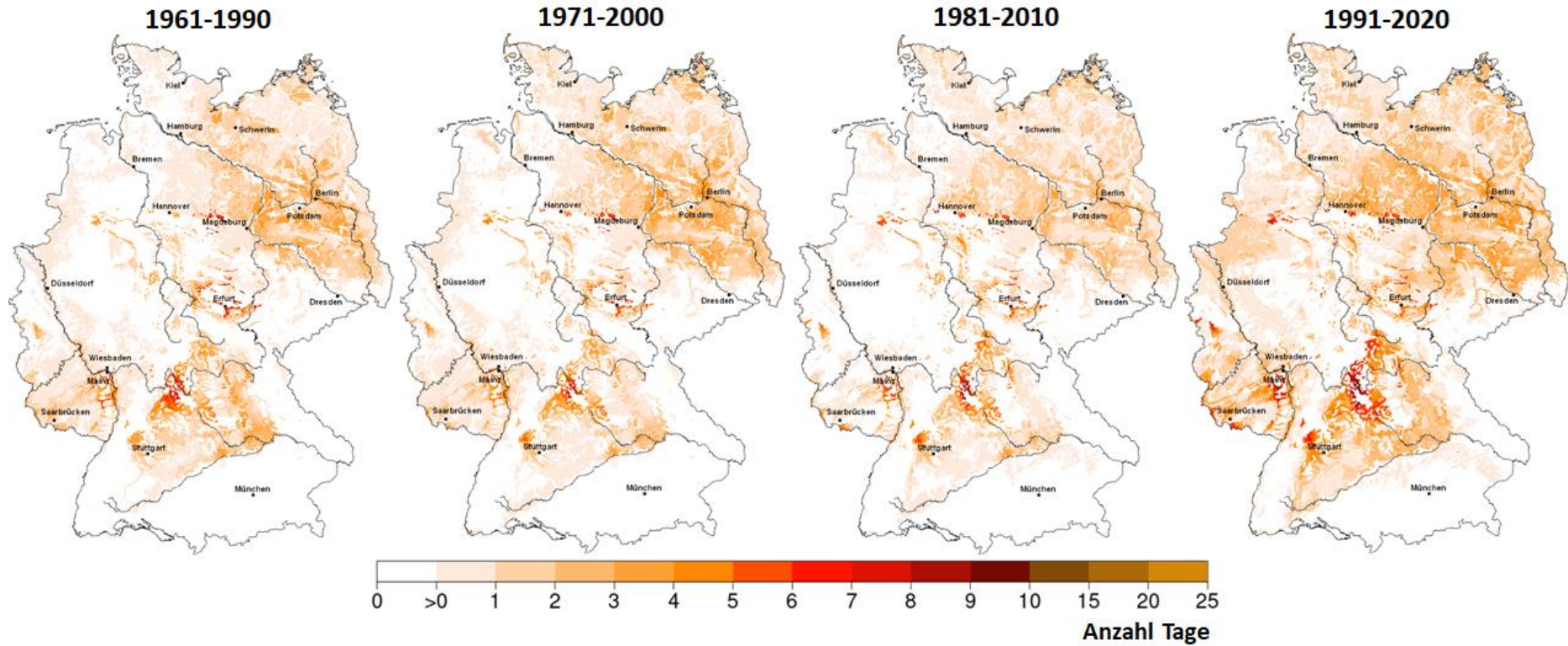


Abbildung-A 3-19a-d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 8\% \text{ nFK}$, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-19a: im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

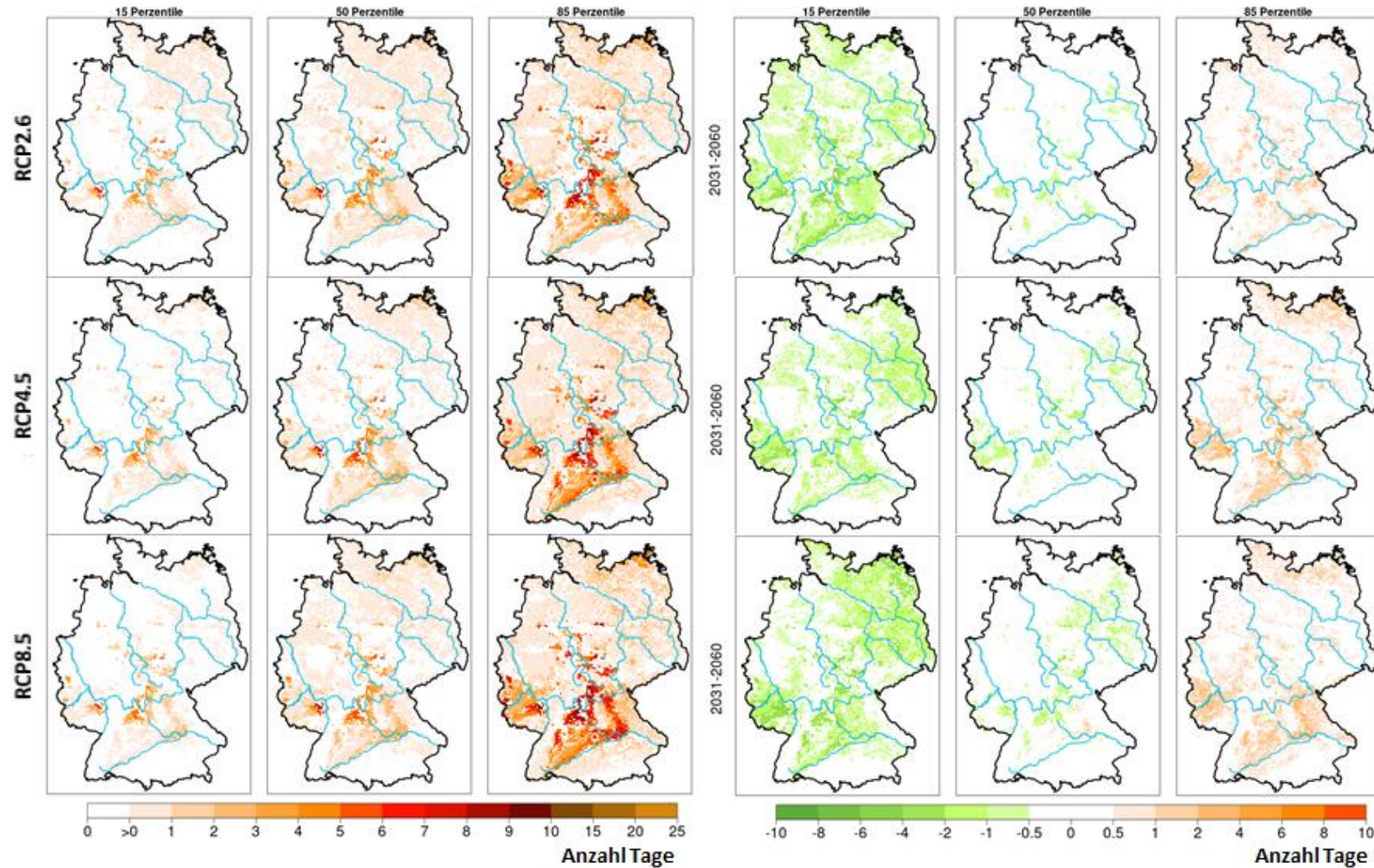


Abbildung-A 3-19b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 8\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

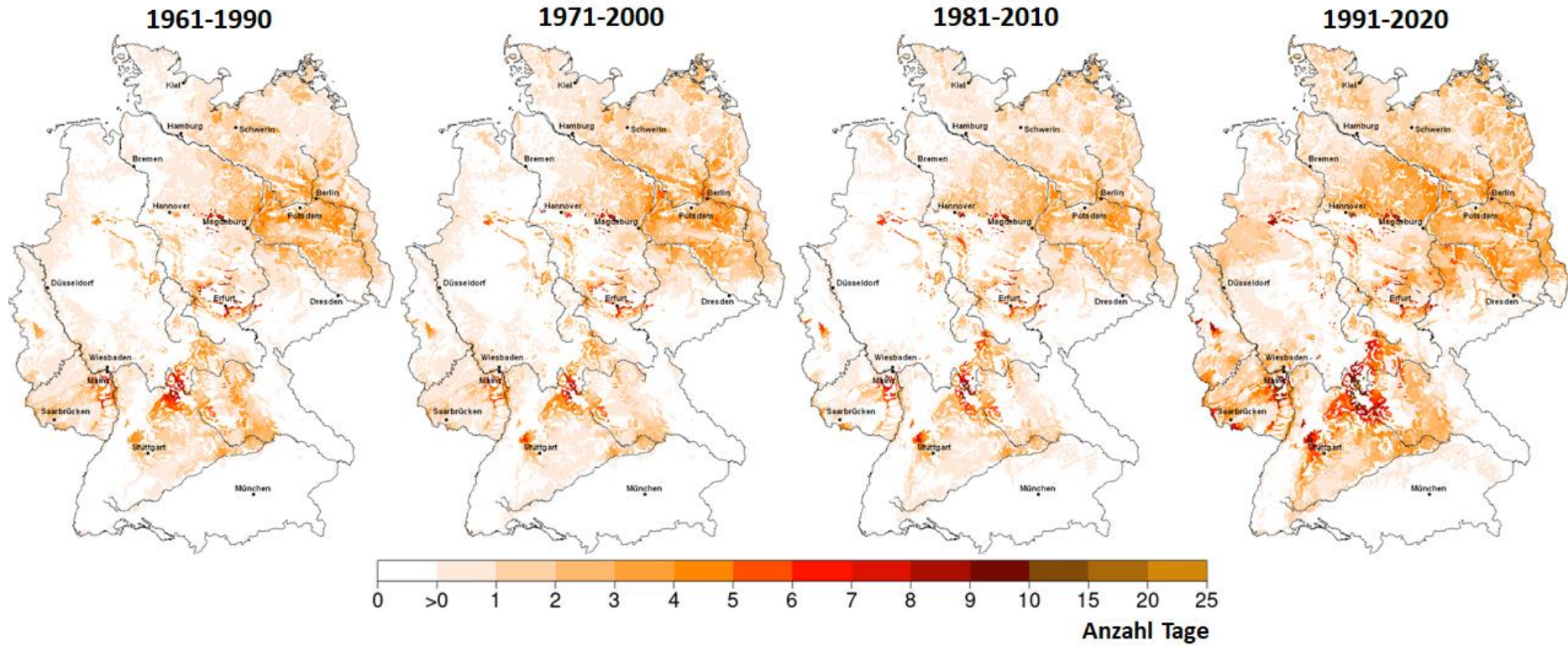


Abbildung-A 3-19c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 8\% \text{ nFK}$, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) bis zur Ernte in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

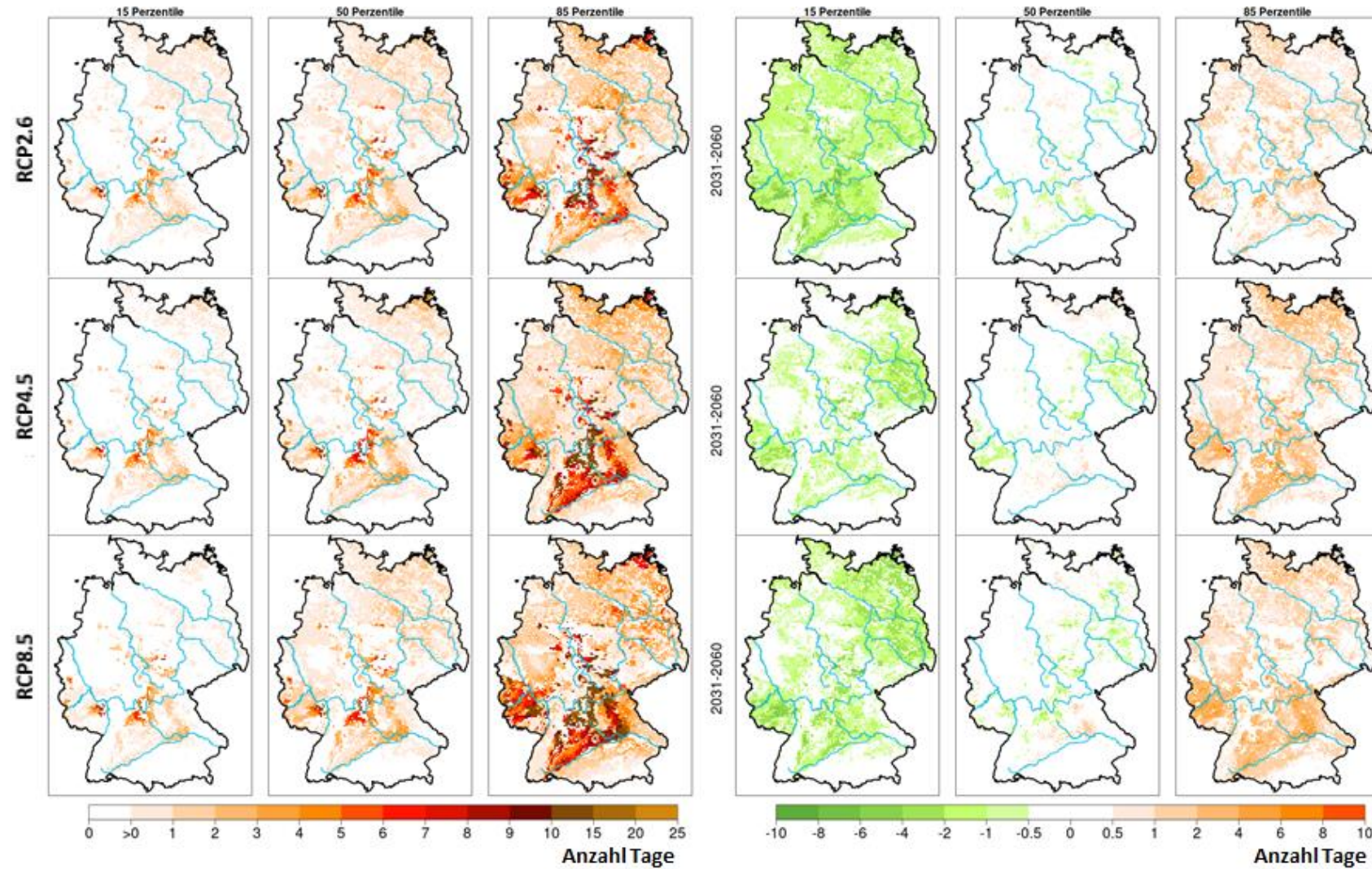


Abbildung-A 3-19d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 8\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) bis zur Ernte, links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

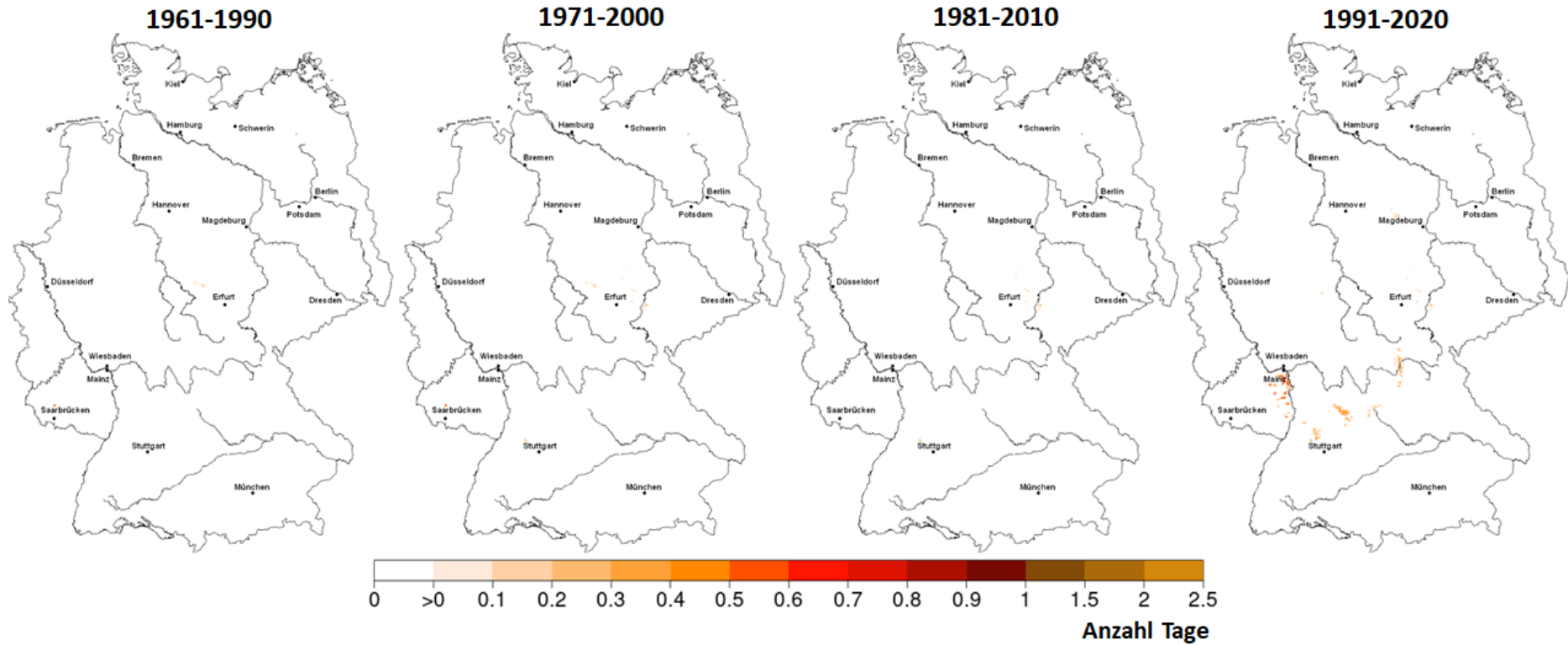


Abbildung-A 3-20a-f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\% \text{ nFK}$, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-20a: im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

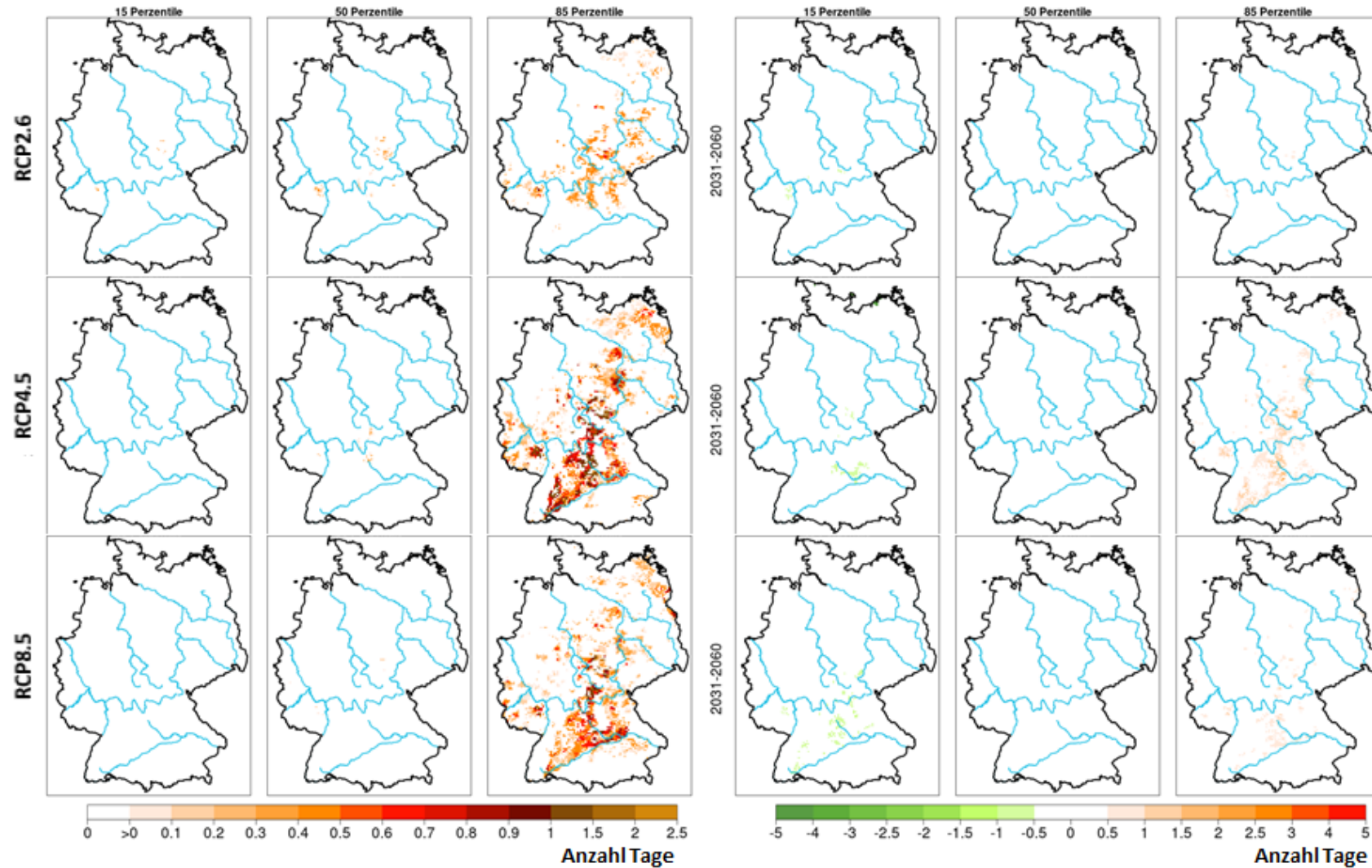


Abbildung-A 3-20b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

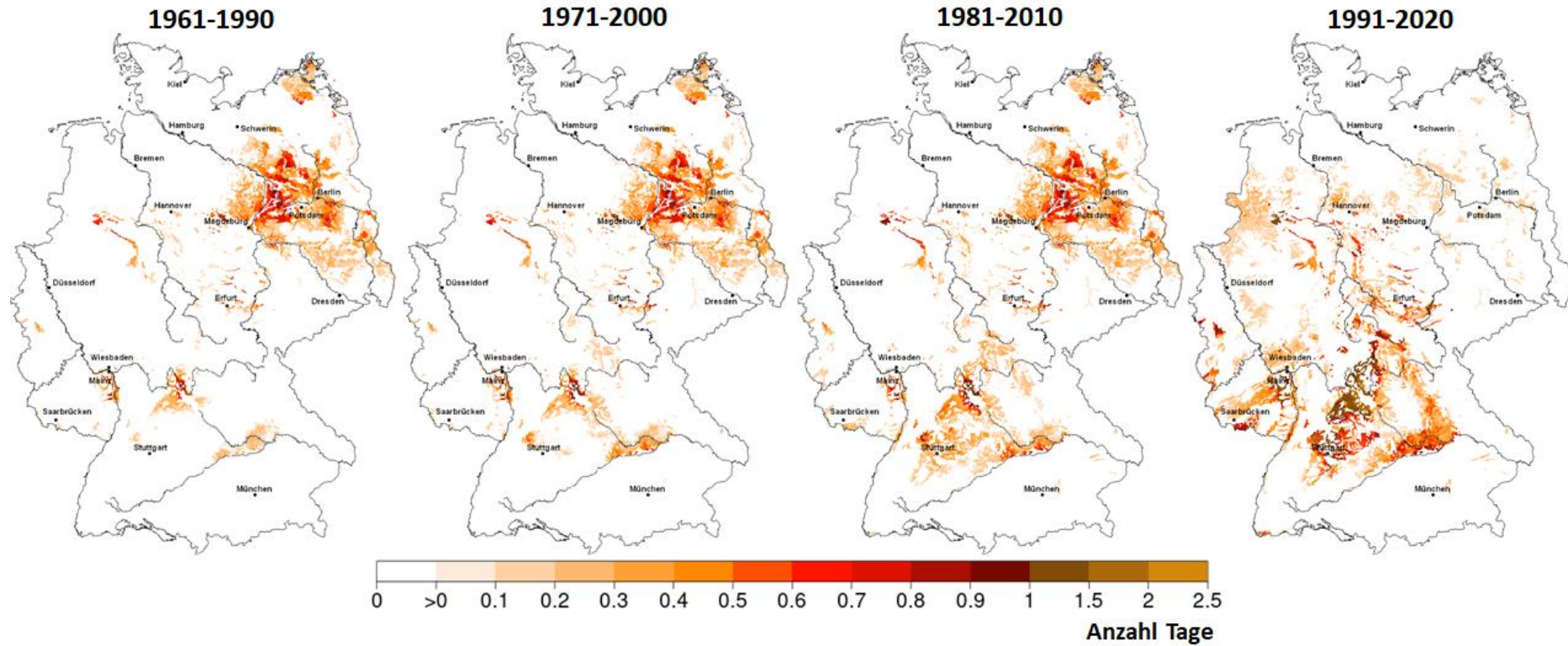


Abbildung-A 3-20c: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

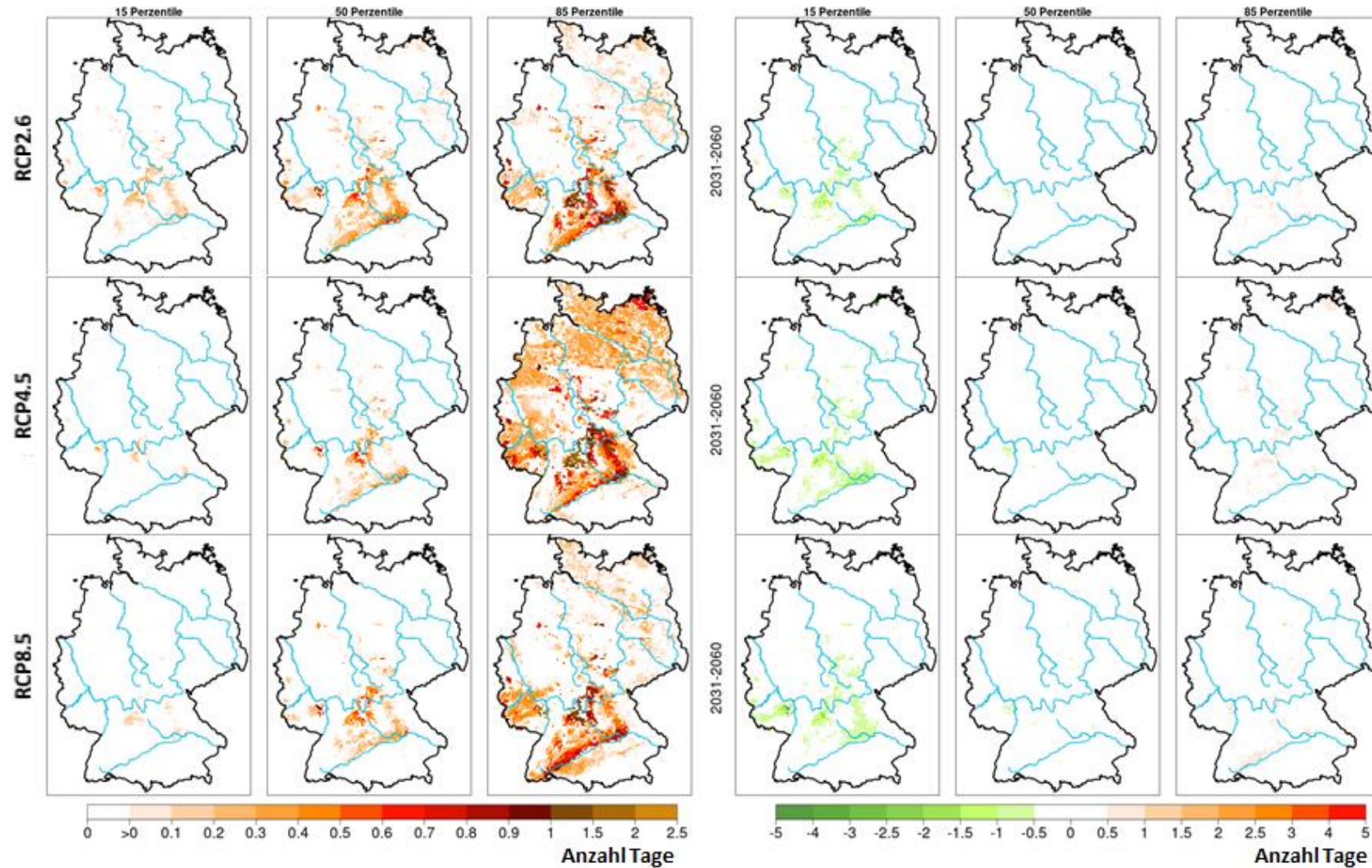


Abbildung-A 3-20d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn des Ährenschiebens (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

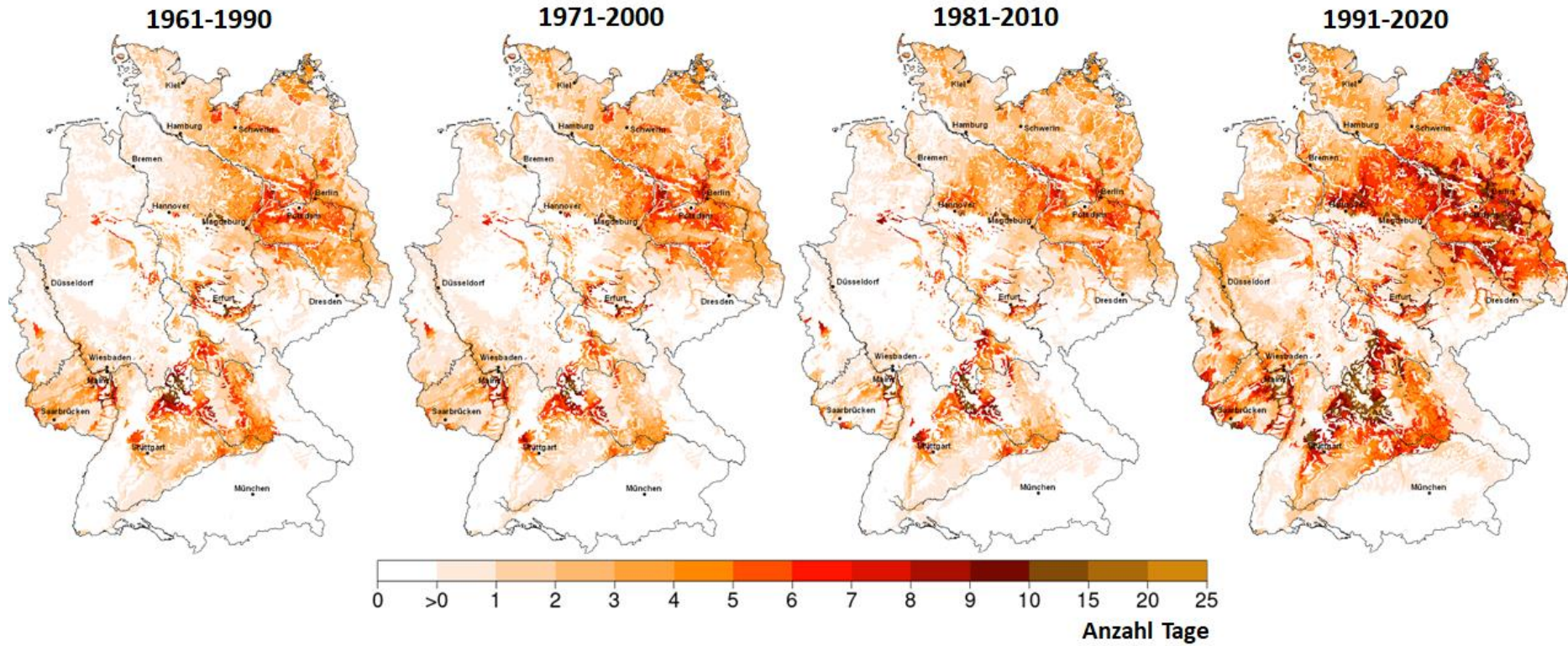


Abbildung-A 3-20e: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

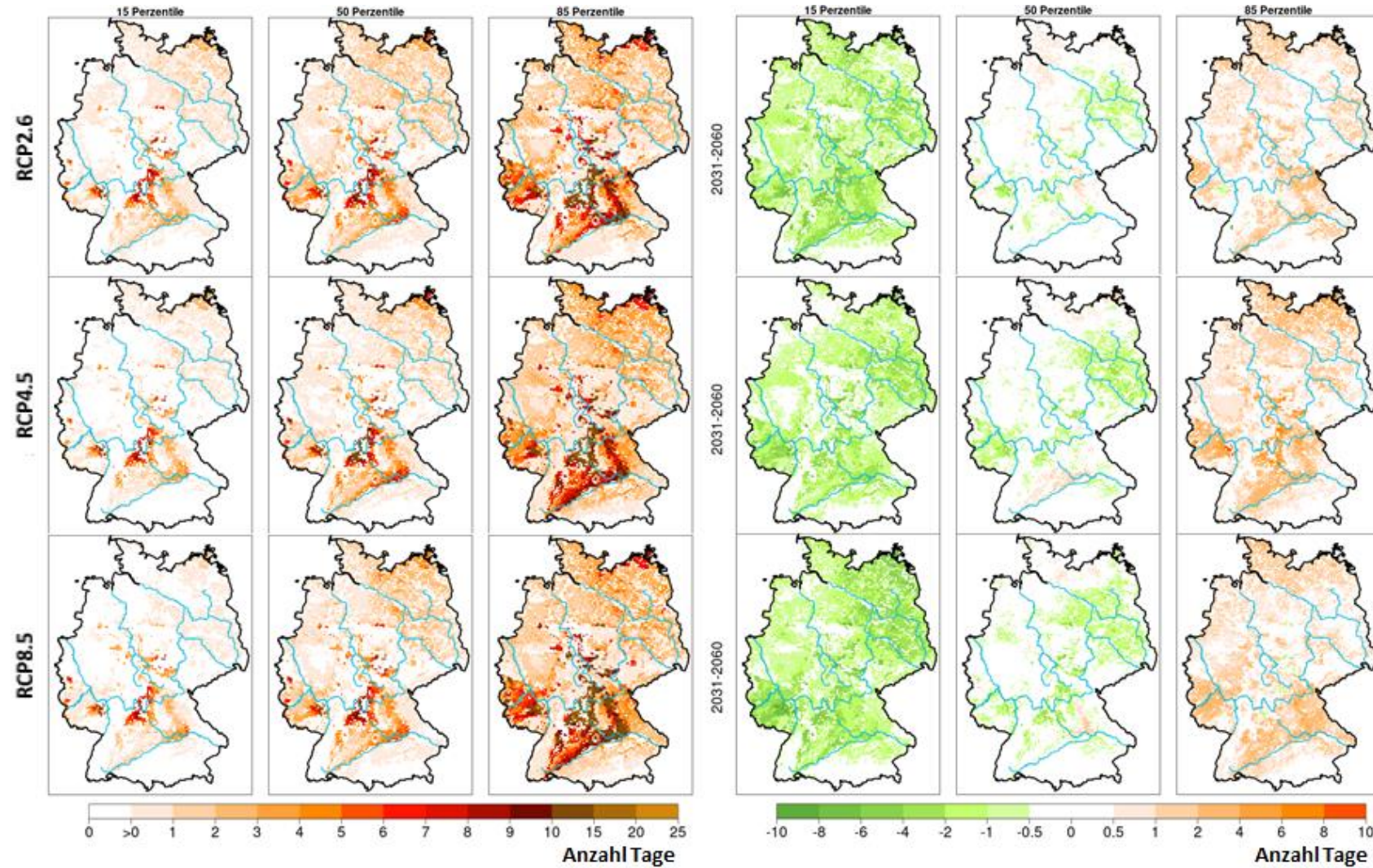


Abbildung-A 3-20f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 10\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

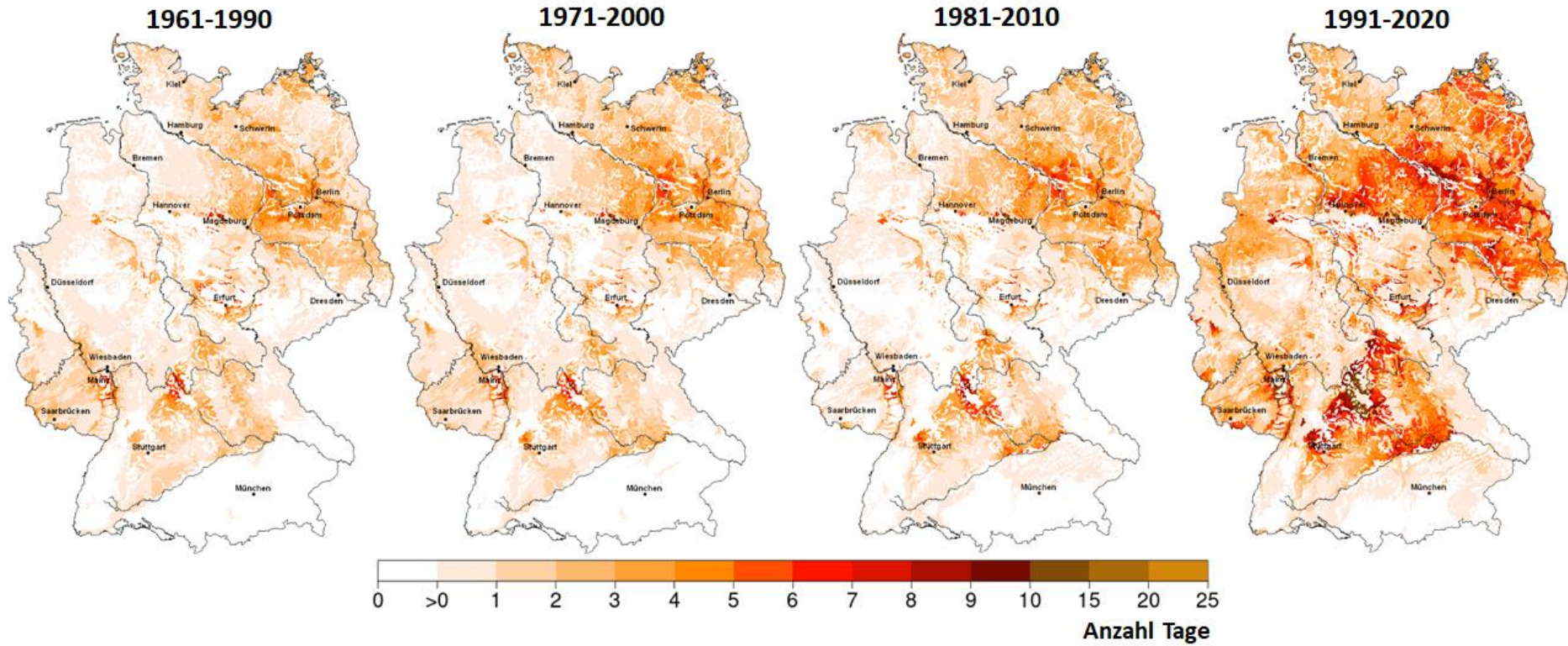


Abbildung-A 3-21a-b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 14\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71)

Abbildung-A 3-21a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

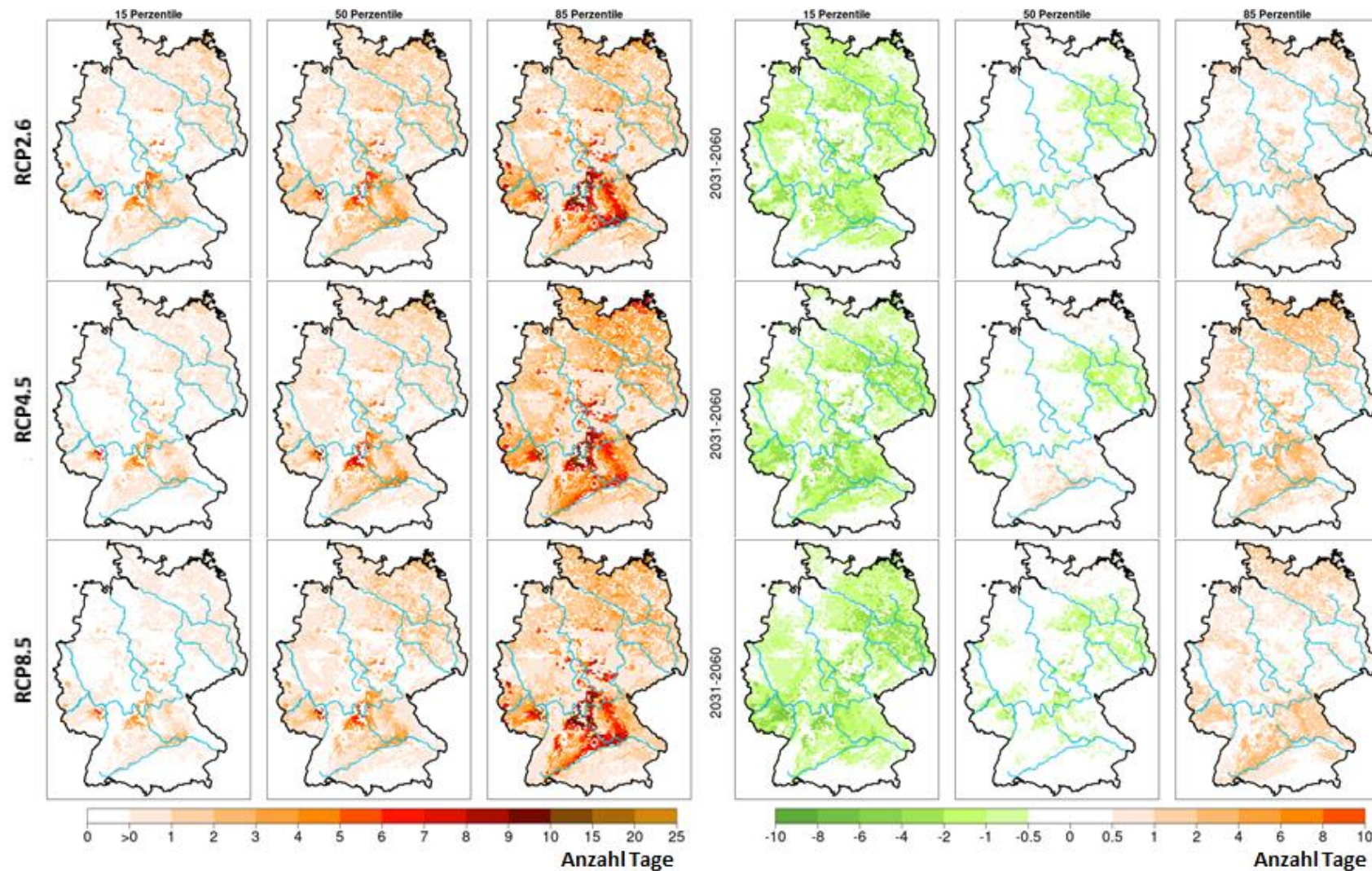


Abbildung-A 3-21b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 14\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

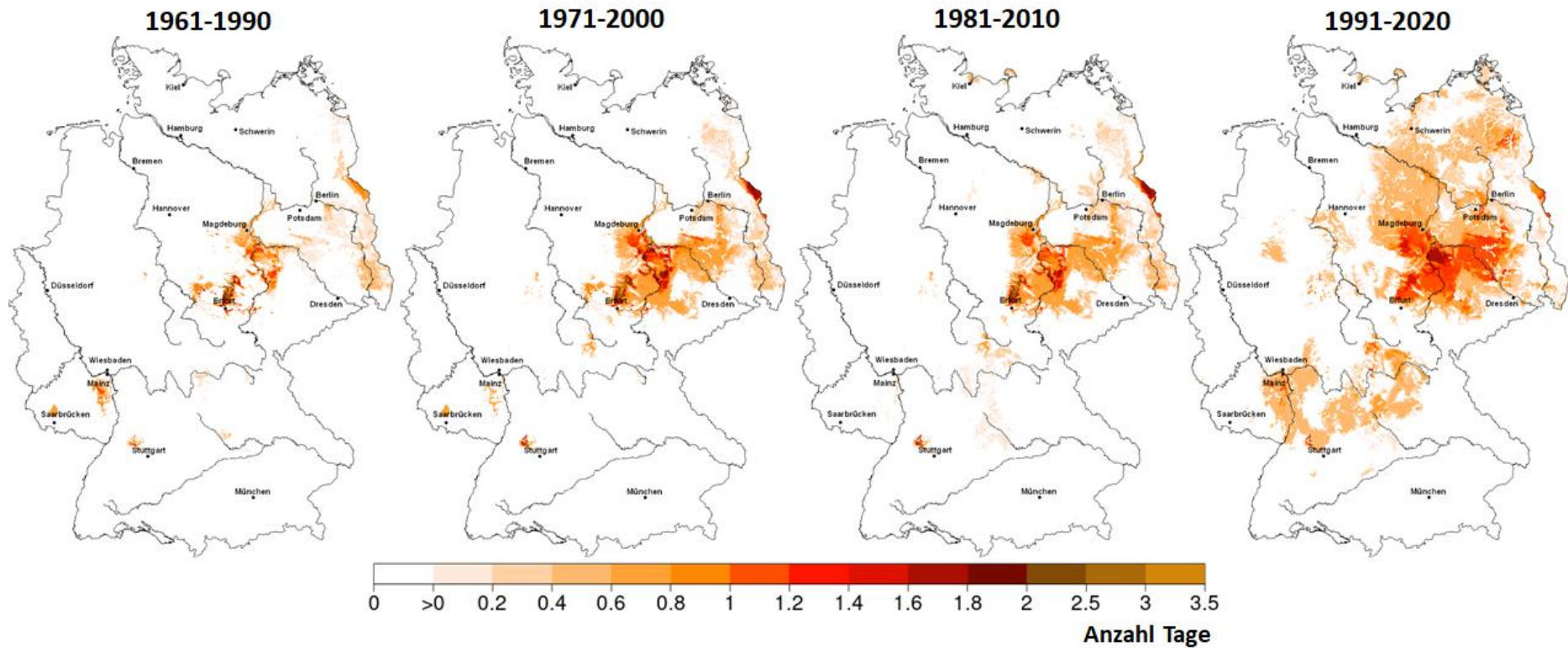


Abbildung-A 3-22a-h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-22a: im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

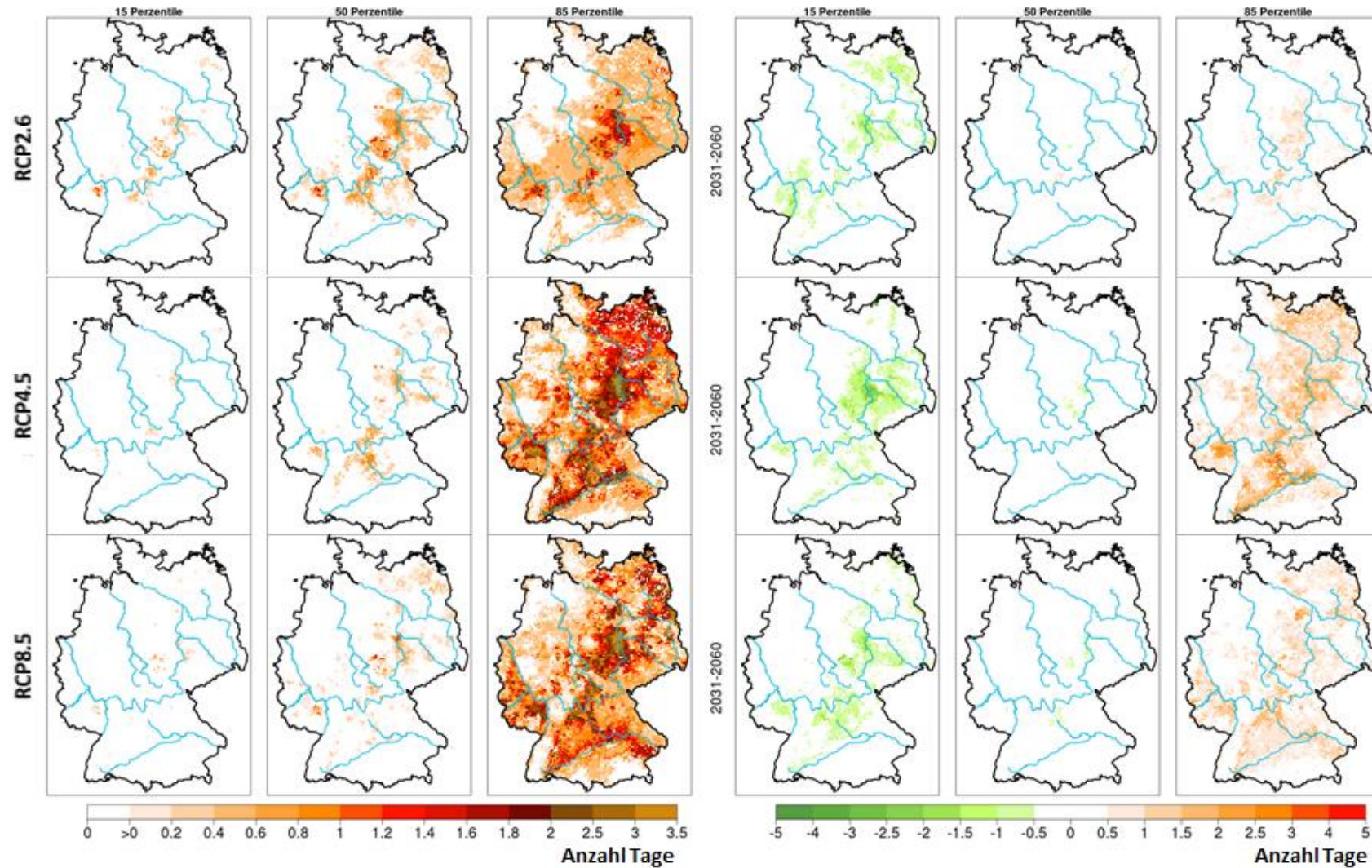


Abbildung-A 3-22b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

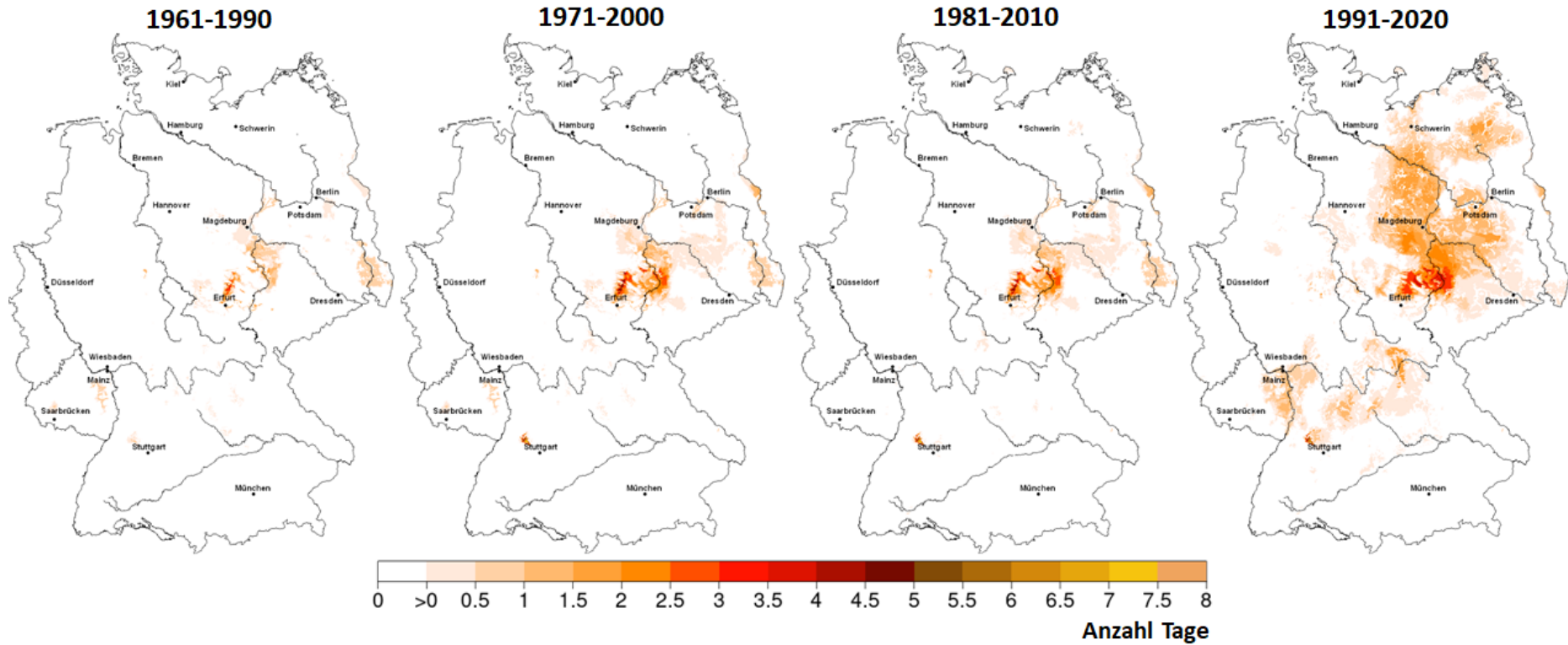


Abbildung-A 3-22c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

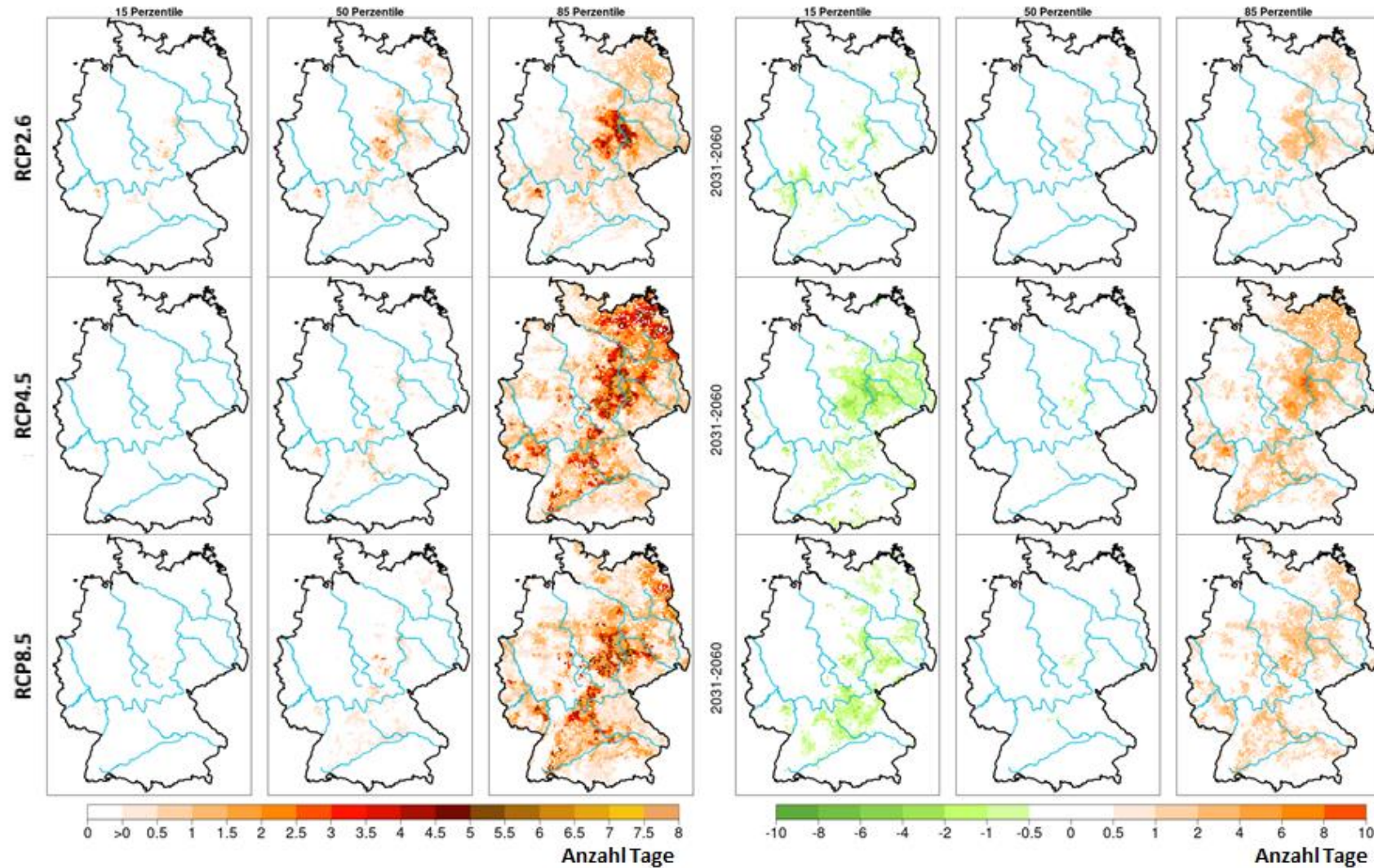


Abbildung-A 3-22d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

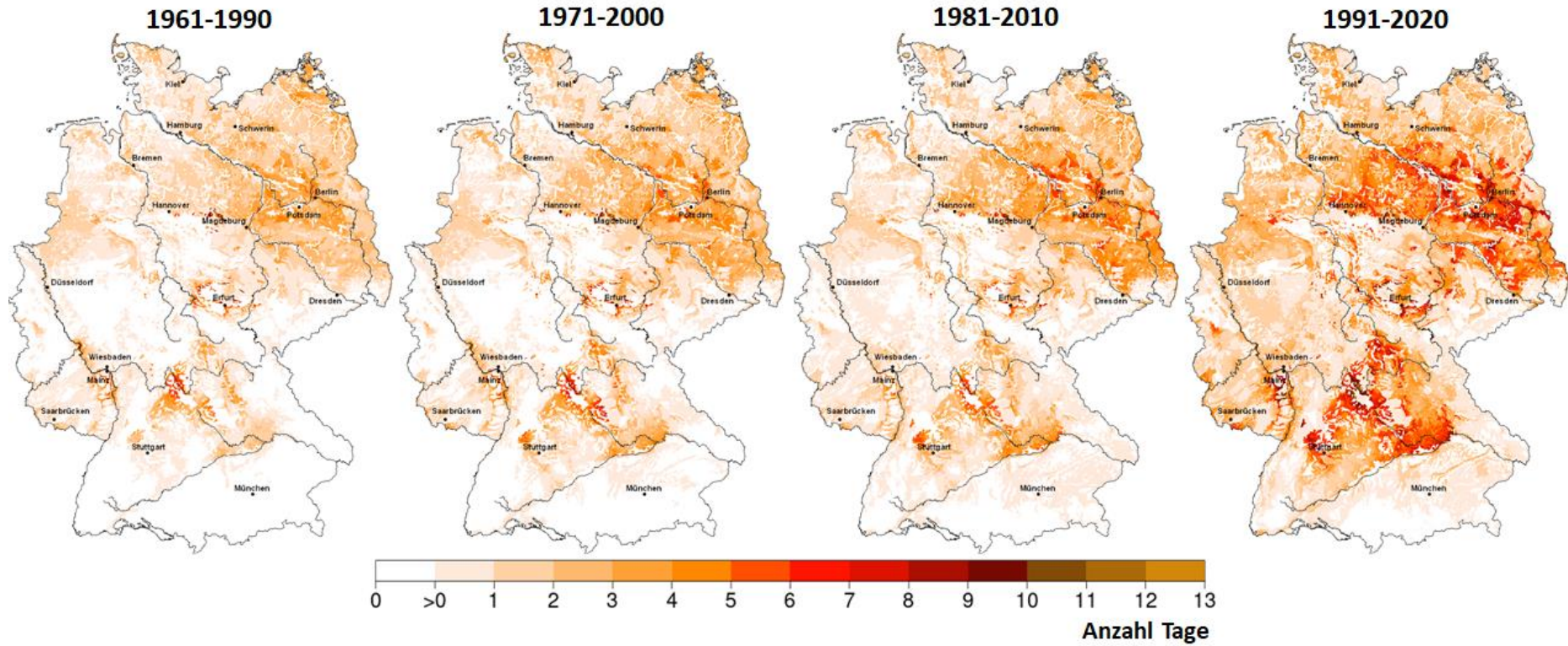


Abbildung-A 3-22e: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\% \text{ nFK}$, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

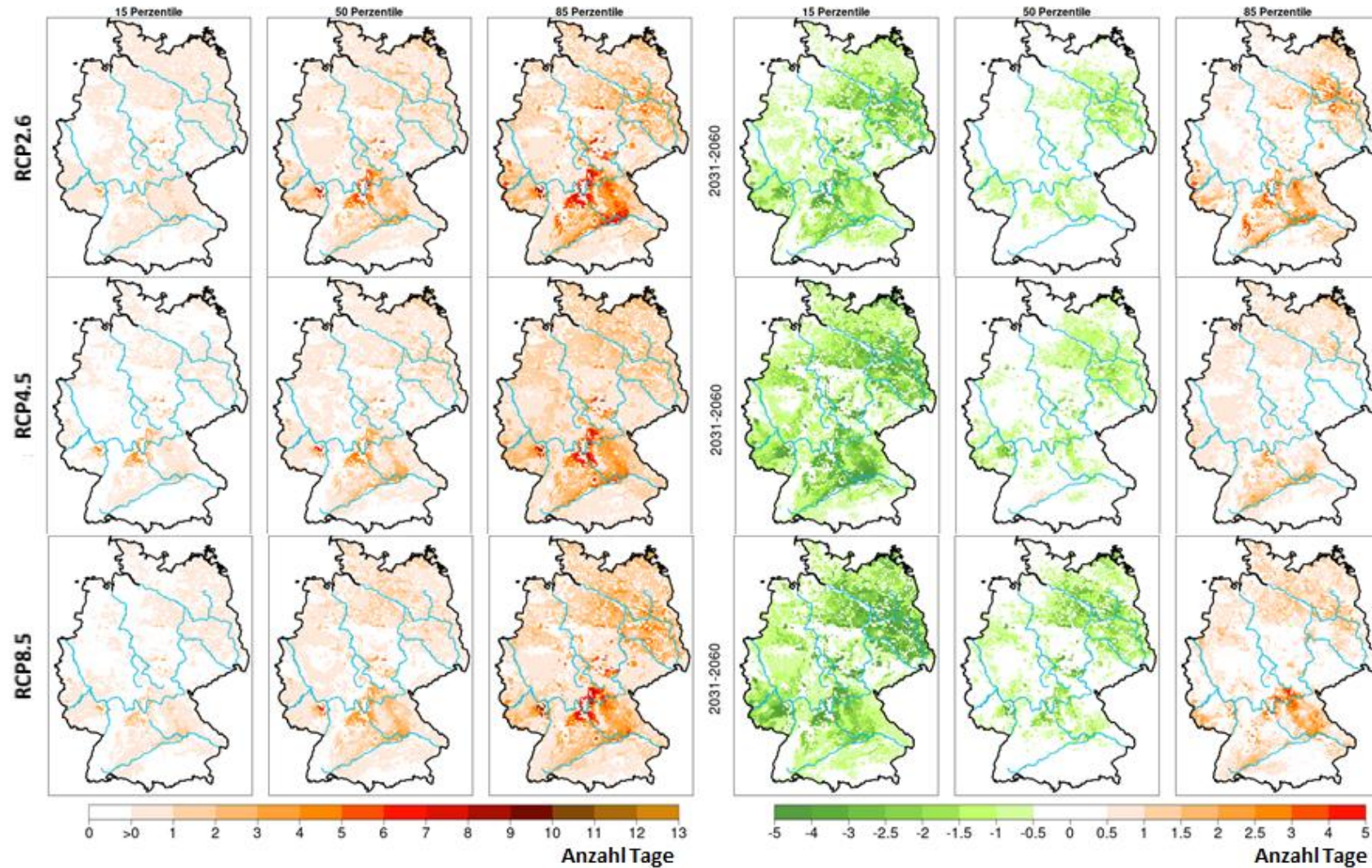


Abbildung-A 3-22f: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

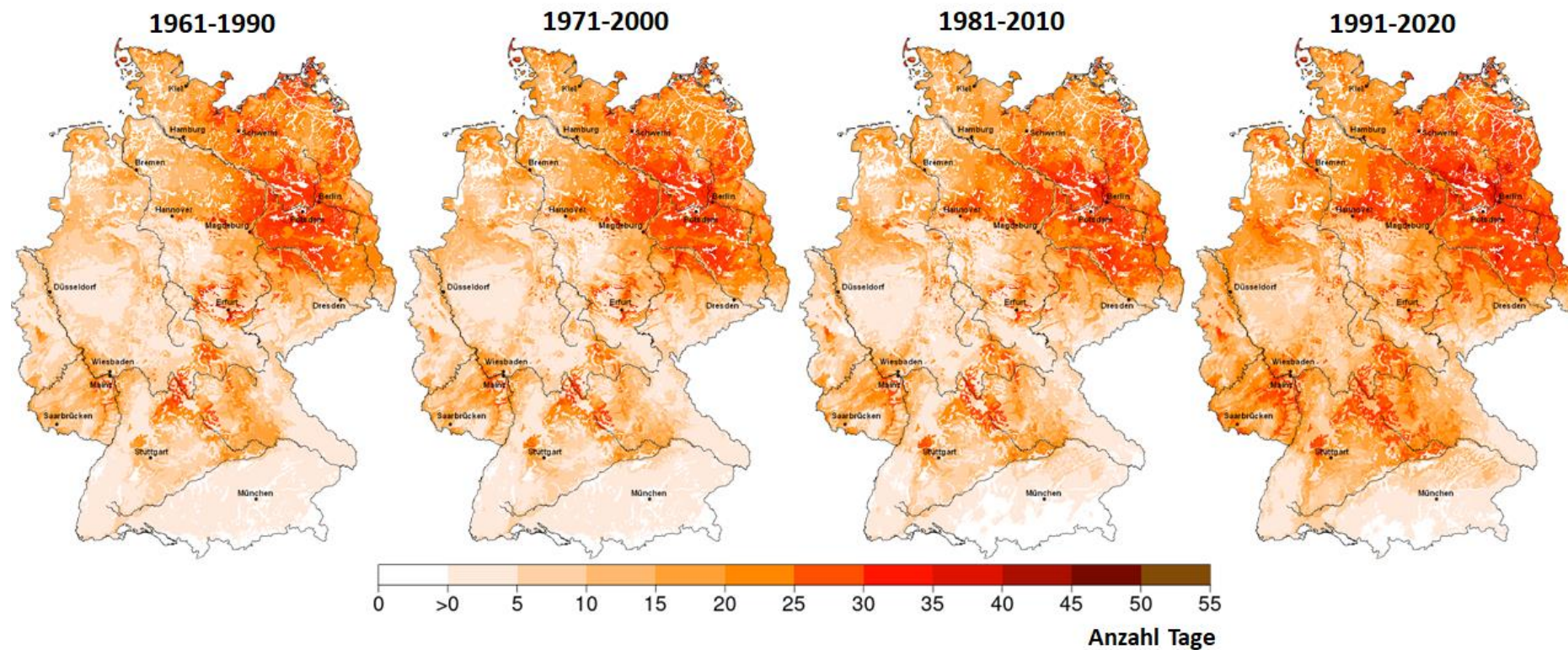


Abbildung-A 3-22g: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

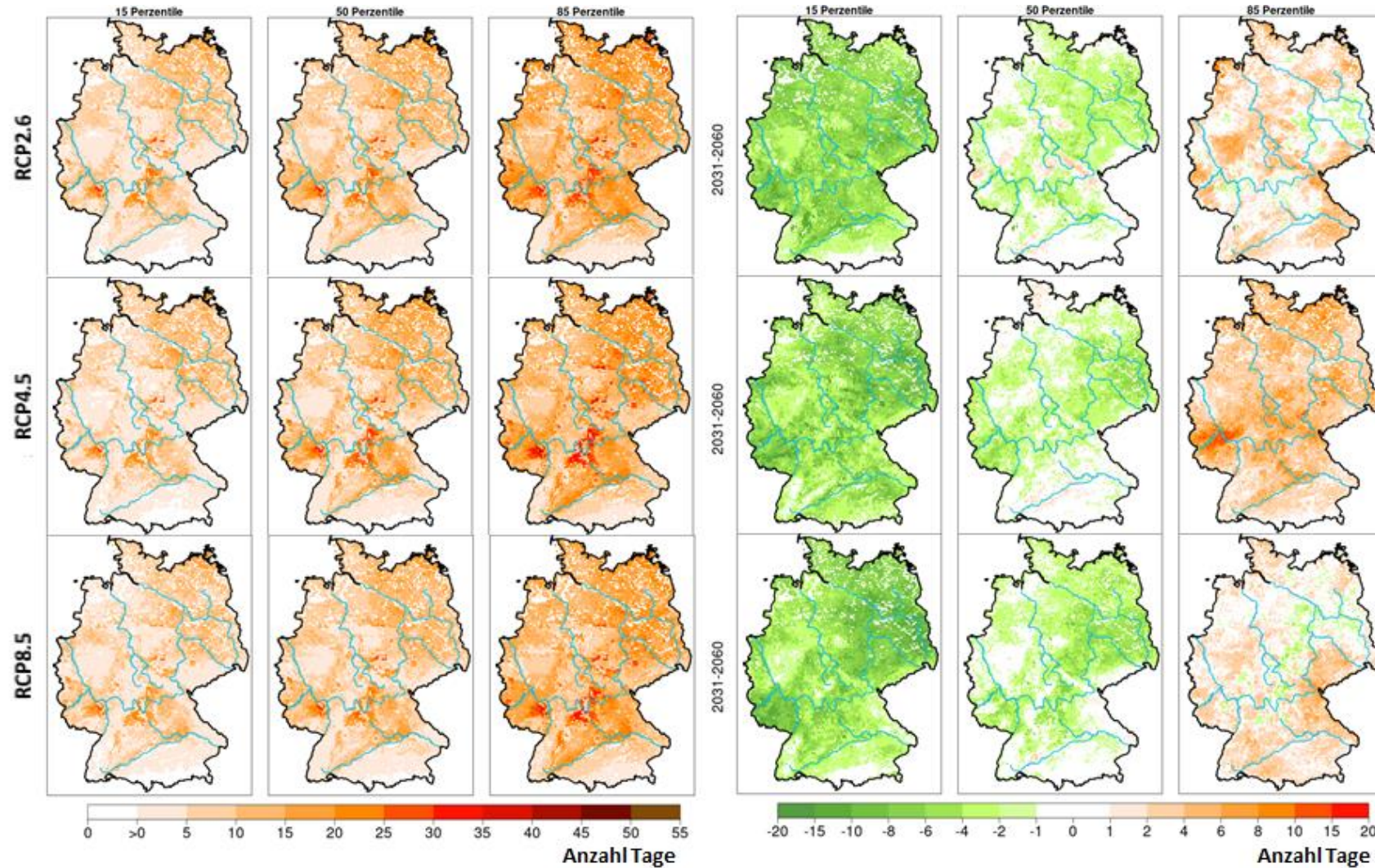


Abbildung-A 3-22h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 30\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

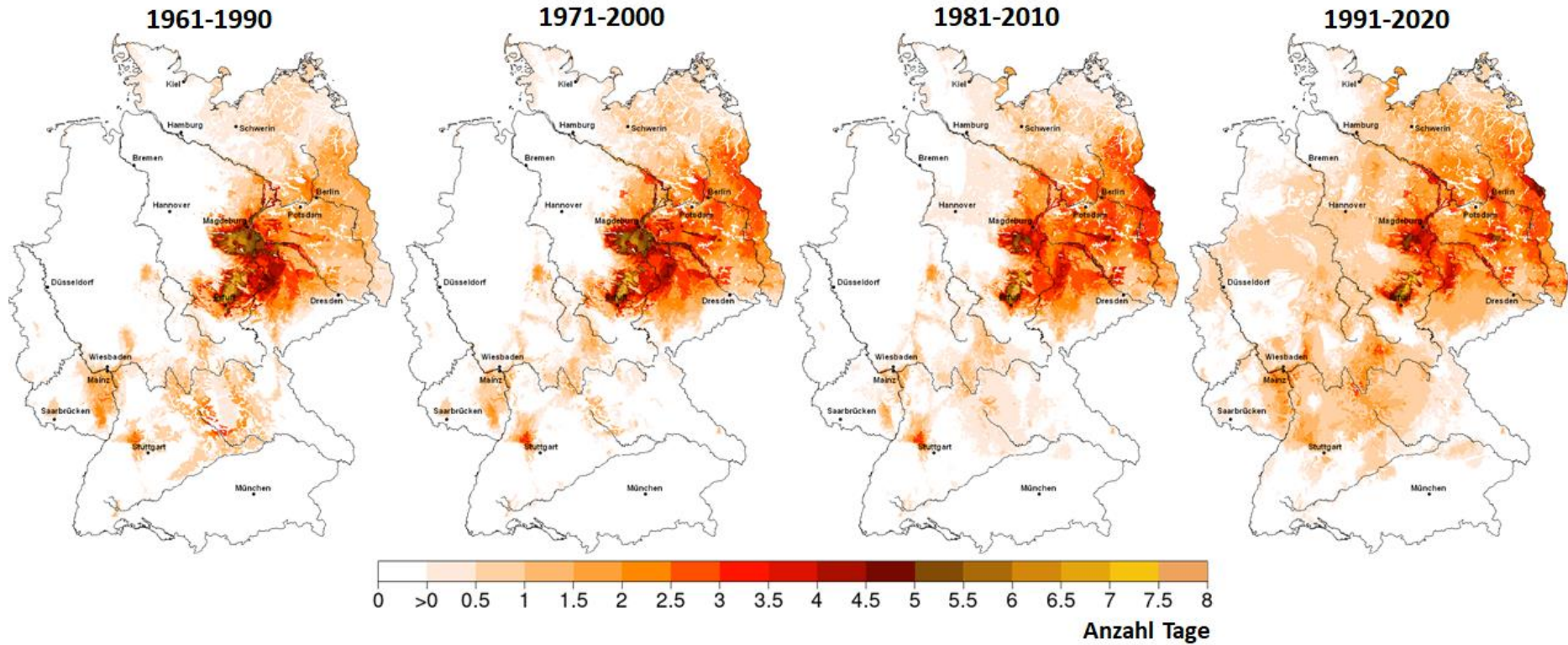


Abbildung-A 3-23a-h: Kultur **Winterweizen:** mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-23a: im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

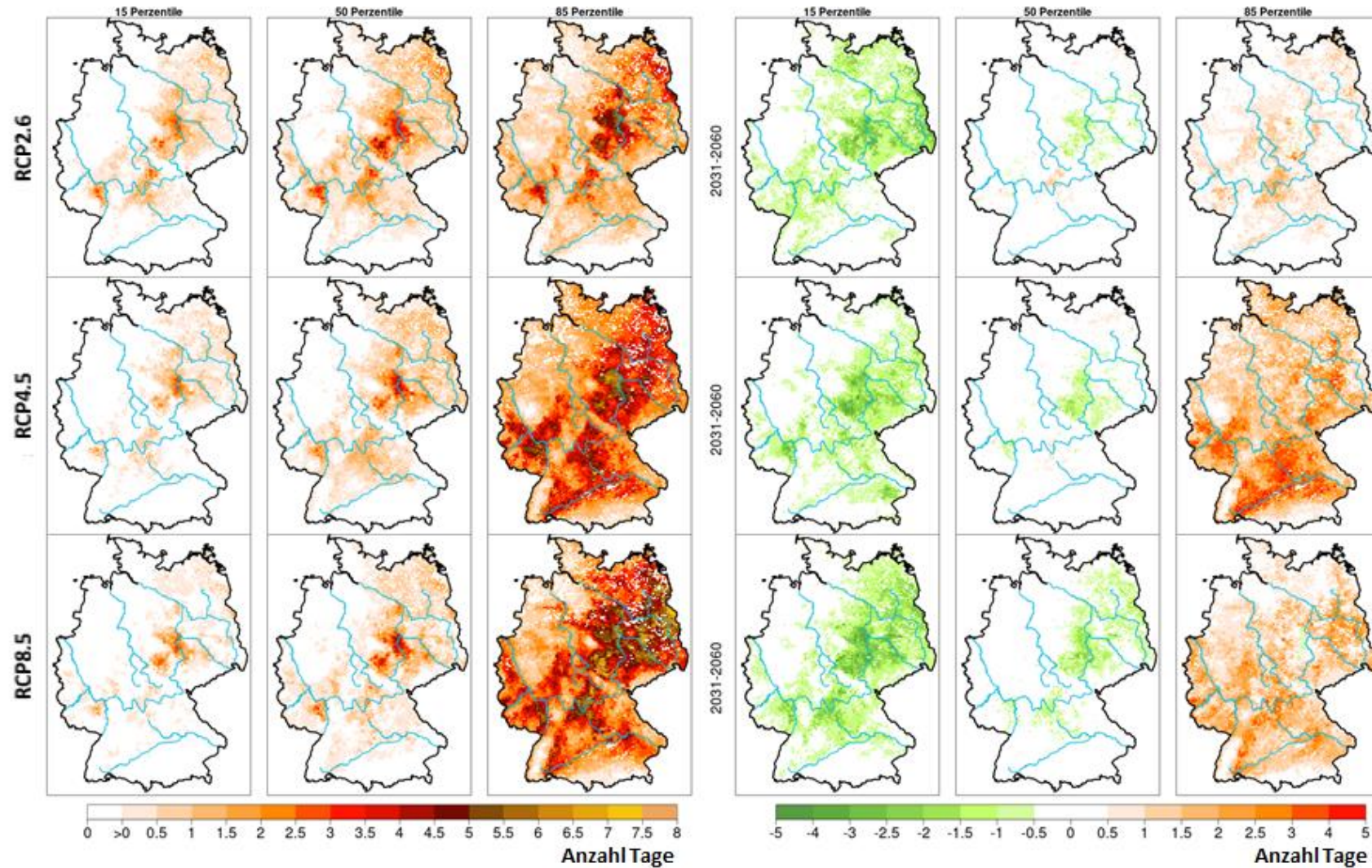


Abbildung-A 3-23b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

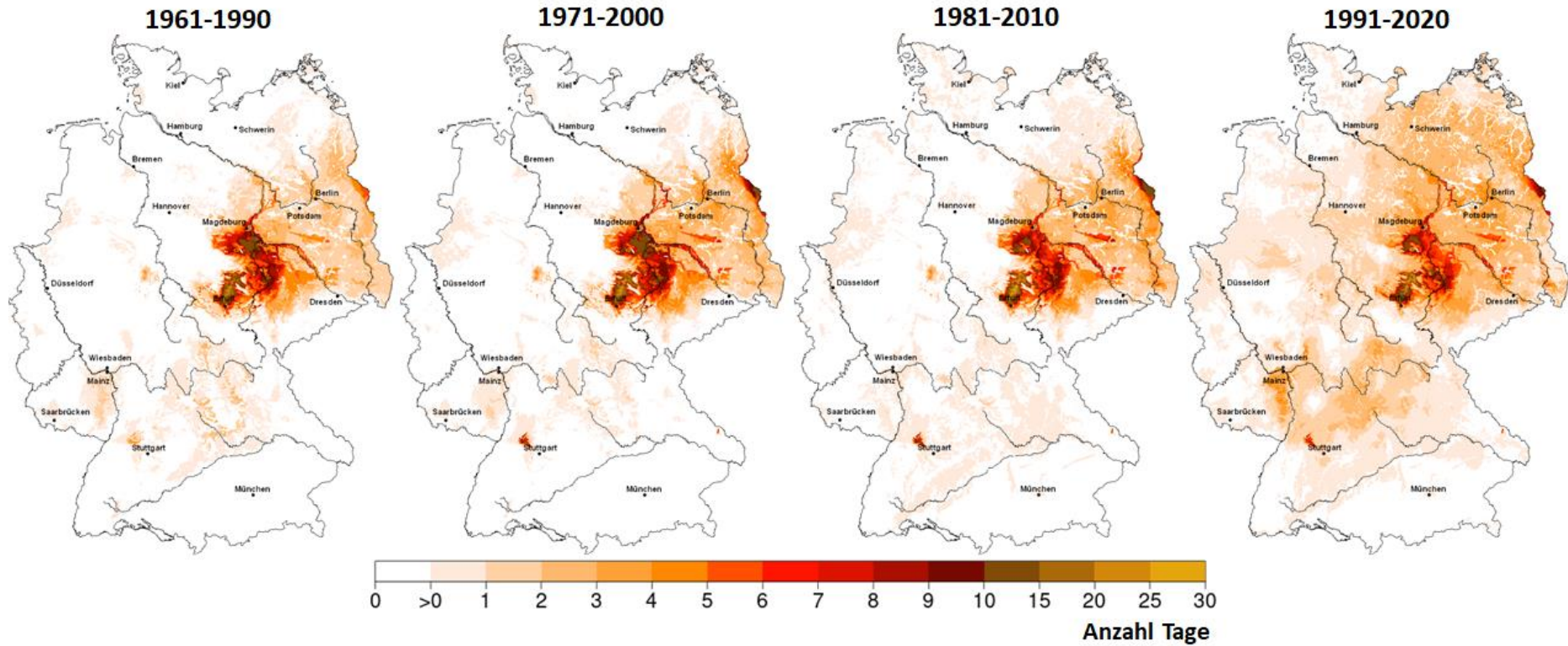


Abbildung-A 3-23c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

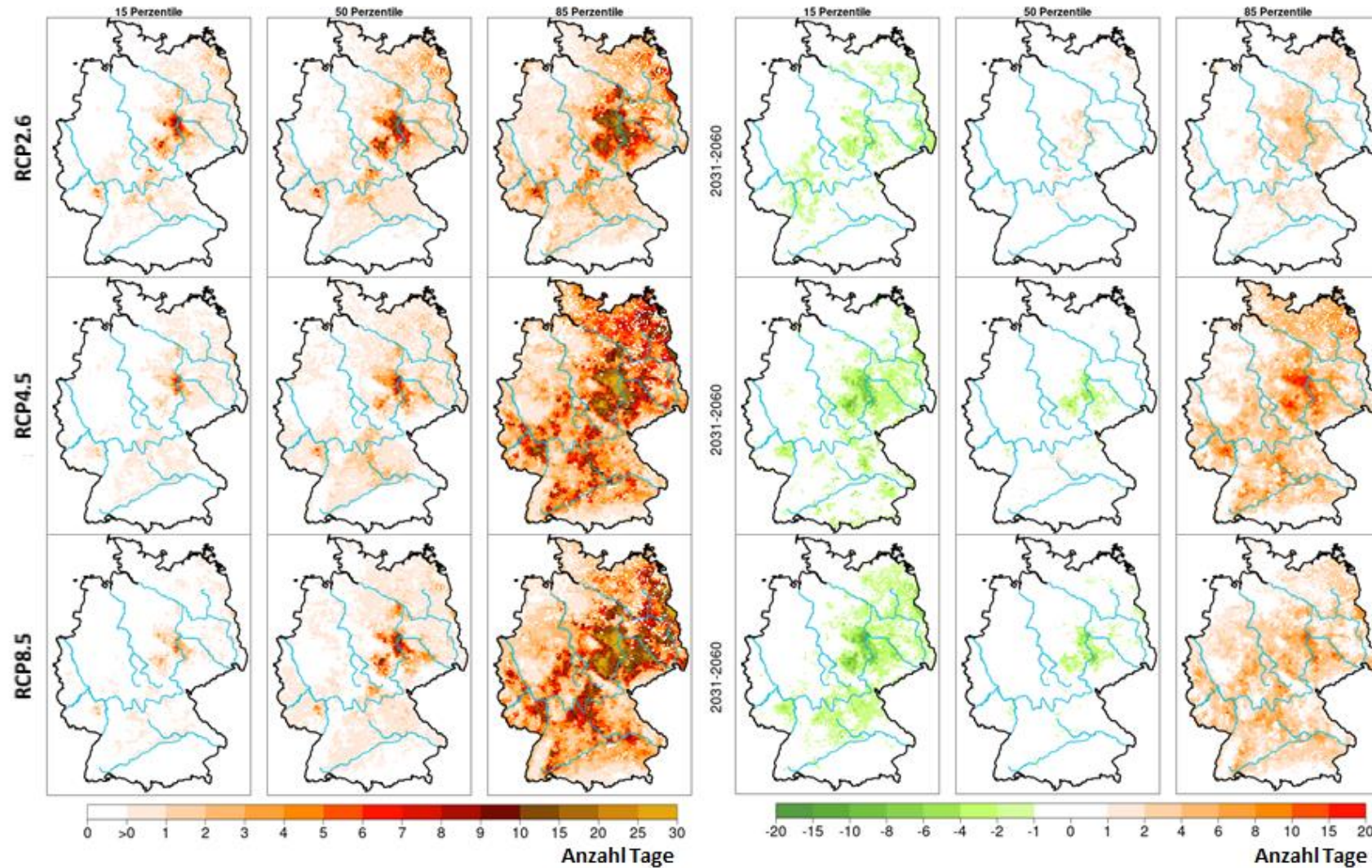


Abbildung-A 3-23d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

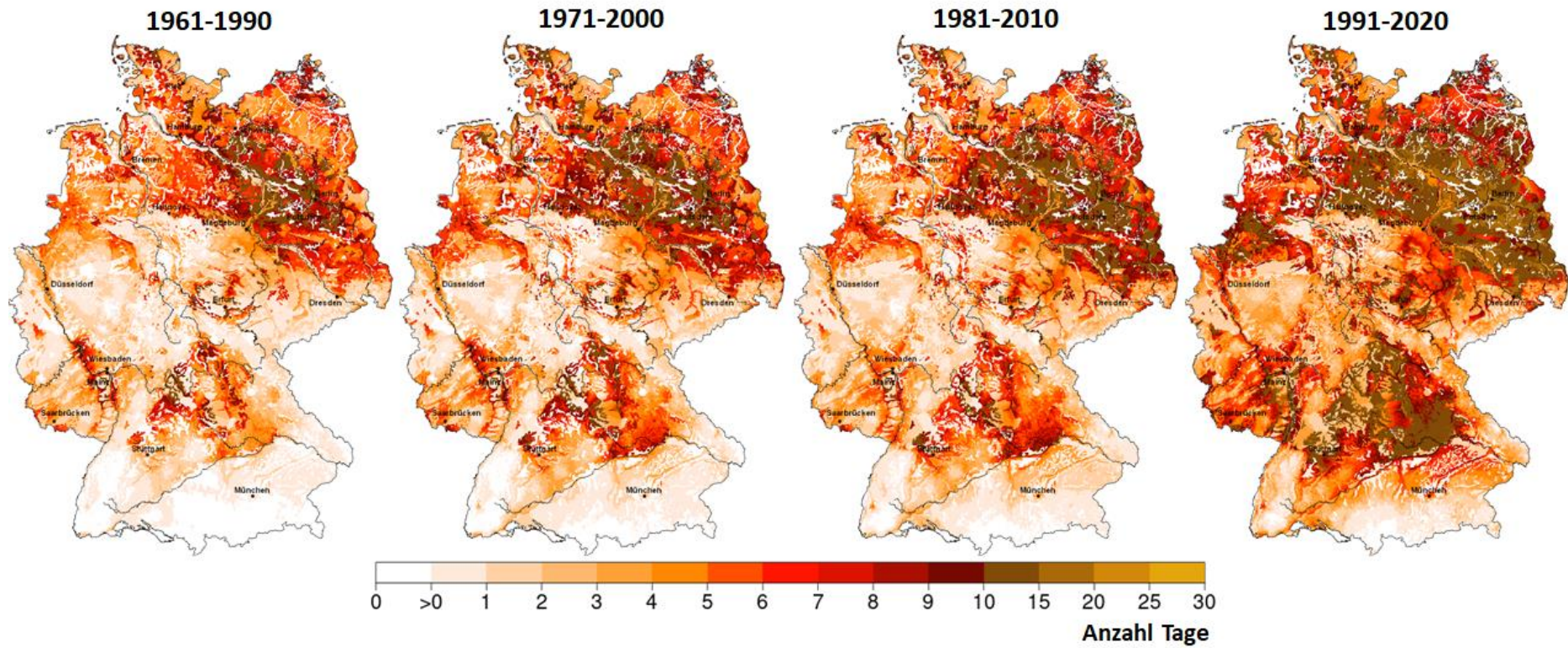


Abbildung-A 3-23e: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

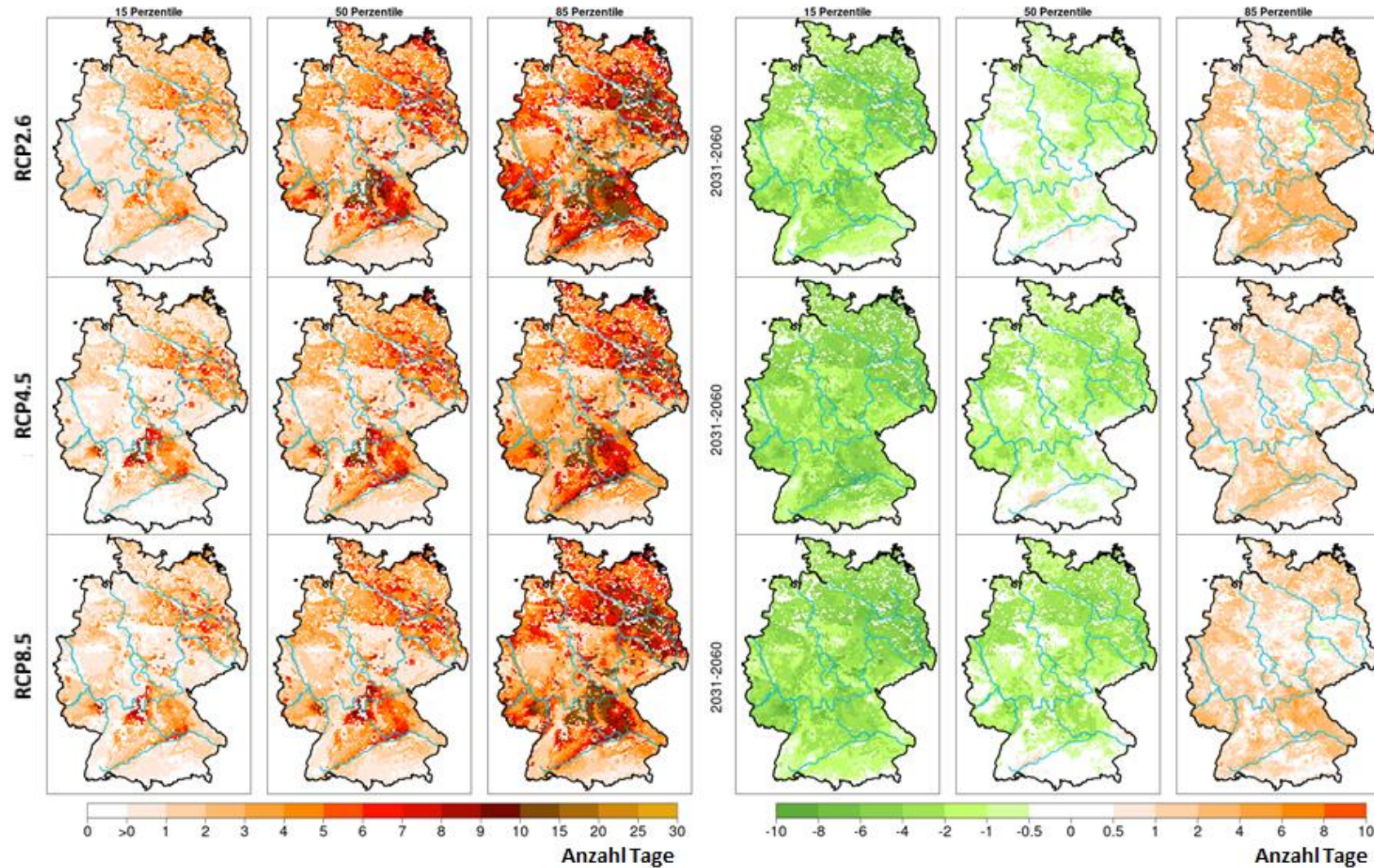


Abbildung-A 3-23f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

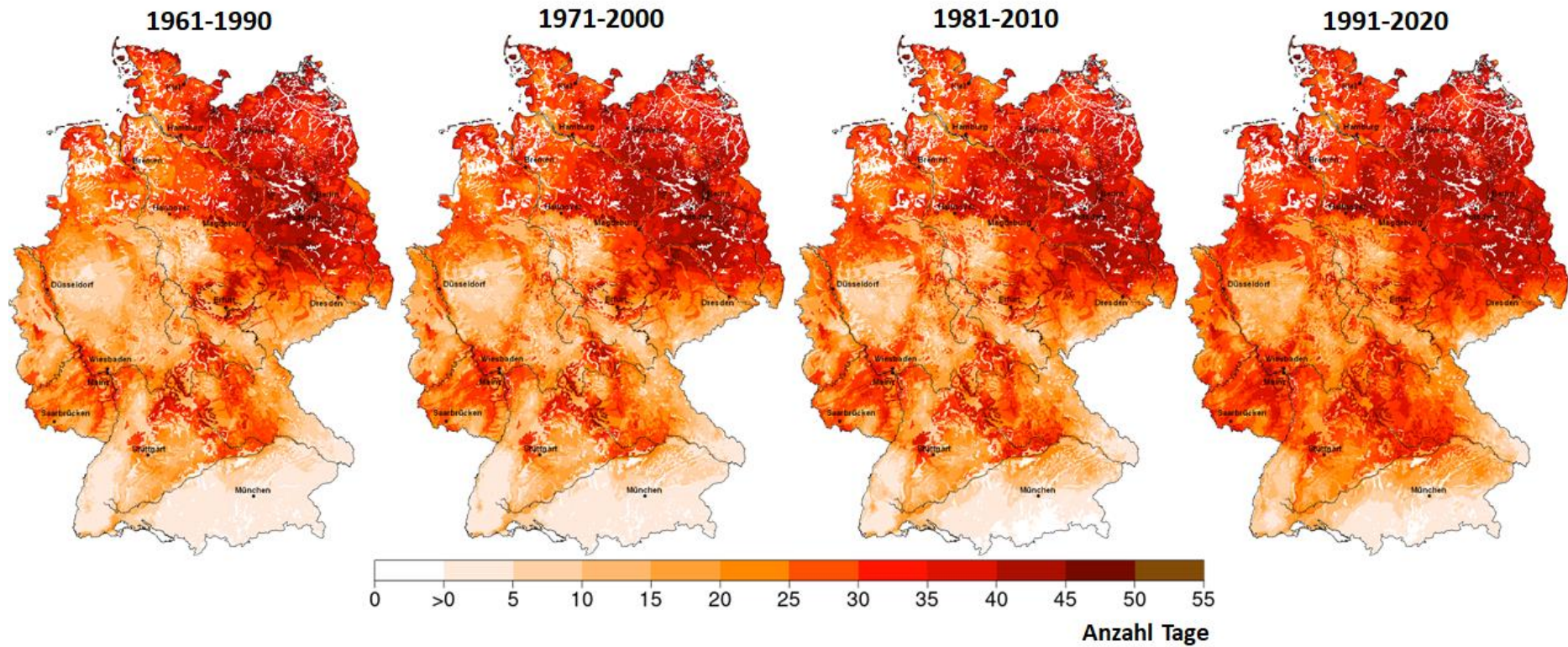


Abbildung-A 3-23g: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

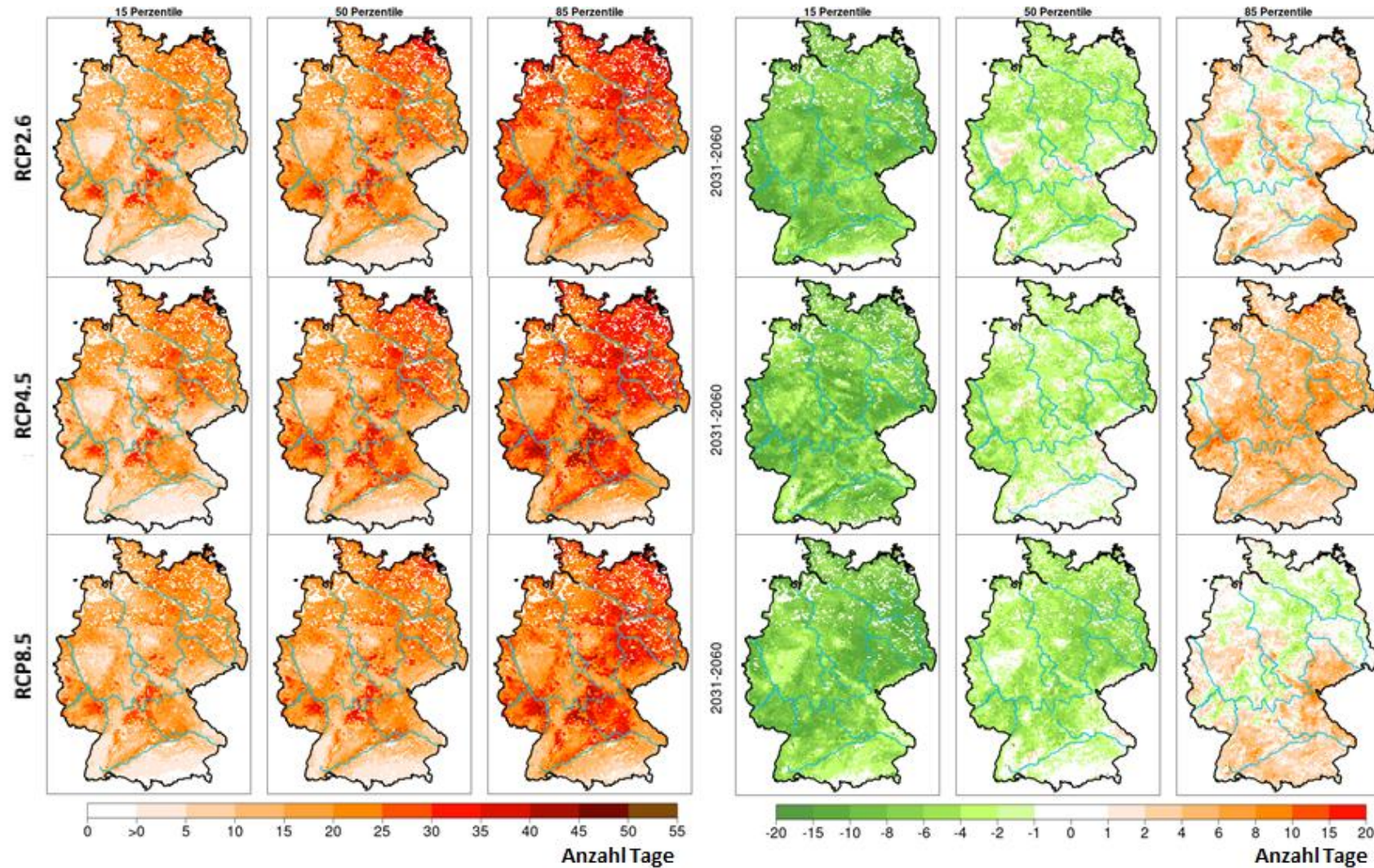


Abbildung-A 3-23h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 50\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

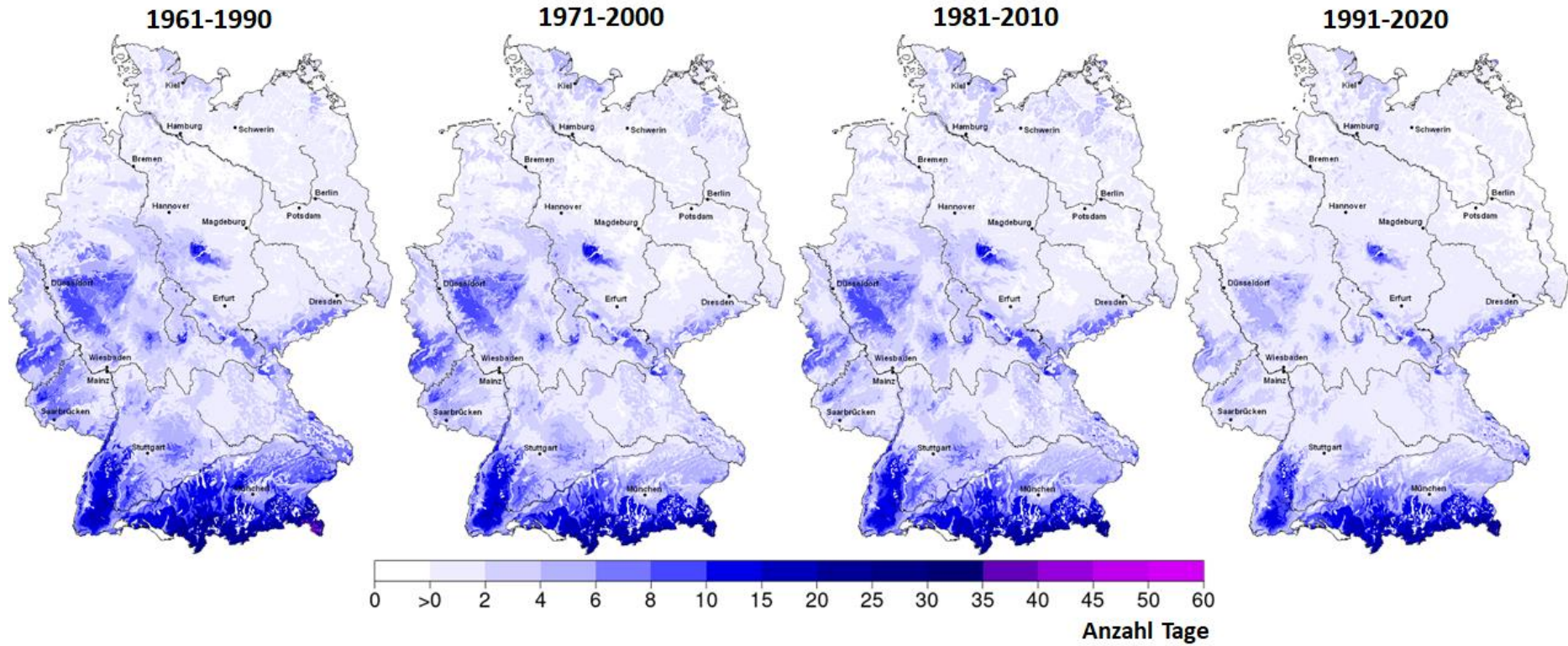


Abbildung-A 3-24a-b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 110\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51).

Abbildung-A 3-24a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

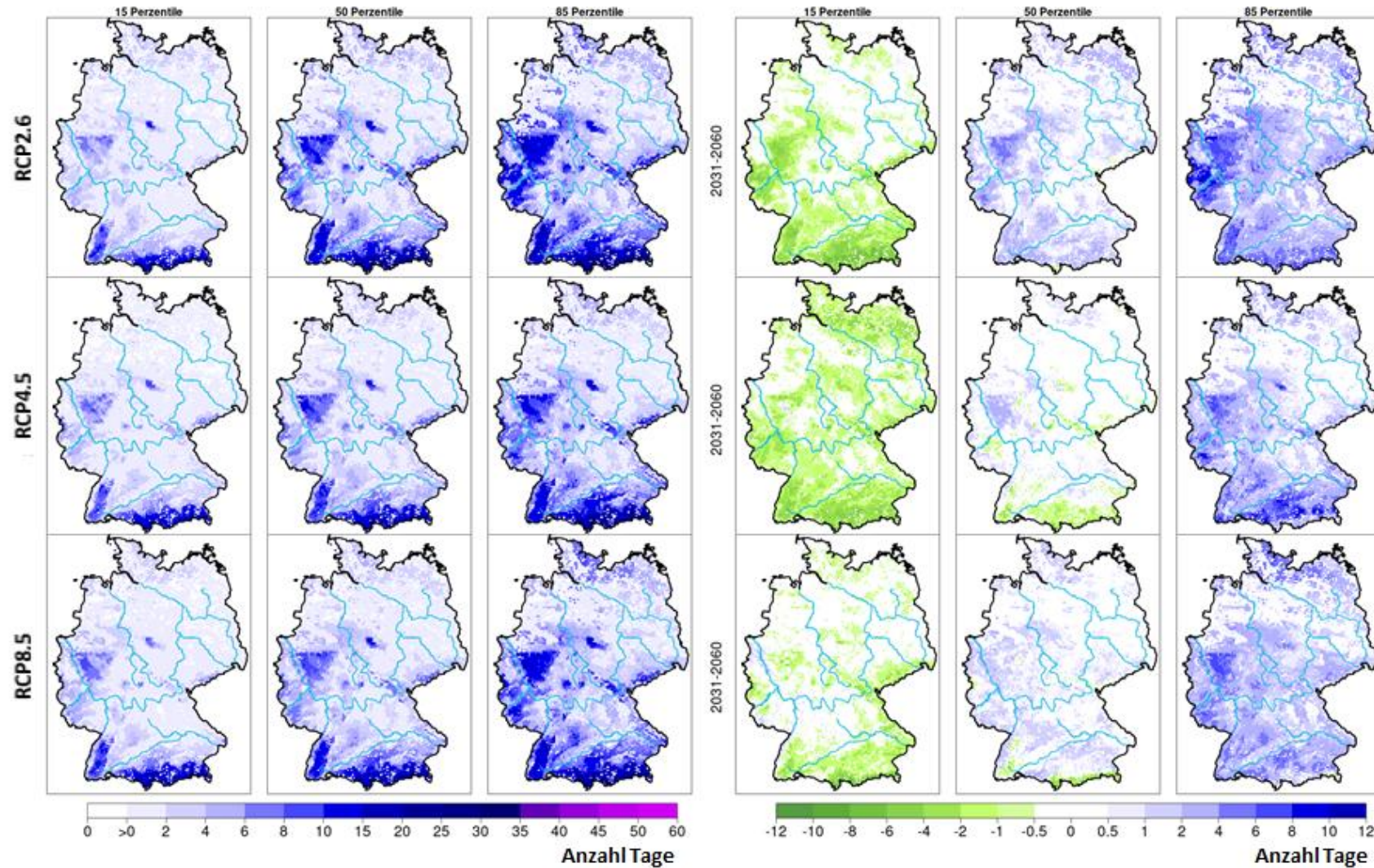


Abbildung-A 3-24b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 110\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

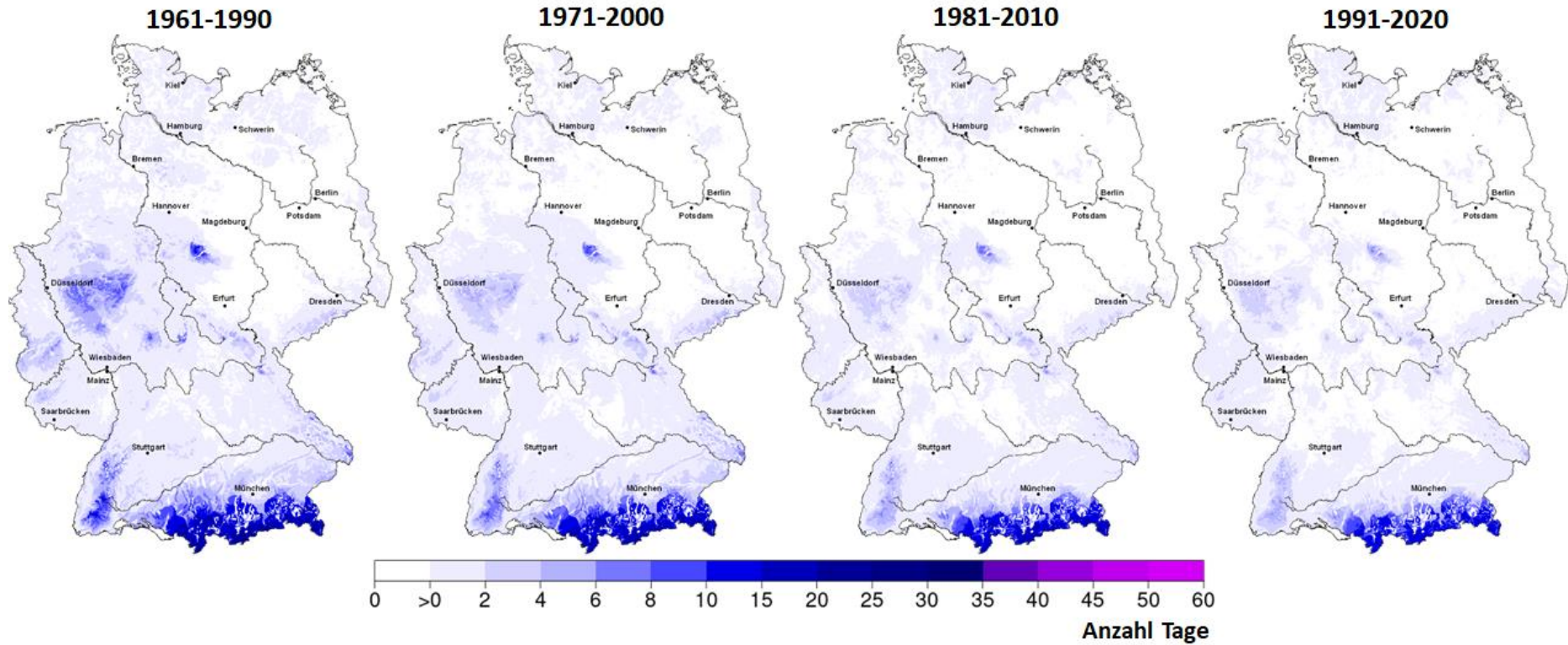


Abbildung-A 3-25a-d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-25a: im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

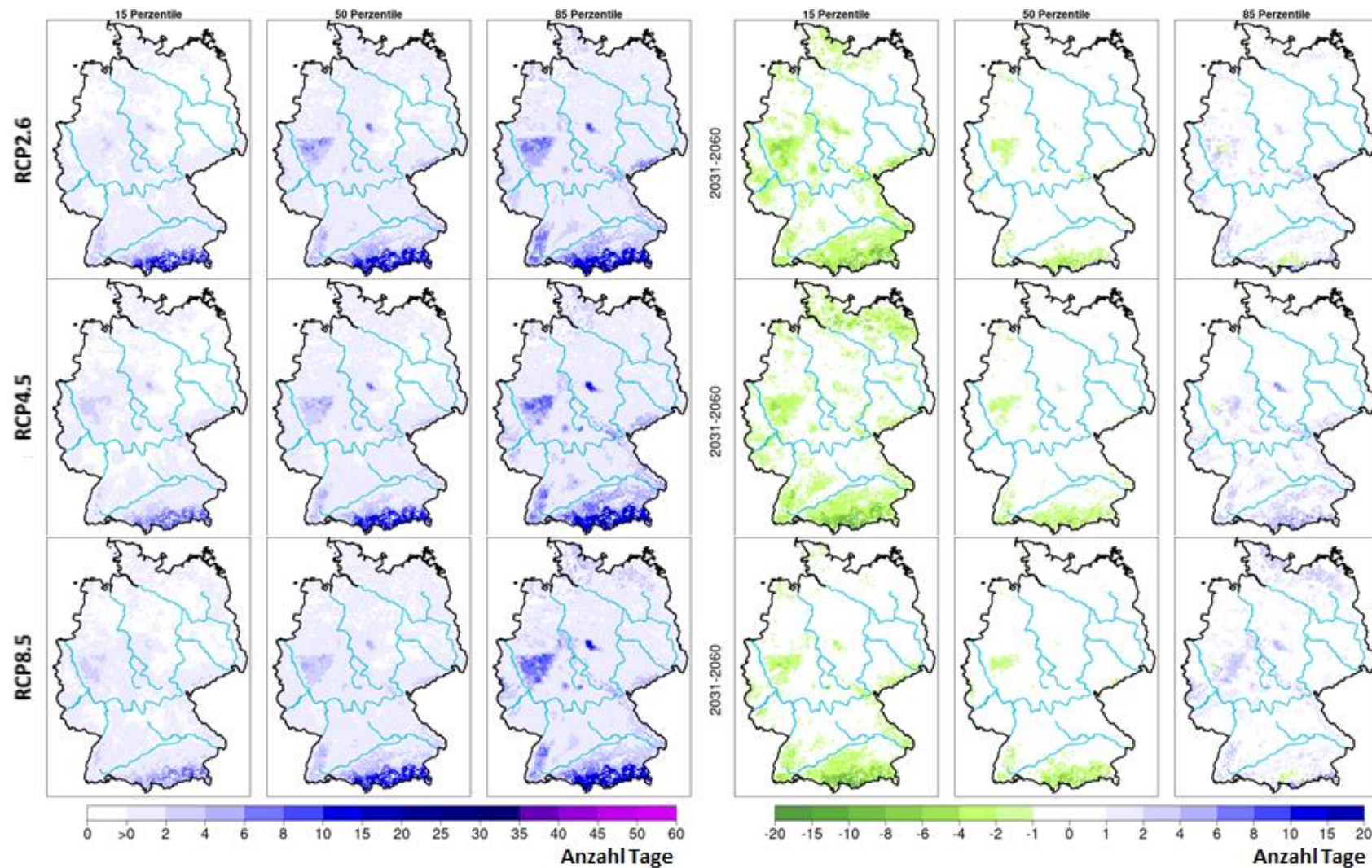


Abbildung-A 3-25b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

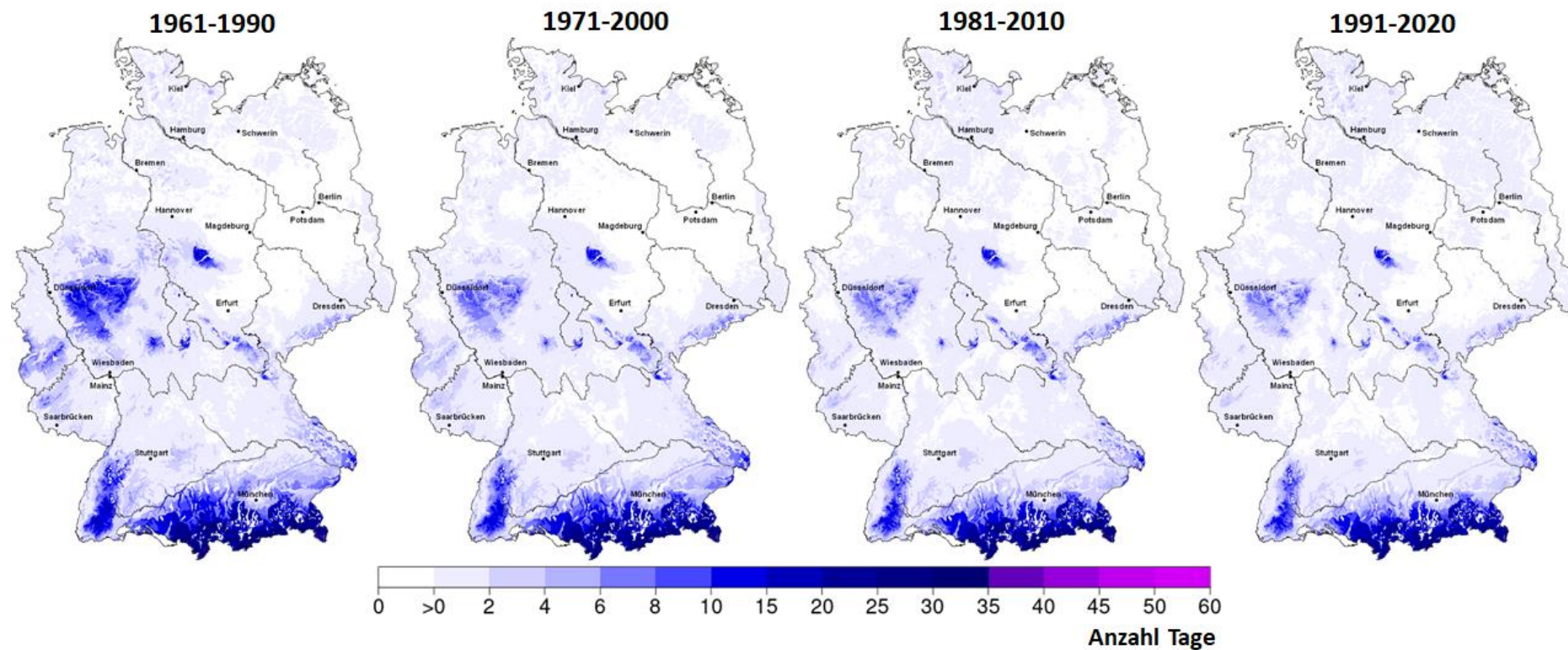


Abbildung-A 3-25c: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zu Ernte in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

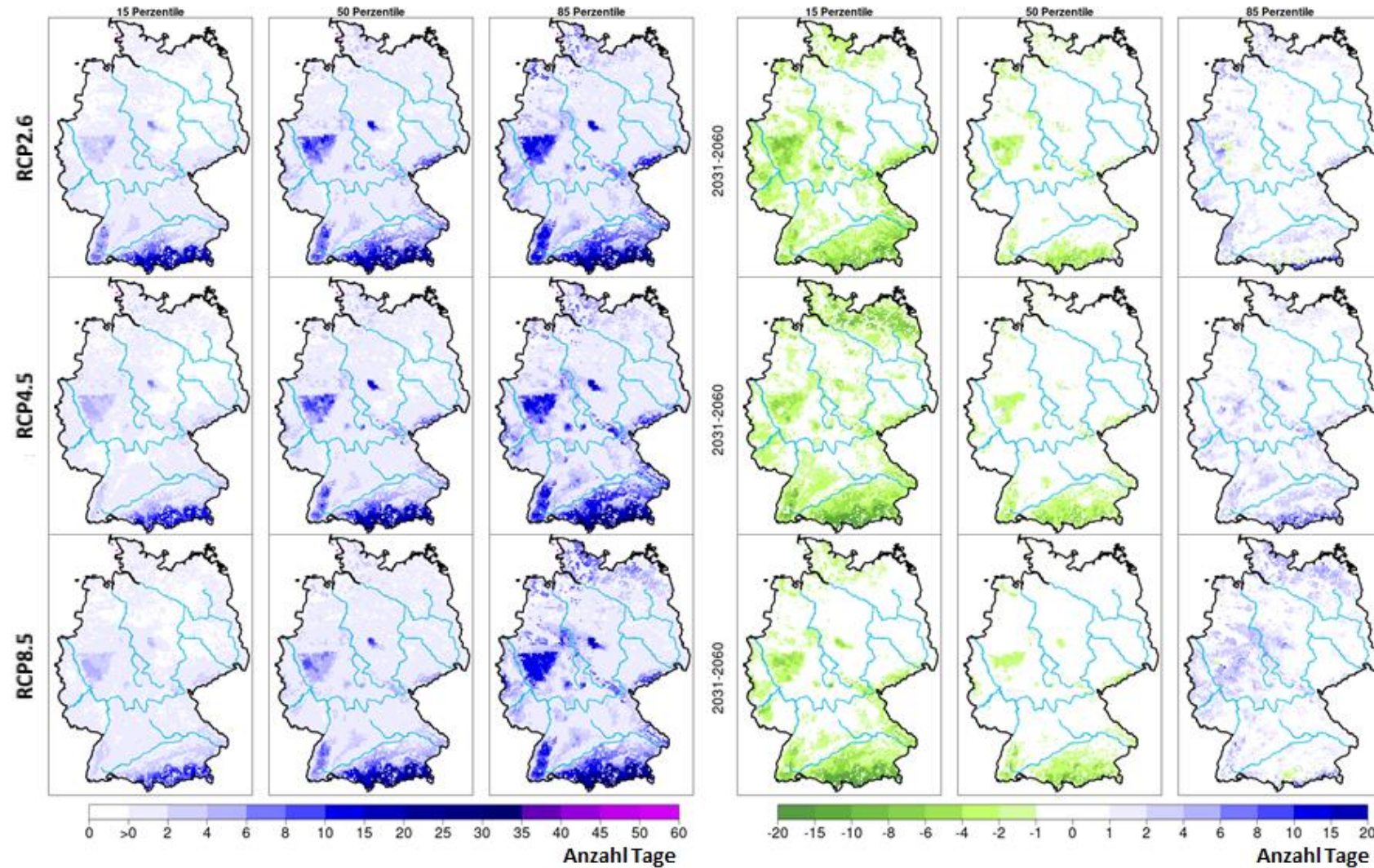


Abbildung-A 3-25d: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zu Ernte, links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

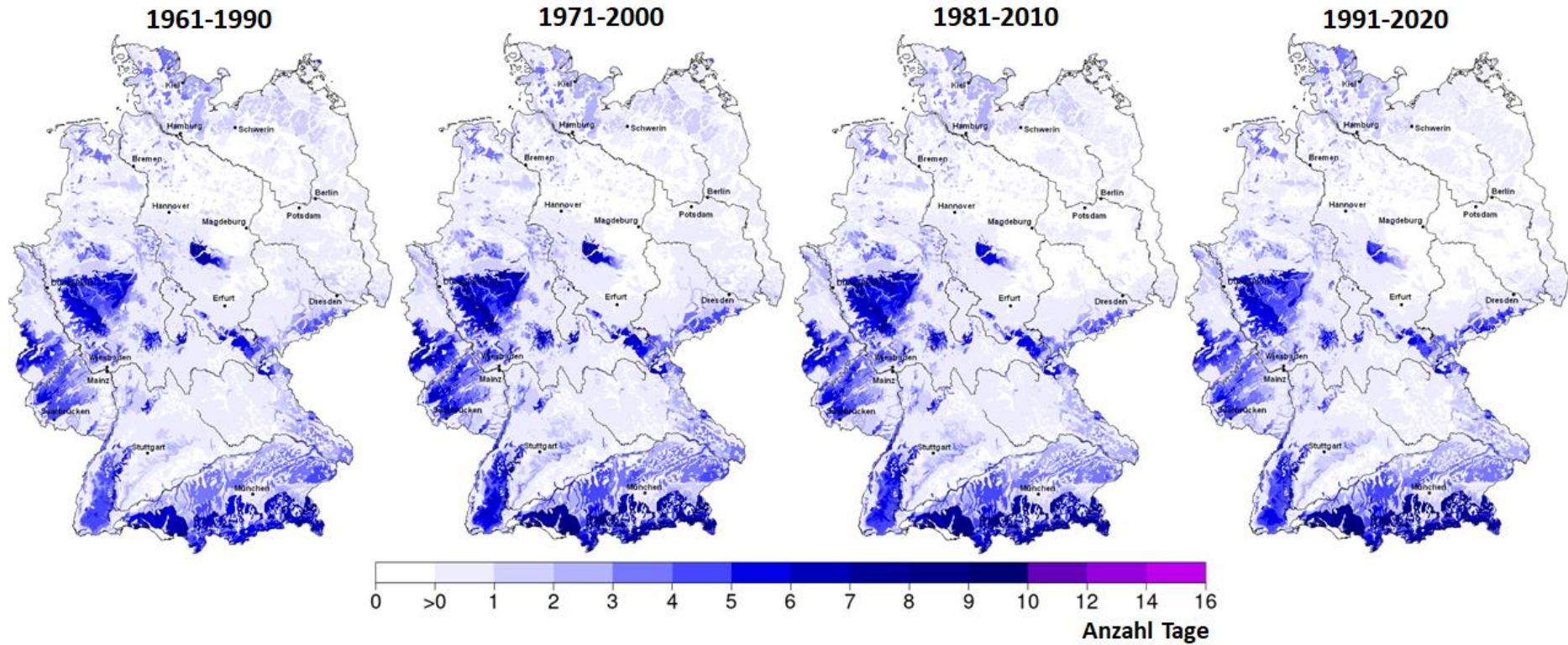


Abbildung-A 3-26a-j: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauänse** (Bodenfeuchte ≥ 115 % nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-26a: im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

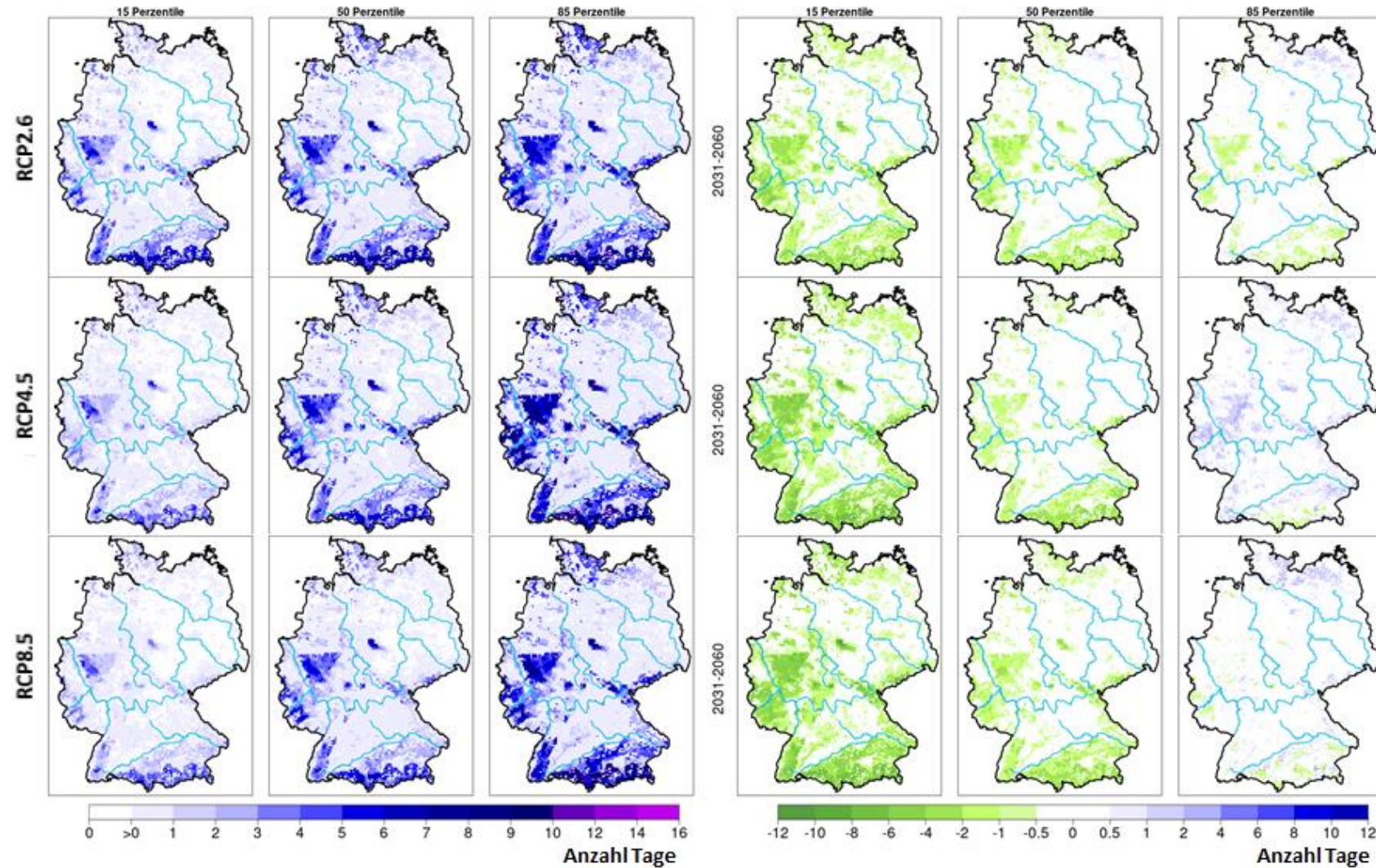


Abbildung-A 3-26b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

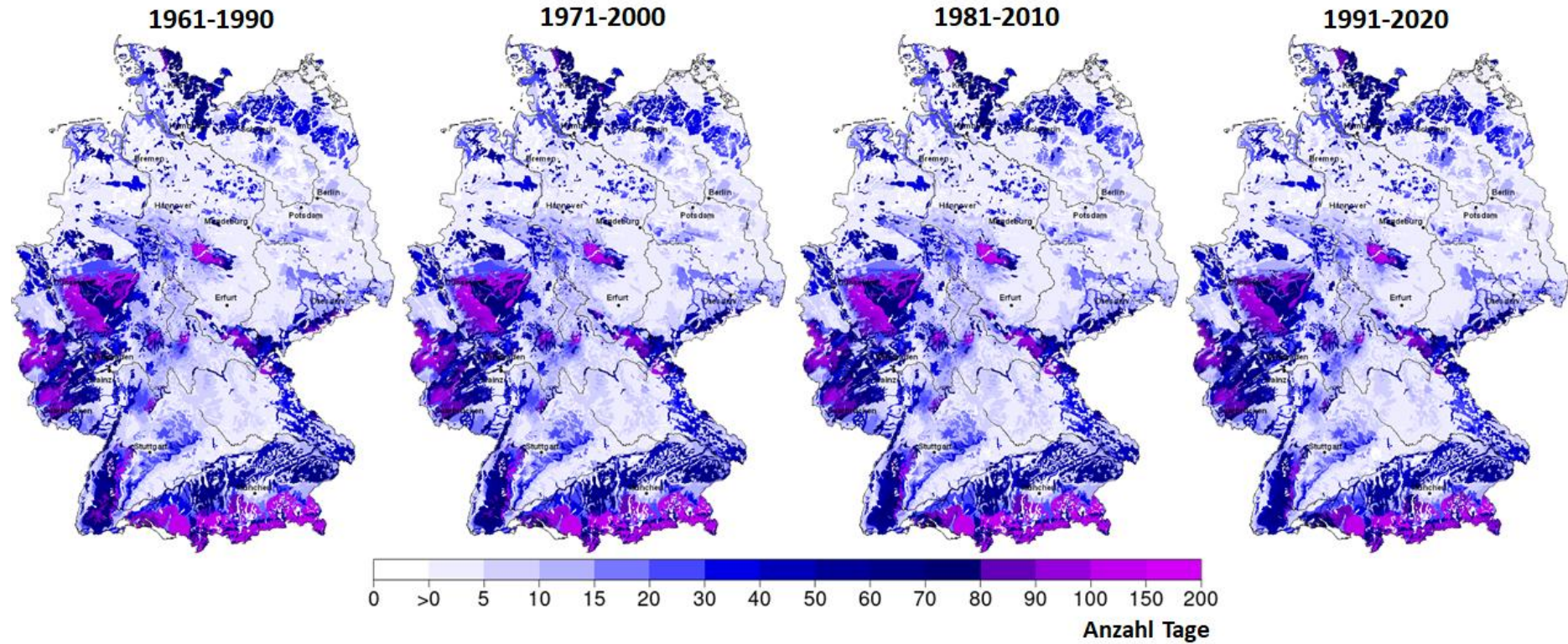


Abbildung-A 3-26c: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauänasse** (Bodenfeuchte ≥ 115 % nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

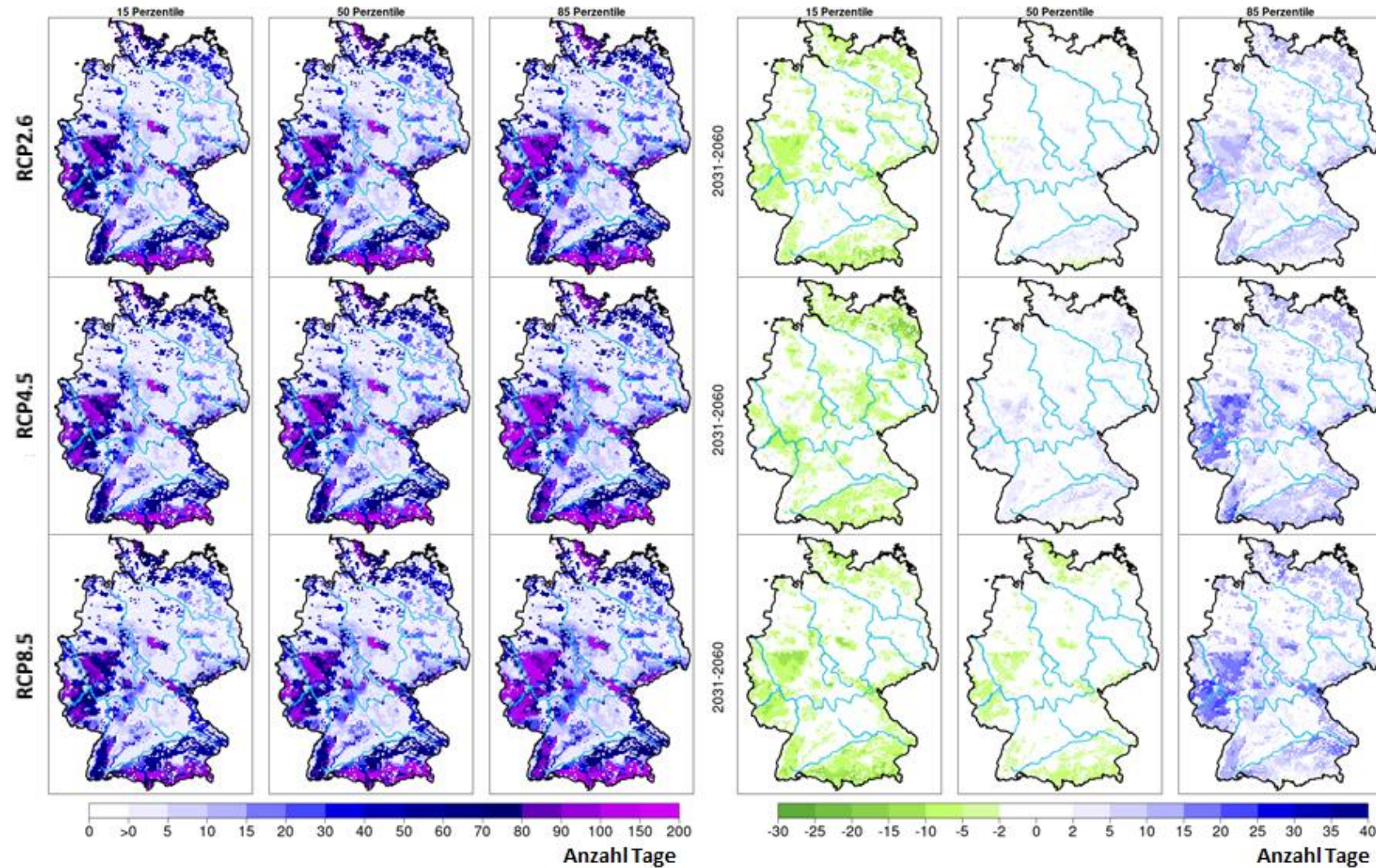


Abbildung-A 3-26d: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Schossen (BBCH 31), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

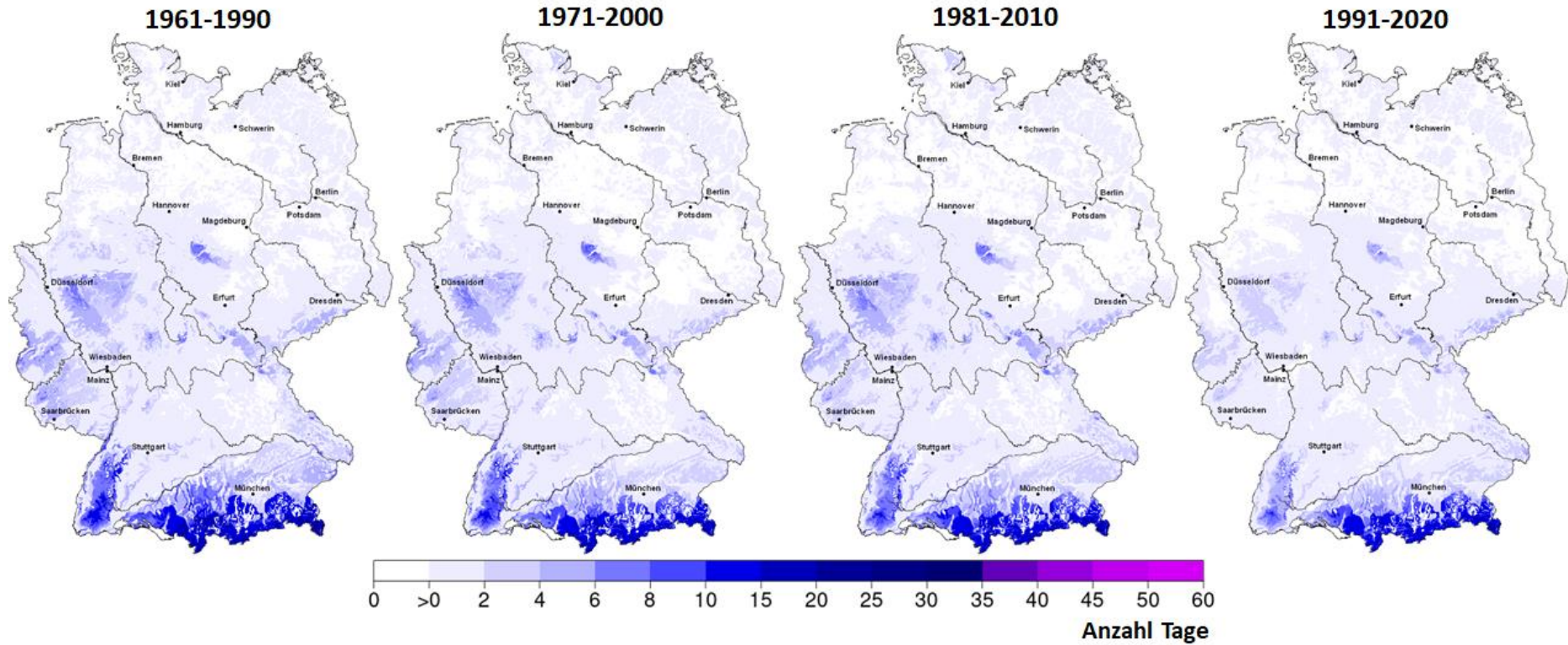


Abbildung-A 3-26e: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

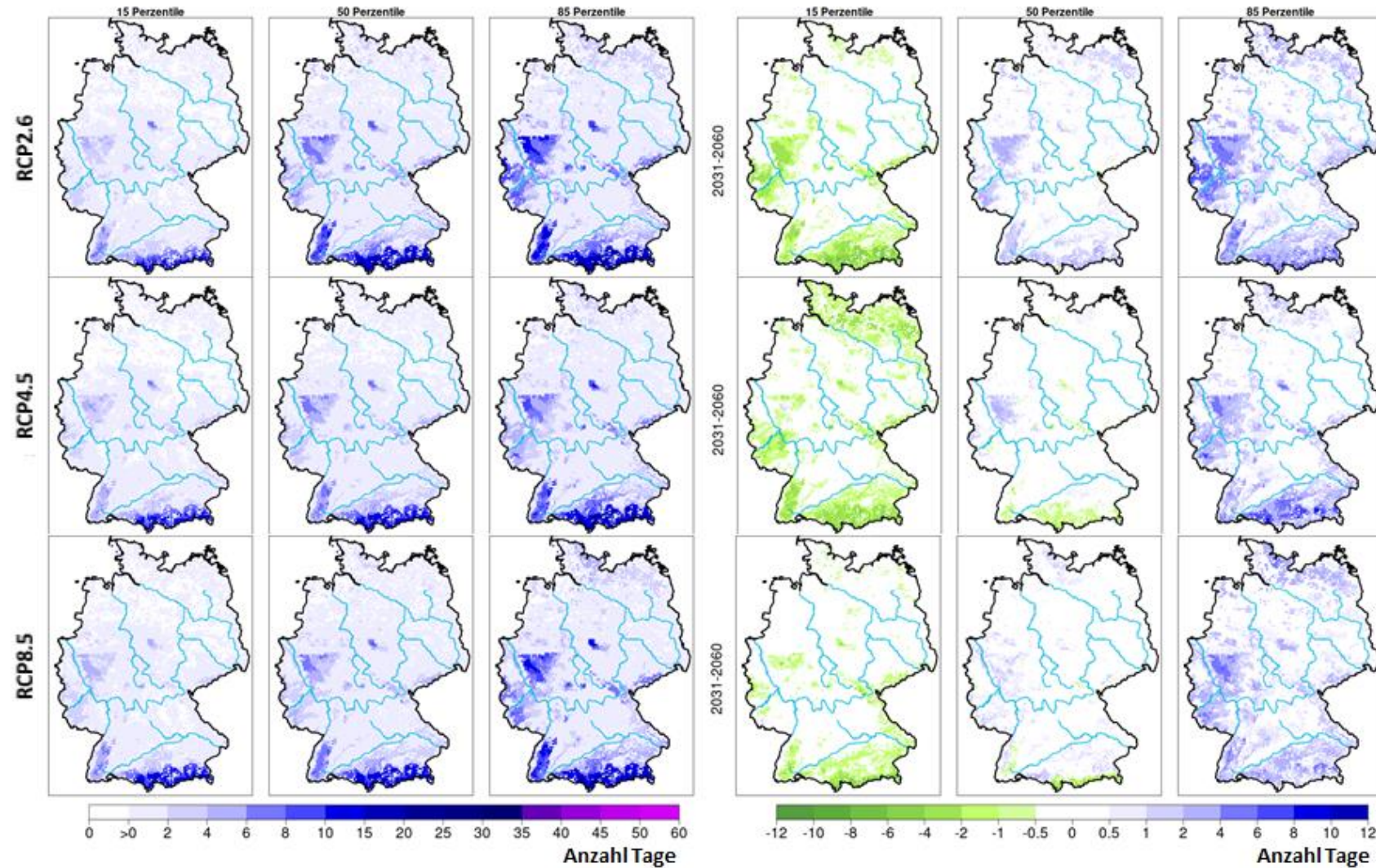


Abbildung-A 3-26f: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Ährenschieben (BBCH 51), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

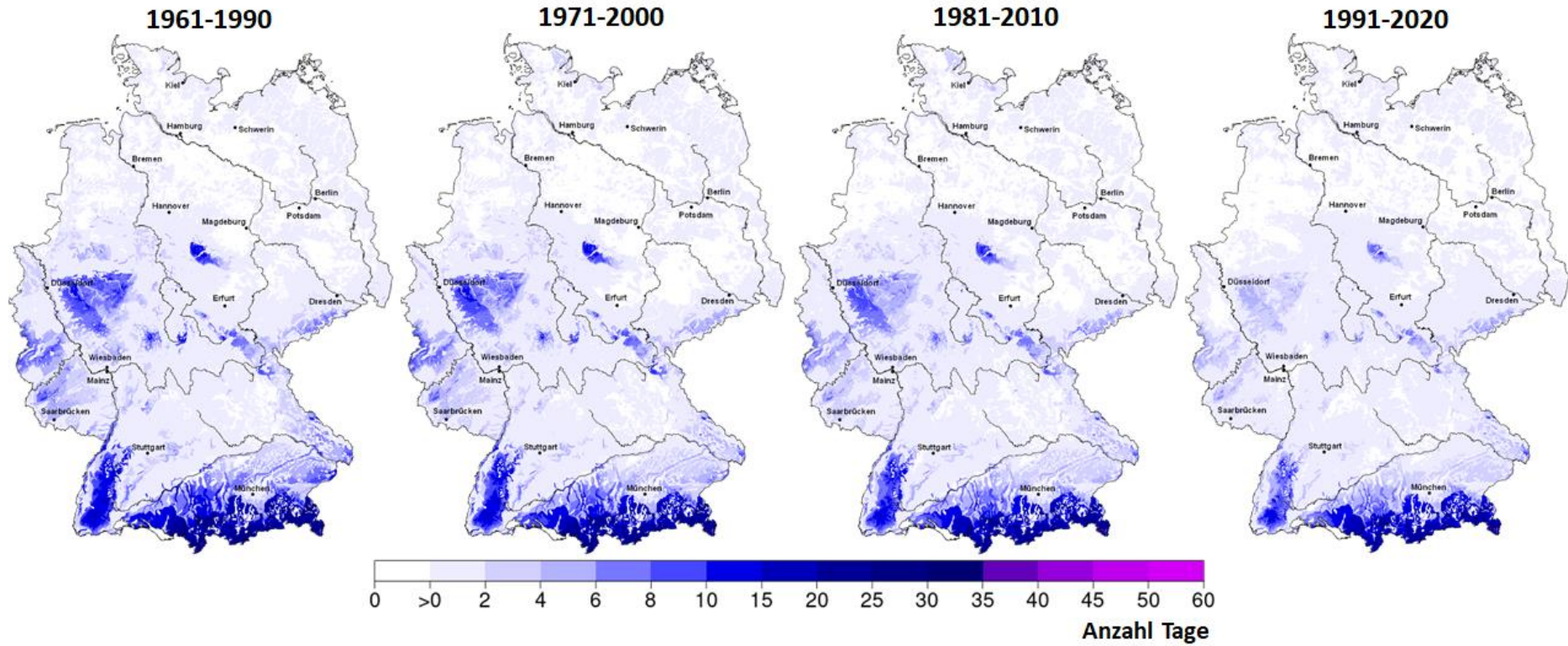


Abbildung-A 3-26g: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauänasse** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

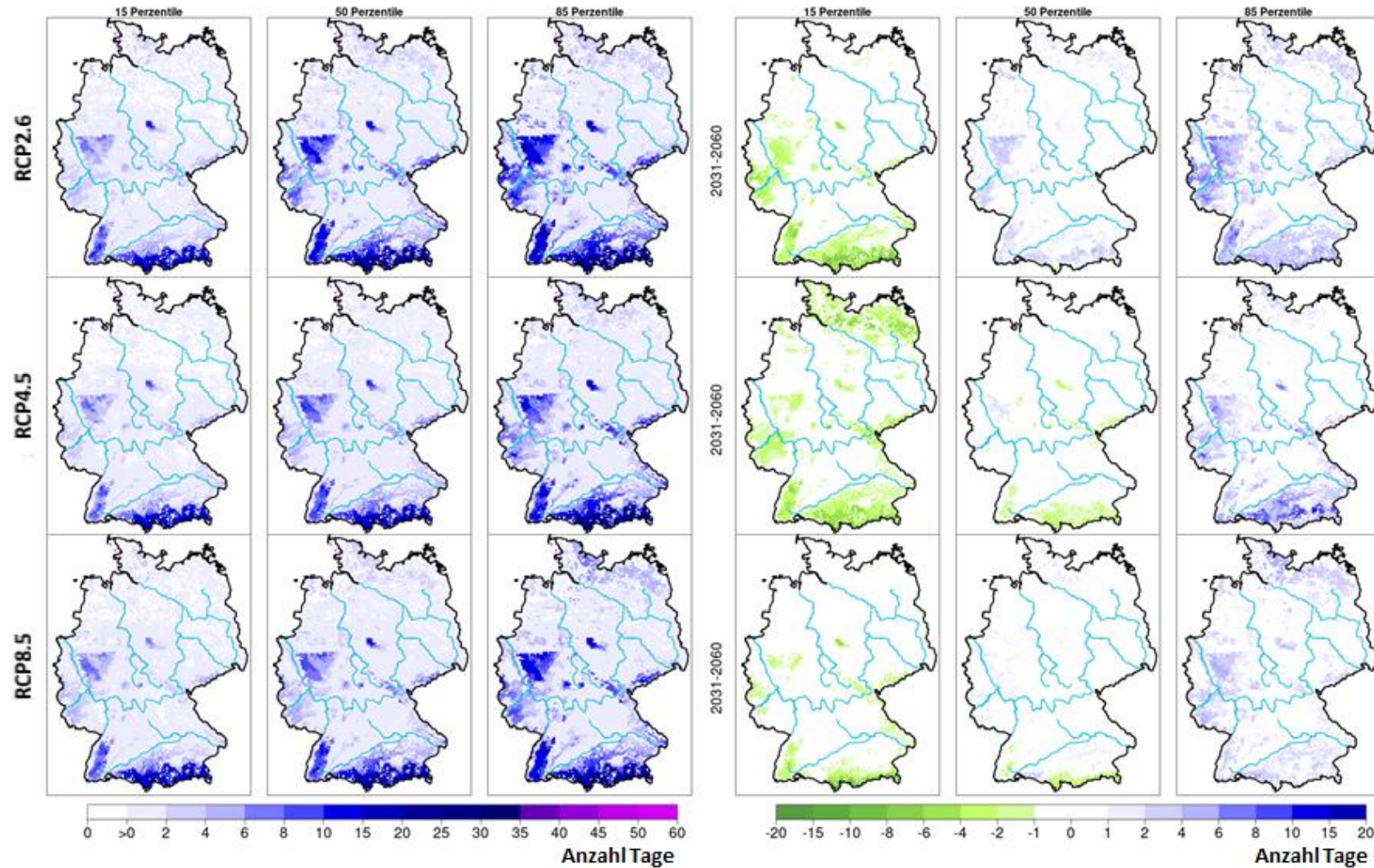


Abbildung-A 3-26h: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Schossen (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

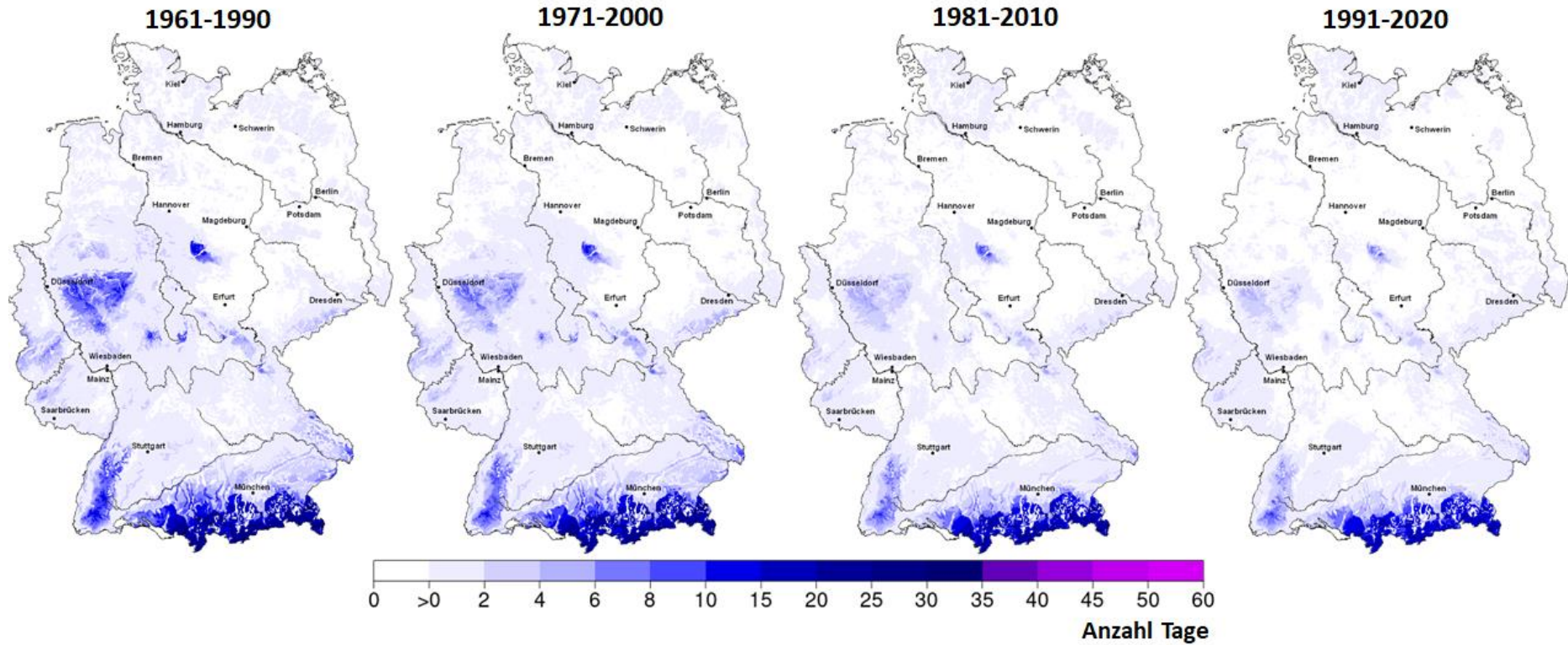


Abbildung-A 3-26i: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

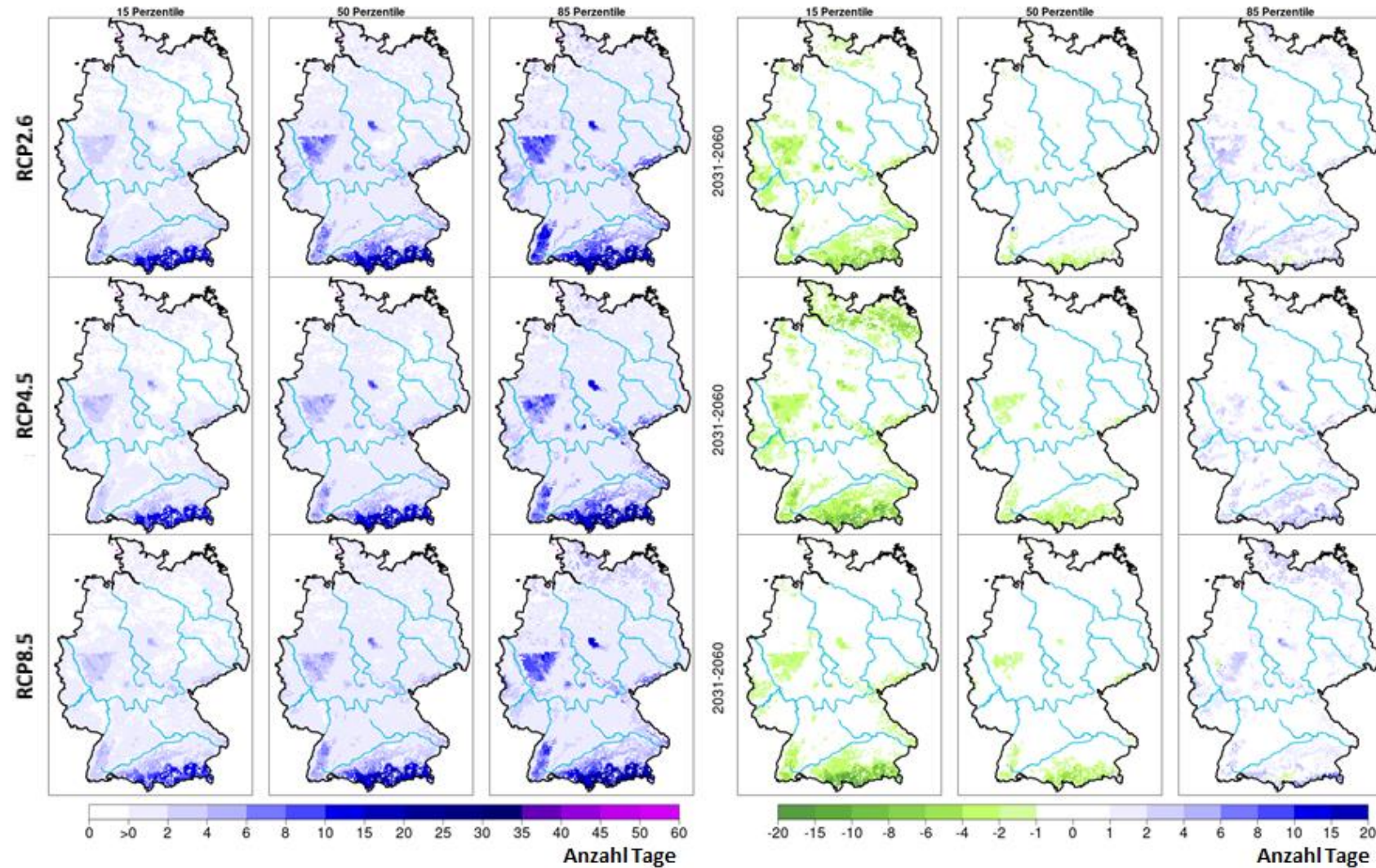


Abbildung-A 3-26j: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 115\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Ährenschieben (BBCH 51) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

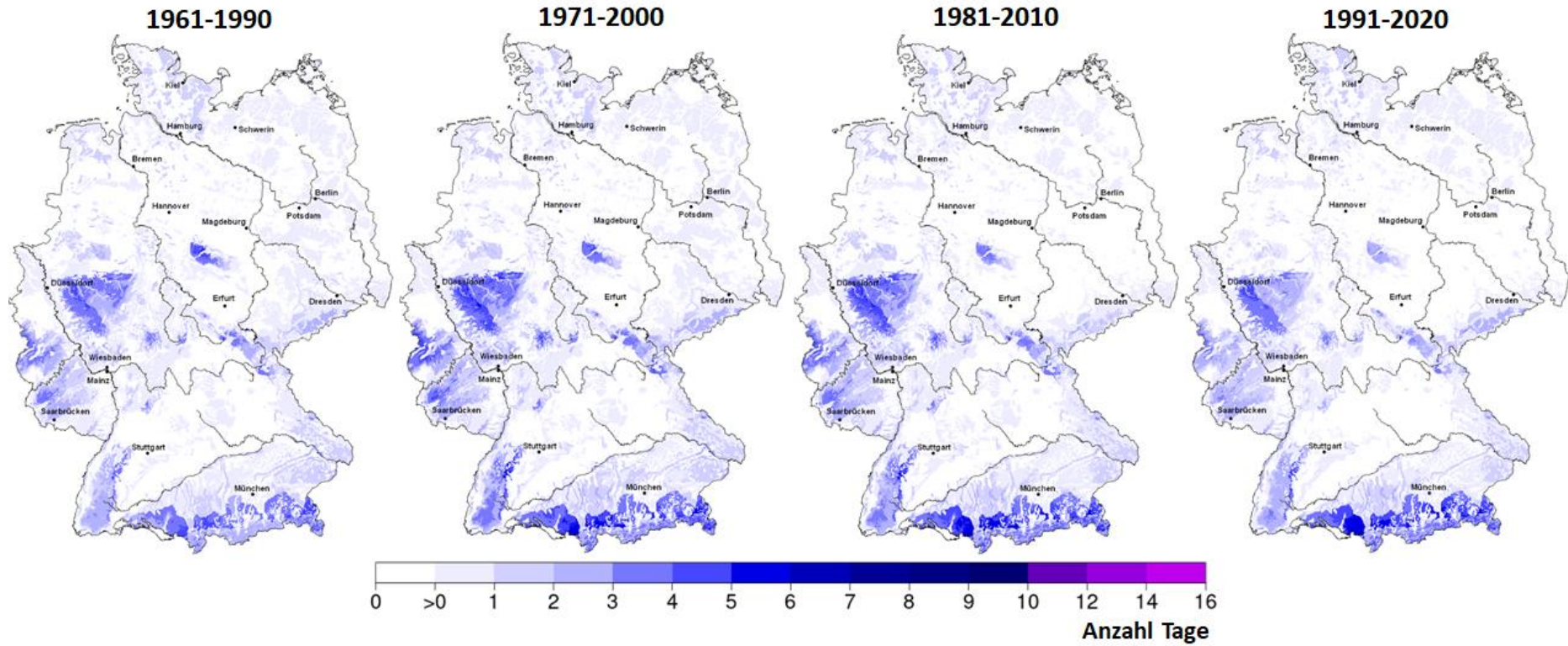


Abbildung-A 3-27a-b: Kultur **Winterweizen**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 120\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09).

Abbildung-A 3-27a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

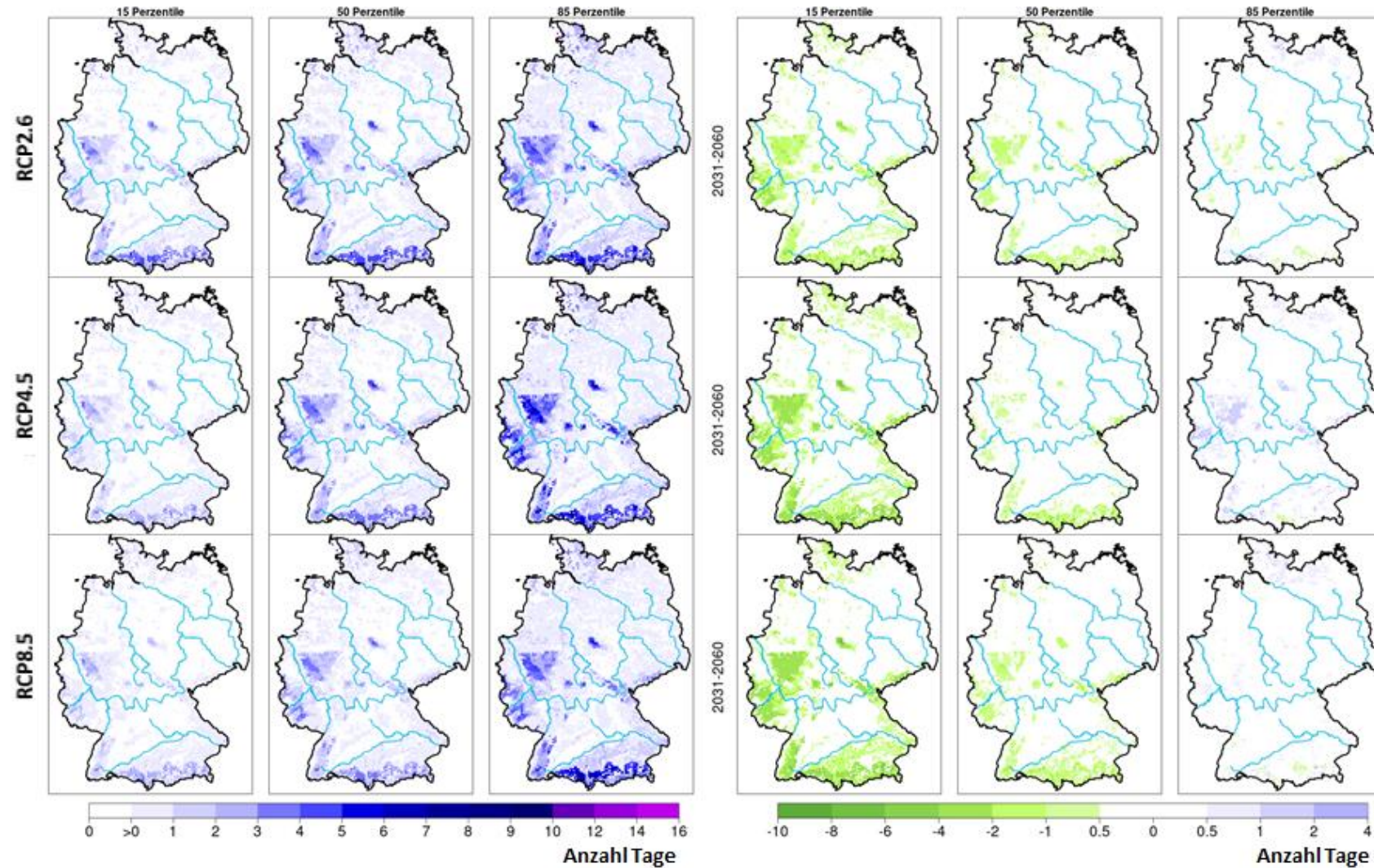


Abbildung-A 3-27b: Kultur Winterweizen: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 120\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Aussaat bis zum Auflaufen (BBCH 09), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

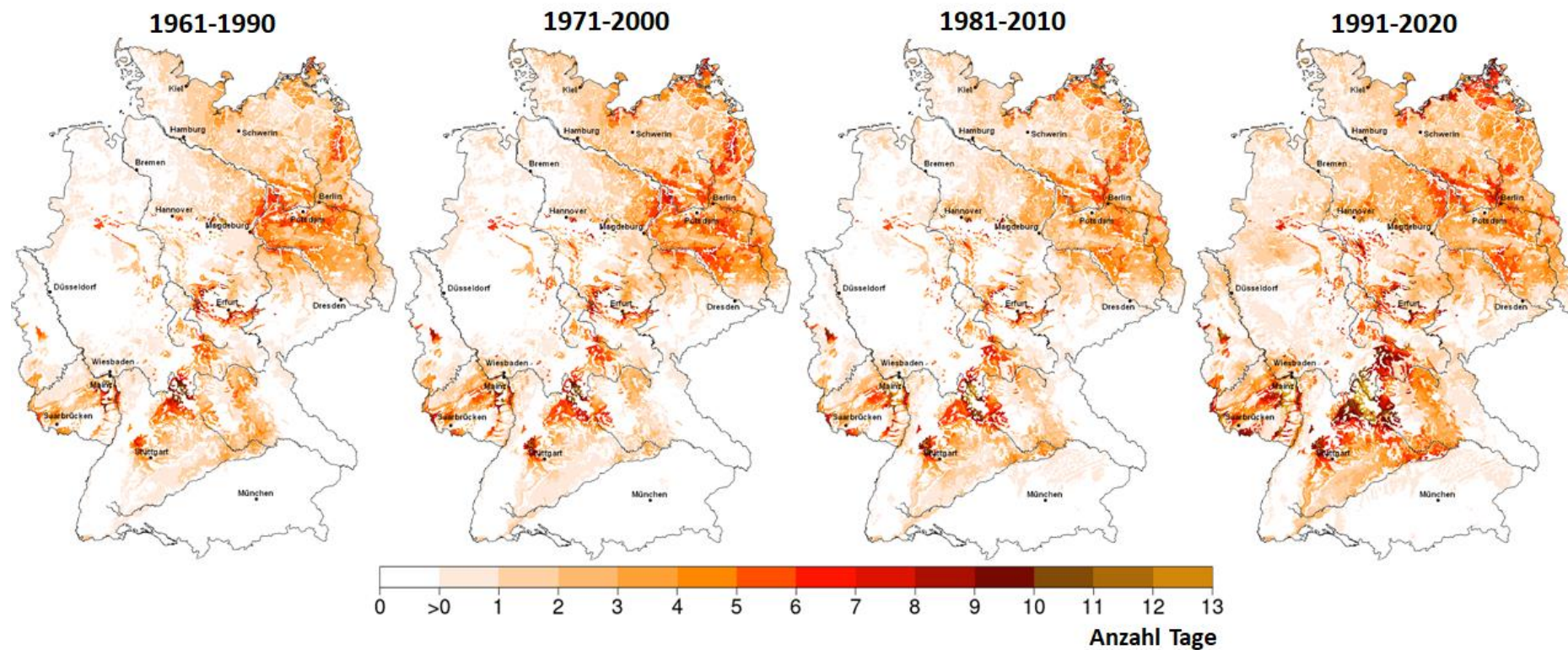


Abbildung-A 3-28a-b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 9\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

Abbildung-A 3-28a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

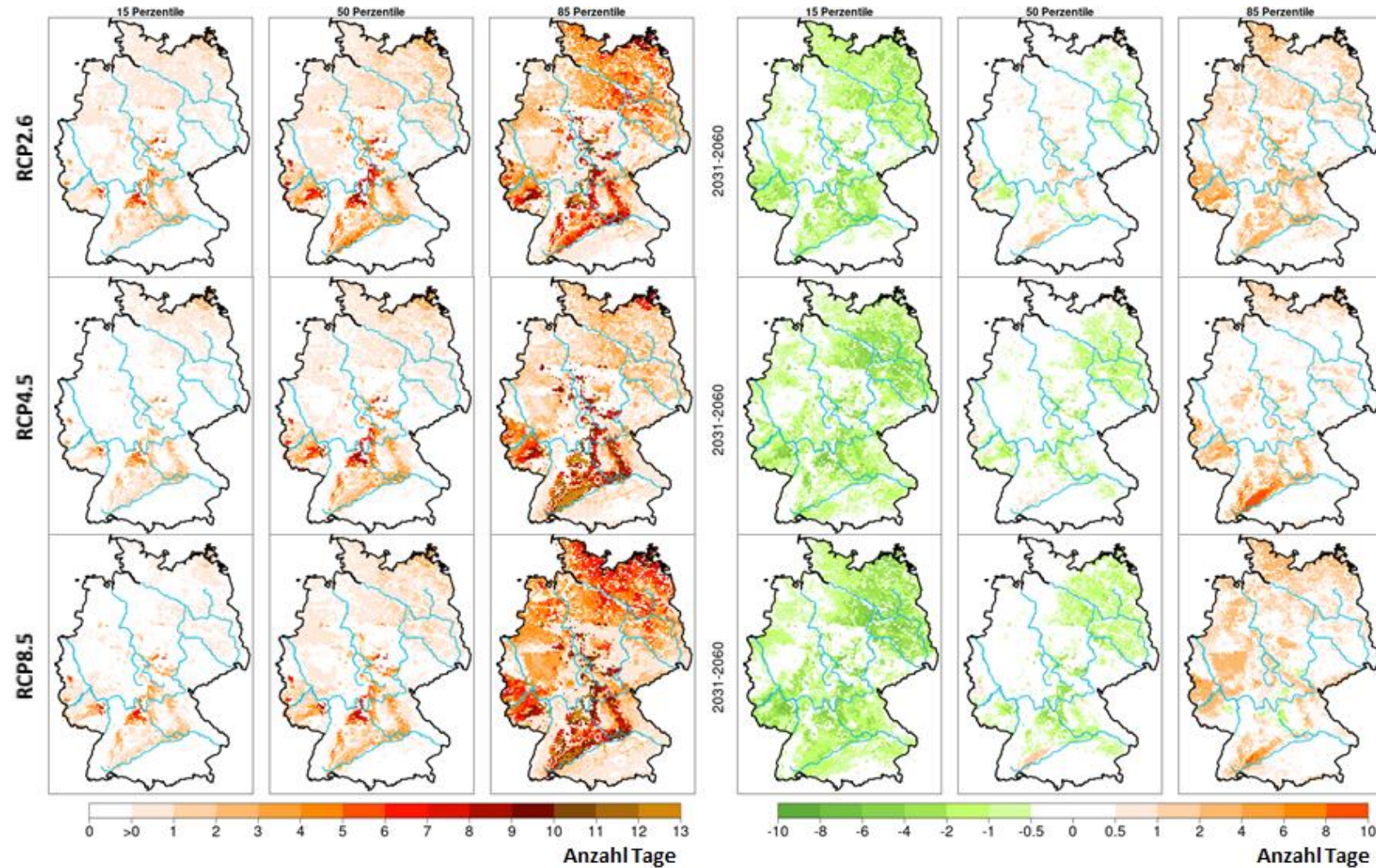


Abbildung-A 3-28b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 9\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

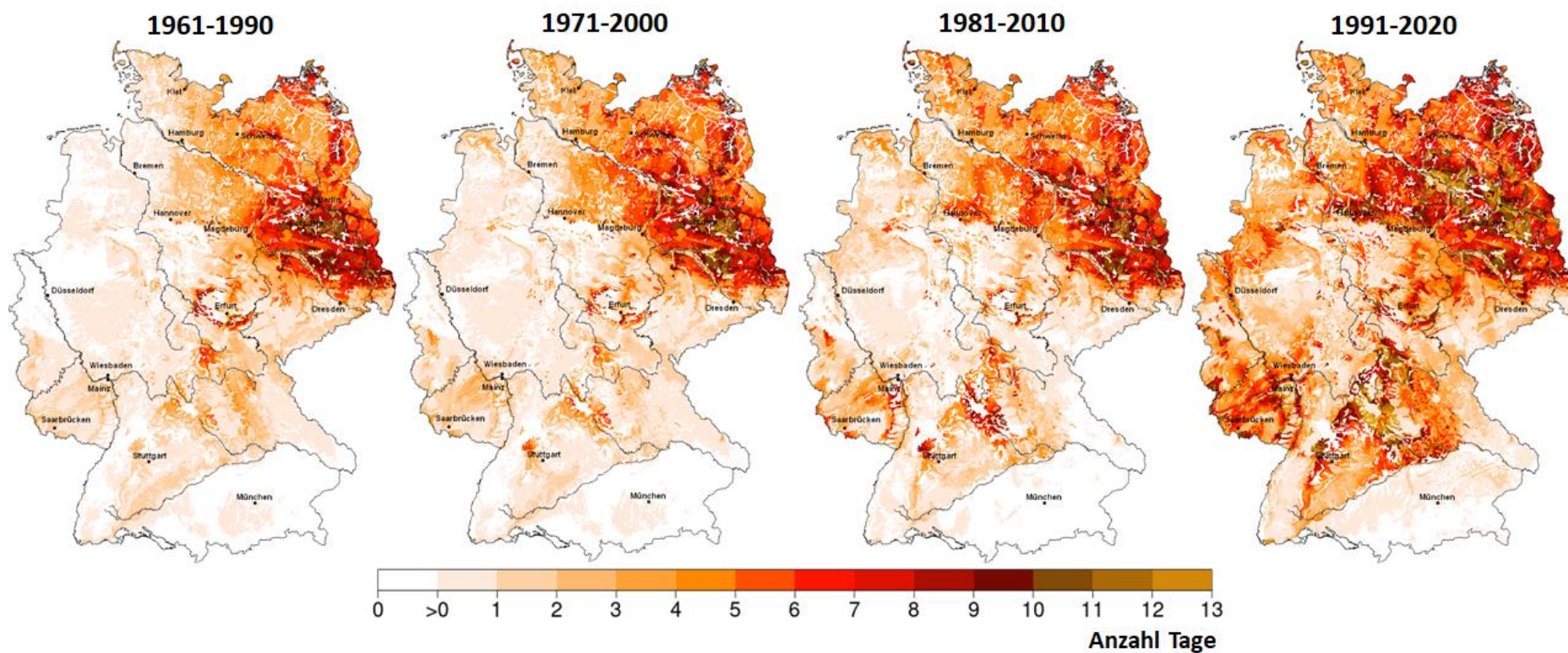


Abbildung-A 3-29a-b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 34\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61)

Abbildung-A 3-29a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

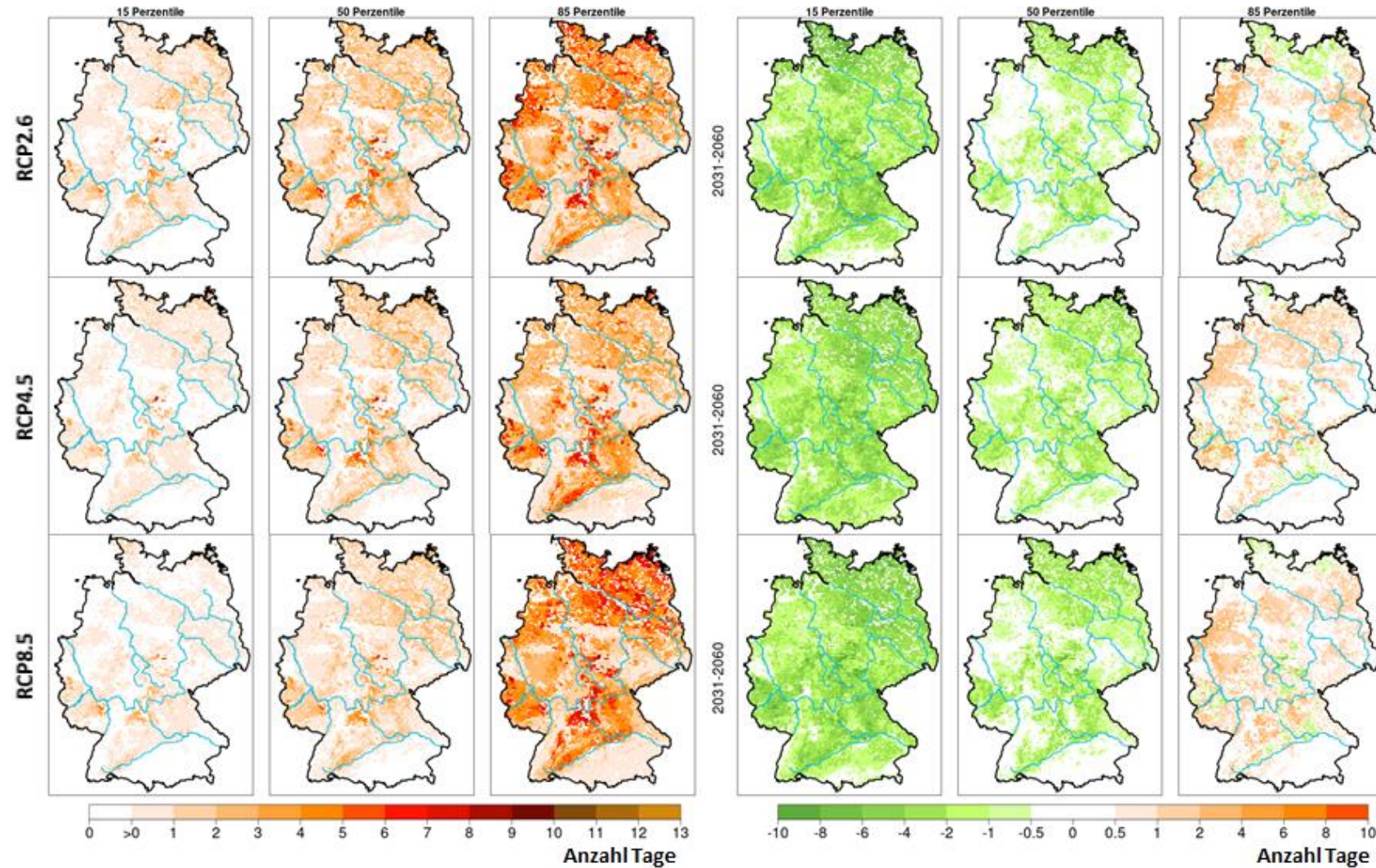


Abbildung-A 3-29b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 34\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

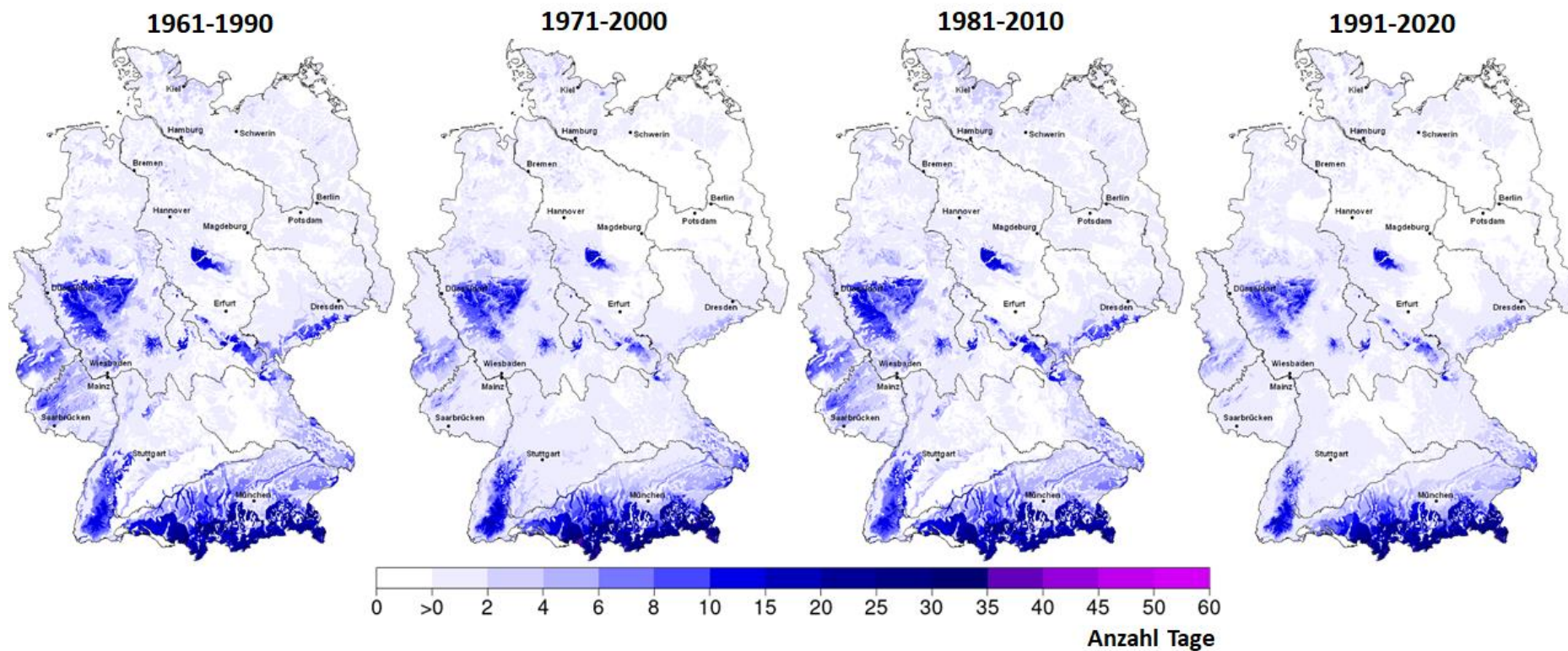


Abbildung-A 3-30a-b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 113\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87)

Abbildung-A 3-30a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

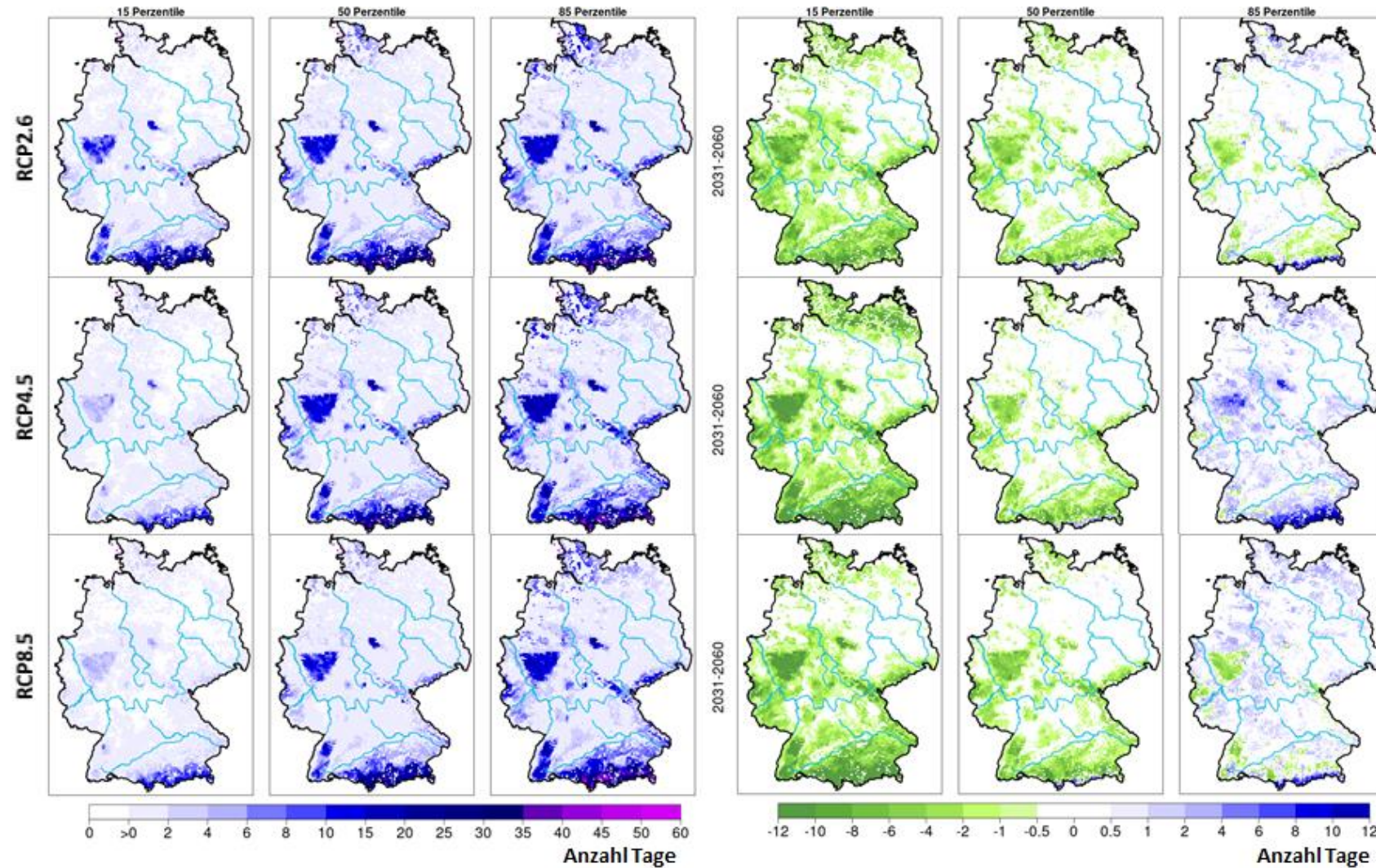


Abbildung-A 3-30b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 113\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Blüte (BBCH 61) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentile. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

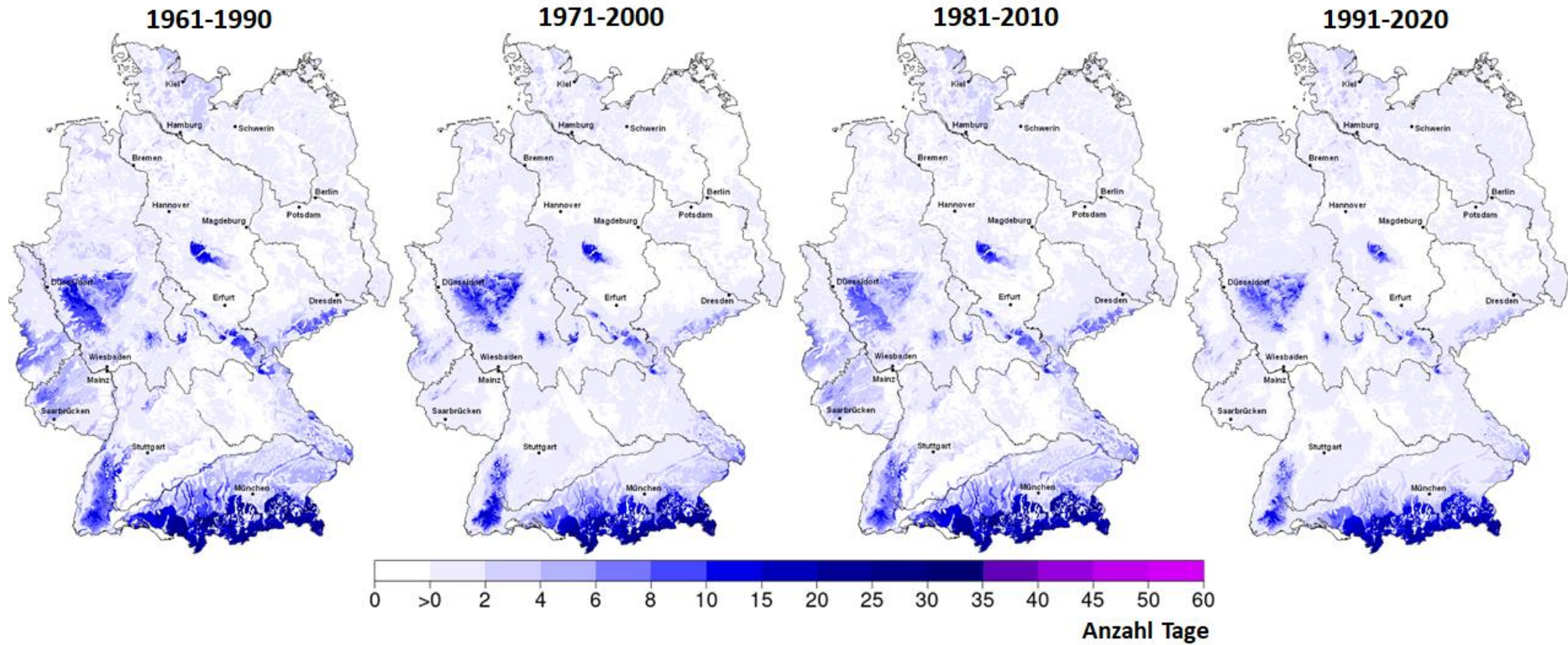


Abbildung-A 3-31a-b: Kultur **Mais**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 119\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61)

Abbildung-A 3-31a: in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

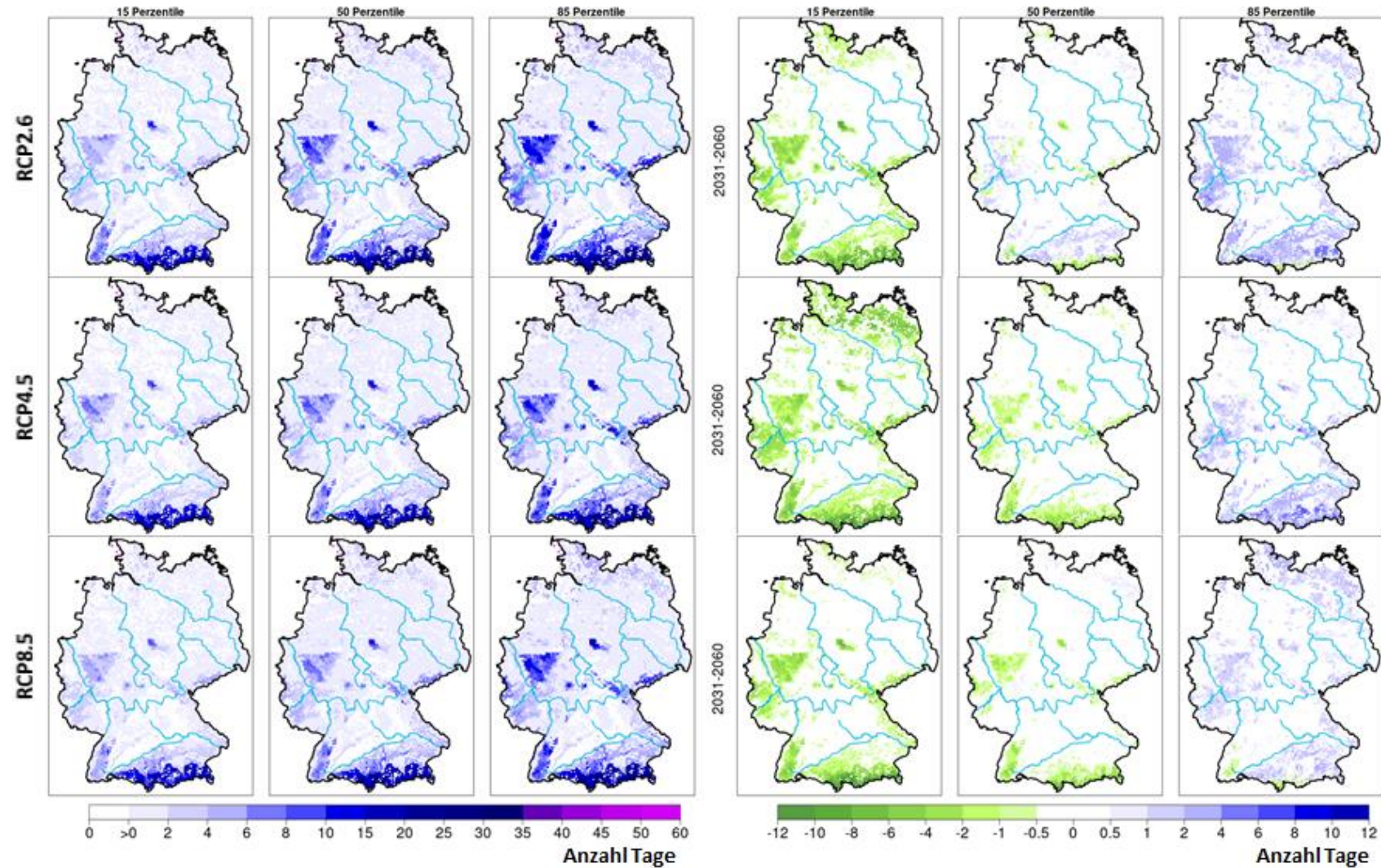


Abbildung-A 3-31b: Kultur Mais: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staunässe** (Bodenfeuchte $\geq 119\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Auflaufen (BBCH 09) bis zum Beginn der Blüte (BBCH 61), links: für die Zeitscheibe 2031-2060 und rechts: Änderungstendenz im Vergleich zu 1971-2000, jeweils von oben nach unten: RCP2.6, RCP4.5 und RCP8.5. Dargestellt sind die Ensemblewerte für das 15., 50. und 85. Perzentil. Modell: AMBAV mit der zukünftigen phänologischen Entwicklung aus dem Modell MONICA.

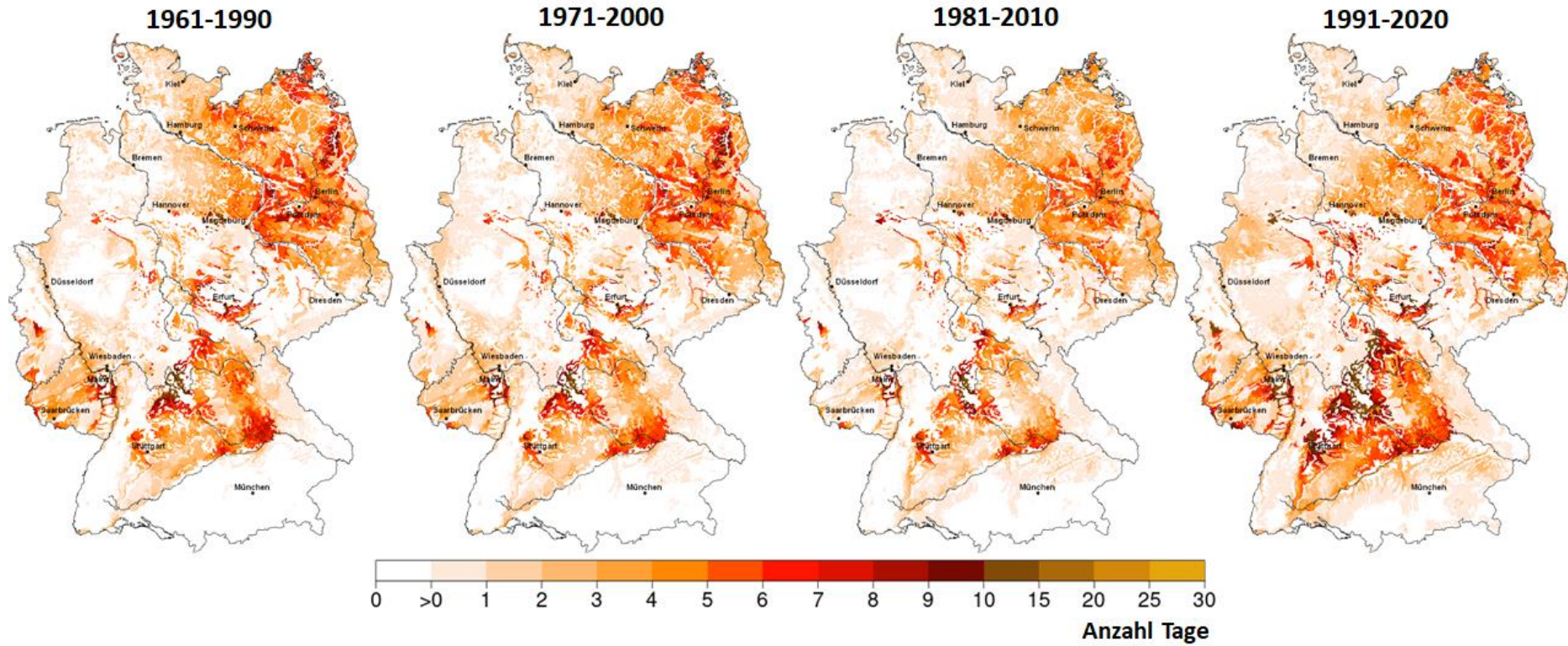


Abbildung-A 3-32a: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 22\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

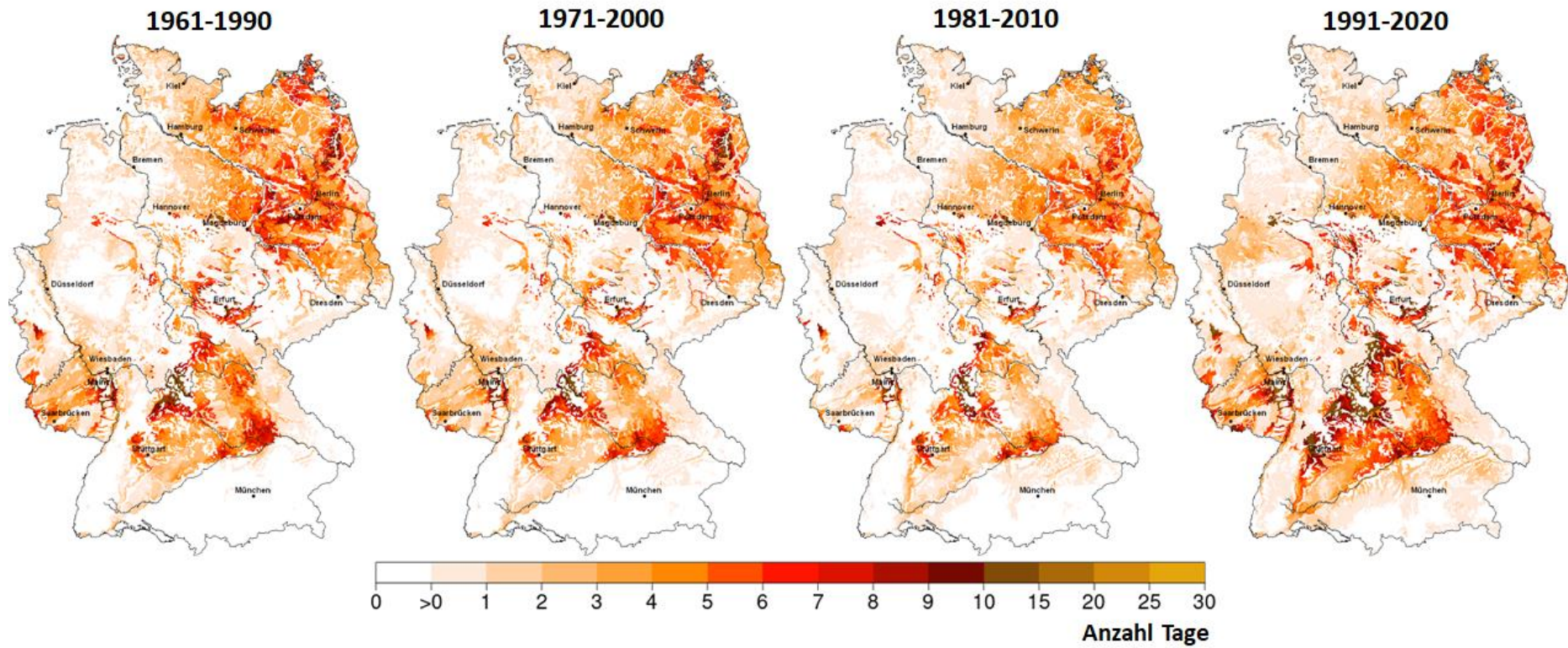


Abbildung-A 3-32b: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 22\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zur Ernte in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

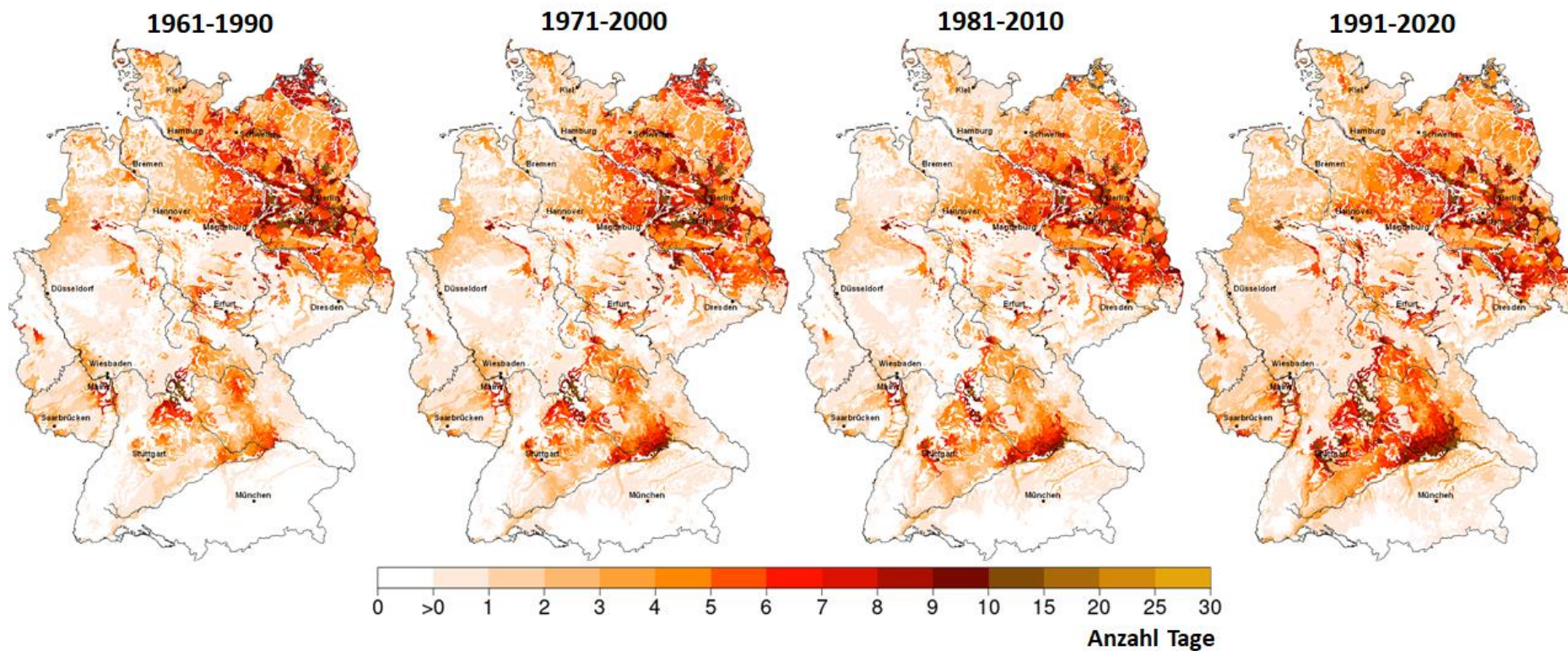


Abbildung-A 3-33: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Unterschreitung des Schwellenwertes für **Trockenheit** (Bodenfeuchte $\leq 27\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

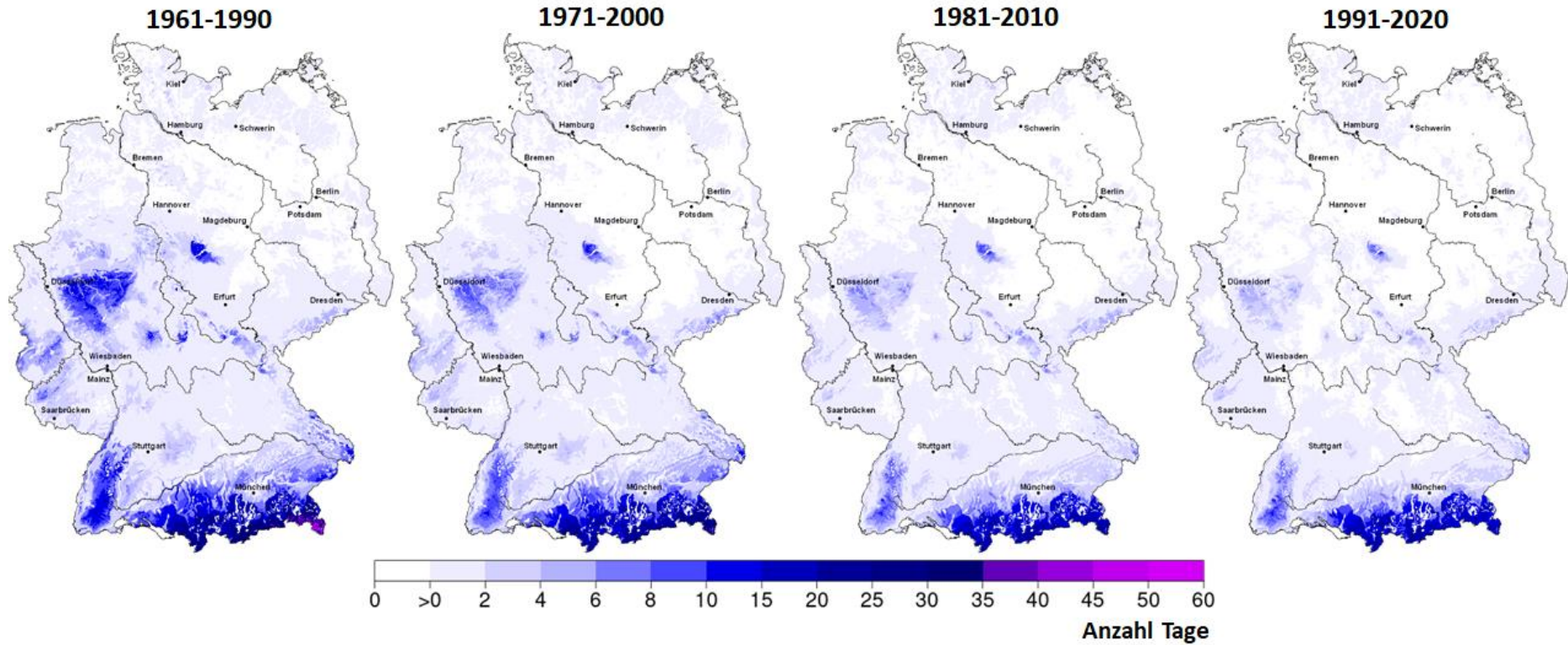


Abbildung-A 3-34a-b: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staanässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) in verschiedenen phänologischen Zeiträumen

Abbildung-A 3-34a: im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zum Beginn der Gelbreife (BBCH 87) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

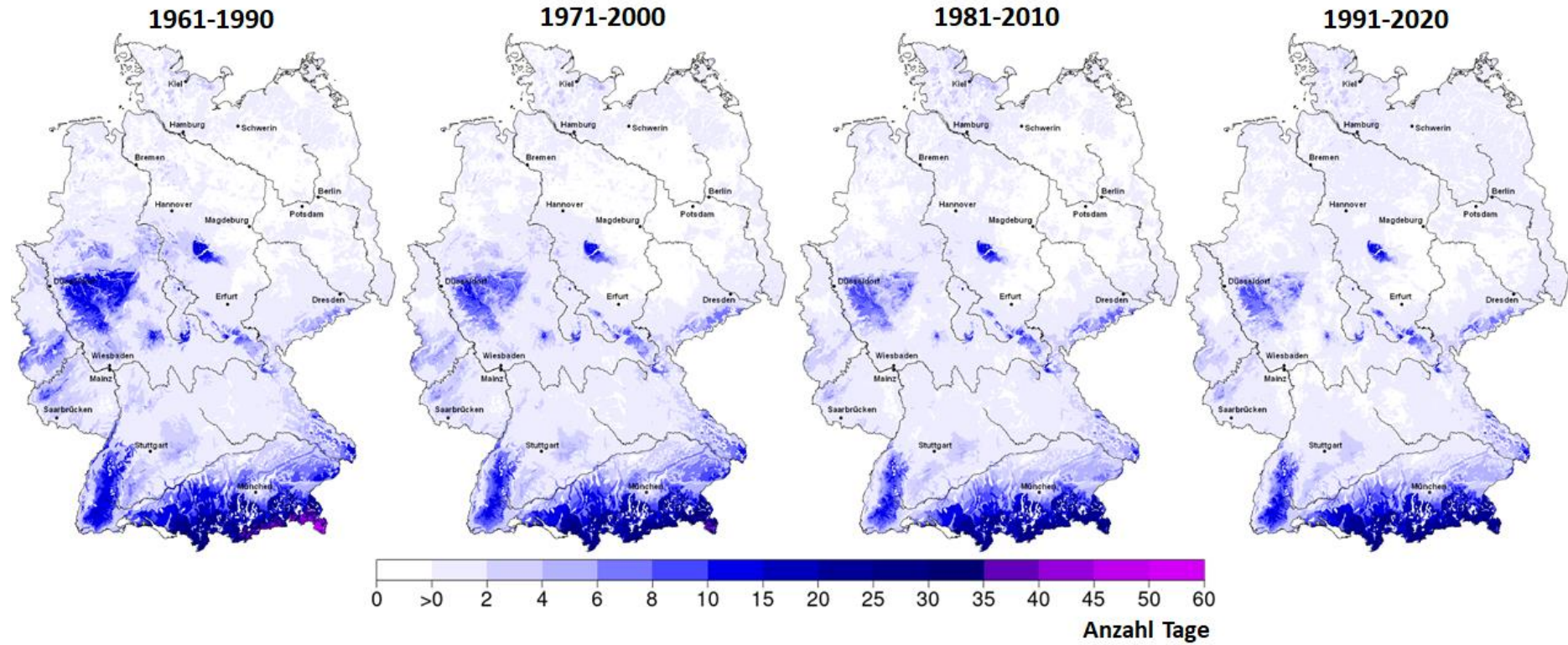


Abbildung-A 3-34b: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Stauässe** (Bodenfeuchte $\geq 112\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum von der Kornfüllung (BBCH 71) bis zur Ernte in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

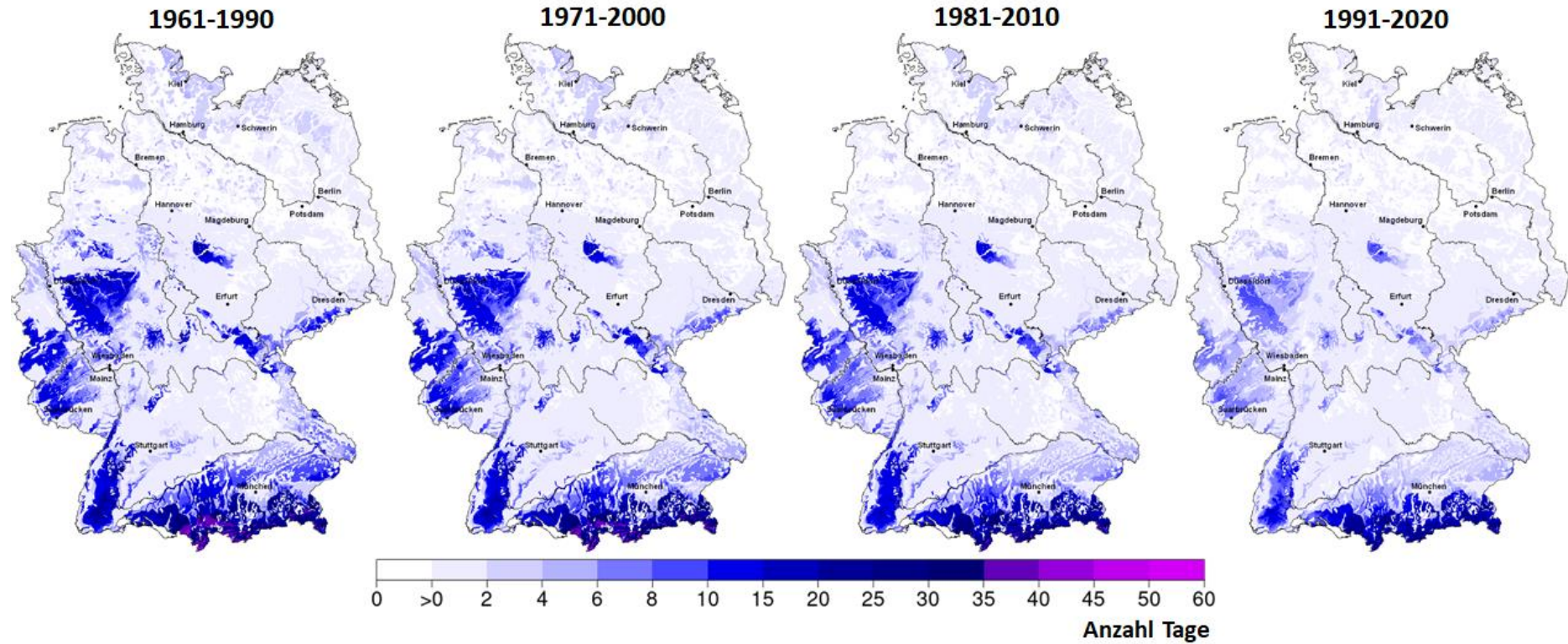


Abbildung-A 3-35: Kultur **Winterraps**: mittlere Häufigkeit der Überschreitung des Schwellenwertes für **Staanässe** (Bodenfeuchte $\geq 116\%$ nFK, 0-60 cm) im phänologischen Zeitraum vom Beginn des Längenwachstums (BBCH 31) bis zum Beginn der Kornfüllung (BBCH 71) in den Zeiträumen 1961-1990, 1971-2000, 1981-2010 und 1991-2020. Modell: AMBAV mit der Phänologie aus dem DWD-Beobachtungsmessnetz.

4 Stand der Forschung: Markteffekte des Klimawandels und Rückkopplungseffekte auf die Erträge – Ergänzungen zu Kapitel 6.3

Federführung: Mareike Söder (Thünen-Institut) und Frank Offermann (Thünen-Institut)

Modellansätze

Die Simulation von biophysikalischen Ertragseffekten mit Pflanzenwachstums- oder Agrar-Ökosystem-Modellen bilden eine wichtige Grundlage zur Analyse globaler Klimawirkungen auf die landwirtschaftliche Produktion. Die Abbildung des Anpassungsverhaltens der Landwirte an die veränderten Bedingungen und den damit verbundenen Rückkopplungseffekten auf die Erträge, ist auf der Ebene dieser Modelle aber nur teilweise möglich, etwa durch die Berücksichtigung veränderter Saat- und Erntezeitpunkte oder dem regionalen Einsatz von Bewässerung. Andere Anpassungsentscheidungen der Betriebe, zum Beispiel hinsichtlich Fruchtfolgen, Standort, Einsatz von Produktionsmitteln und -methoden, sind im Wesentlichen betriebswirtschaftliche Entscheidungen der Landwirt*innen im Kontext der ordnungs- und förderpolitischen Rahmenbedingungen und der Preise für Betriebsmittel, Rohstoffe und der produzierten Agrargüter. Die Simulationen der Modelle nehmen daher in der Regel weitestgehend ceteris paribus Bedingungen an, wie zum Beispiel eine konstante Standortwahl und heute übliche Fruchtfolgen oder simulieren Anpassungsverhalten durch exogen definierte Szenarien.

Zur Analyse der Rückkopplungseffekte über die Märkte und das Anpassungsverhalten der Betriebe bedarf es ökonomischer Modelle, welche sowohl die betriebswirtschaftliche Anpassungsentscheidungen der Landwirt*innen als auch die zukünftigen Marktbedingungen abbilden. Aufgrund der weltweiten Wirkung des Klimawandels und der hohen Integration der internationalen Agrarmärkte, müssen geeignete ökonomische Modelle möglichst die globalen Effekte berücksichtigen. In der Literatur werden dafür partielle und allgemeine Gleichgewichtsmodelle herangezogen. Basierend auf mikroökonomischer Theorie, bilden diese Modelle die Produktion und Ressourcennutzung in einem Teil (partielle) oder allen Sektoren (allgemeine) mithilfe von Produktionsfunktionen detailliert ab. Über Preise wird ein Gleichgewicht zwischen Angebot und Nachfrage hergestellt, Regionen sind über Handel verbunden.

Globale biophysikalische Modelle

Zur Integration der biophysikalischen Ertragseffekte durch den Klimawandel wird überwiegend auf die Ergebnisse von globalen, rasterbasierten Pflanzenwachstumsmodellen (global gridded crop models GGCMs) zurückgegriffen (z.B. Rosenzweig et al. 2014, Jägermeyr et al. 2021). ¹ Das *Agricultural Model Intercomparison and Improvement Project* (AgMIP Projekt) organisiert einen großen Teil der Forschungsgemeinschaft um die GGCMs sowie einen Modellvergleich mit einheitlichen Szenarien. Eine ältere Version dieses Modellvergleichs, basierend auf den RCP Szenarien (Rosenzweig et al. 2014), hatte zum Teil stark negative Ertragseffekte durch den Klimawandel für Mais, Soja und Reis als Ergebnis. Dies galt insbesondere für die tropische Agrarproduktion (Regionen mit hoher Temperatur, niedrigen Breiten) unter gleichzeitiger Simulation von N-Stress. Die neusten Simulationen des AgMIP Projektes (Jägermeyr et al. 2021), simuliert auf der Basis der SSPs für das Ende des Jahrhunderts Ertragseffekte für Mais von +5 % bis -6 % (SSP126) und von +1 % bis -24 % (SSP585). Die Simulationsergebnisse für Weizen zeigen dagegen stärkere durchschnittliche Produktivitätsanstiege von bis zu +18 % (SSP585) aufgrund höherer CO₂-Konzentrationen im Vergleich zu vorangegangenen Simulationen.

¹ Wichtig ist zu berücksichtigen, dass die Ergebnisse der GGCMs sich zum Teil von den im IPCC berücksichtigten regionalen Impactstudien unterscheiden (siehe für einen Vergleich GGCMs und IPCC Rosenzweig et al. 2014 oder Gurgel et al. 2021).

Globale ökonomische Modellanalysen

Zur Analyse der ökonomischen Rückkopplungseffekte werden die Ergebnisse der GGCMS in die (Agrar-) ökonomischen Modelle in einem Szenario als „Ertragsschock“ in die relevanten landwirtschaftlichen Produktionsfunktionen integriert² und mit einem Szenario ohne diese klimawandelbedingte Ertragsveränderungen verglichen (siehe zum Beispiel Nelson et al. 2014 für einen Vergleich unterschiedlicher Modelle). Die Modelle simulieren dann in dem Szenario mit klimawandelbedingten Ertragseffekten ein neues Gleichgewicht von Angebot und Nachfrage durch die simultane Anpassung der regionalen landwirtschaftlichen Produktion, sowie dem Konsum von Gütern und Rohstoffen durch veränderte Preise und Handel. Ziel der Analysen mit agrarökonomischen Modellen ist vornehmlich die Simulation von Effekten des Klimawandels auf Agrarpreise und Produktionsmengen und folglich auf die gesamtwirtschaftlichen Folgen, die Handelsbeziehungen und die Versorgungssicherheit.

Die vorhanden globalen Studien fokussieren sich bisher auf die vier Hauptanbaukulturen Weizen, Mais, Soja und Reis. Ertragseffekte für andere Kulturen oder Auswirkungen auf die Tierhaltung werden weitestgehend außen vorgelassen (Gurgel et al. 2021). Anpassungsoptionen werden über veränderte Anbauentscheidungen, Landnutzung oder die Substitution von Produktionsfaktoren abgebildet. Anpassungsoptionen die darüber hinausgehen, zum Beispiel der Einsatz von anderen Sorten oder der Ausbau von Bewässerungsmöglichkeiten, werden nicht berücksichtigt.³ Allein schon aufgrund der Verwendung unterschiedlicher Klima- und Pflanzenwachstumsmodelle und der Verwendung unterschiedlicher Basisszenarien ohne Klimawandel, ist die Bandbreite der Ergebnisse sehr hoch.

Doch auch mit einheitlichen Szenarien zu biophysikalischen Ertragseffekten im Rahmen des AgMIP Projektes zeigen Nelson et al. (2014) in ihrem Modellvergleich, welche Bandbreite in den Ergebnissen durch unterschiedliche Annahmen in den Modellen, zum Beispiel hinsichtlich Intensivierung oder Ausweitung der Landnutzung oder der Elastizität der Nachfrage, derzeit noch vorhanden ist. Der Modellvergleich zeigt weitestgehend einheitlich negative globale Ertragseffekte und steigende Produzentenpreise über alle Kulturen und Modelle hinweg. Die Veränderung der durchschnittlichen globalen Weizenträge im Szenario S5 in 2050 schwankt aber zum Beispiel zwischen -25,5% (MAGNET Modell) und -8,5% (GTEM Modell) im Vergleich zu einem Szenario ohne die Ertragseffekte des Klimawandels. Für Ölsaaten zeigt der Modellvergleich im Szenario S3 Unterschiede zwischen -24,2% (MAGNET Modell) und -10,7% (GLOBIOM Modell) in der Entwicklung der globalen Erträge. Bei der Bewertung der Ergebnisse ist jedoch zu berücksichtigen, dass die in Nelson et al. (2014) eingehenden biophysikalischen Ertragseffekte der GGCMS keine steigende CO₂-Konzentration in der Atmosphäre berücksichtigen und somit die negativen Ertragseffekte für Weizen, Reis und Ölsaaten wahrscheinlich systematisch überschätzen. Globale Analysen der agrarökonomischen Folgen des Klimawandels auf der Basis der aktuelleren Analysen der GGCMS unter Verwendung der SSPs (Jägermeyr et al. 2021), insbesondere mit optimistischeren Simulationen der Weizenenerträge im Vergleich zu pessimistischeren Simulationen der Erträge für Mais, Soja und Reis, stehen noch aus.

Speziell für die Europäische Landwirtschaft hat das Joint Research Center, im Rahmen des PESETA IV Projektes, mithilfe des partiellen Gleichgewichtsmodells CAPRI unterschiedliche Szenarien zu Ertragseffekten des Klimawandels bis 2050 in Europa simuliert (Hristov et al. 2020). Im Vergleich zu den rein biophysikalischen Ertragseffekten⁴ zeigt CAPRI, dass die Anpassungsprozesse des Marktes Rückwirkungen auf die Erträge in der EU haben. Aufgrund der simulierten global steigenden Produktionsmengen und dadurch sinkenden

² In partiellen Gleichgewichtsmodellen wird der Produktivitätsschock in eine Art ad hoc Ansatz als paralleler Schifter der Angebotsfunktion integriert. In Allgemeine Gleichgewichtsmodelle ist die Integration in die landwirtschaftlichen Produktionsfunktionen sowohl als negativer Produktivitätsschock nur für Land, als auch für alle Produktionsfaktoren (Hick's neutraler) möglich.

³ Gleiches gilt für regionale Anpassungsmaßnahmen, welche außerhalb der Kontrolle des Landwirtes liegen, z.B. einem angepassten Management der Grundwasserressourcen zur Steigerung der Bewässerungskapazitäten. Weitere Einflussfaktoren, wie der durch die längeren Wachstumsperioden voraussichtlich zunehmende Druck von Schaderregern werden ebenfalls nicht berücksichtigt. Welchen Einfluss die Berücksichtigung dieser möglichen Einflussfaktoren und Anpassungsmaßnahmen auf die Erträge, Agrarpreise und Flächenallokation der Landwirte in Deutschland haben werden, sollte Gegenstand zukünftiger Forschung sein.

⁴ Diese stammen in der Analyse aus dem ISI-MIP (Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project) Projekt. <http://www.isi-mip.org>. Ein CO₂ Düngeeffekt wird nicht berücksichtigt.

Produzentenpreisen, liegen in Nordeuropa die simulierten, marktbedingten Weizenenerträge leicht unter den positiven biophysikalischen Ertragseffekten und die von Mais leicht darüber. In Südeuropa ist der Einfluss der Markteffekte noch deutlicher sichtbar: Biophysikalische Weizenenerträge liegen im Durchschnitt bei -9 %, durch die Anpassungsprozesse an die globalen Markteffekte steigen die Erträge im Durchschnitt um 2 %. Auch in dieser Studie wird der CO₂- Düngeeffekt bisher nicht berücksichtigt.

Weitere Studien fokussieren sich auf den Einfluss der Märkte und insbesondere die Bedeutung des freien Handels, um den negativen Einfluss des Klimawandels auf Produktionsmengen und -Preise abzumildern (Baldos und Hertel 2015; Baldos et al. 2019; Hertel 2018). Die Studien stellen insbesondere die Bedeutung des Handels für die Versorgungssicherheit und zur Abmilderung der klimabedingten Markteffekte heraus und plädieren dafür, die Gestaltung des Handels als Anpassungsinstrument stärker in den Blick zu nehmen.

Modellanalysen mit Berücksichtigung von Extremwetterereignissen

Neben dem Fokus auf die Markteffekte von durchschnittliche Ertragseffekten durch den Klimawandel nimmt ein kleiner Teil der Literatur die Markteffekte von Extremwetterereignissen, die Verteilung der Erträge über die Zeit und das Risiko von Ertragsausfällen in den Fokus. Stella et al. 2021 analysieren zum Beispiel mithilfe unterschiedlicher Pflanzenwachstumsmodelle für Weizen und Körnermais in Europa die Wahrscheinlichkeit von Ertragsausfällen im Klimawandel (Vergleich 1981-2010 mit 2040-2069). Die Ergebnisse zeigen für Mais ein steigendes Risiko von Ertragsausfällen mit einer veränderten Verteilung hin zu niedrigeren Erträgen und weniger häufigen sehr hohen Erträgen, insbesondere in den zuvor ertragsreichen Regionen mit geringem Ertragsausfallrisiko. Dem gegenüber stehen die Ergebnisse für Weizen mit einem sinkenden Risiko von Ertragsausfällen und einer steigenden Häufigkeit von hohen Erträgen, aber auch eine steigende Häufigkeit von extrem hohen und extrem niedrigen Erträgen. Mögliche agrarökonomische Rückkopplungseffekte werden in dem Ansatz nicht berücksichtigt.

Uns sind keine agrarökonomischen Studien bekannt, die explizit die Wirkung von klimawandelbedingten Veränderungen im Auftreten von Extremwetterereignissen auf die Agrarmärkte untersucht. Einige wenige Studien untersuchen jedoch auf der Basis historischer Extremwetterereignisse, welche Folgen bei einem (erneuten) Auftreten solcher Ereignisse auf den Agrarmärkten zu erwarten sind. So untersucht Willenbockel (2012) mit einem allgemeinen dynamischem Gleichgewichtsmodell die Preiseffekte ausgewählter historischer Ertragsschocks in den wichtigen Exportregionen für Reis, Mais und Weizen. Die Studie weist insbesondere auf die Betroffenheit von Importländern hin. Nach diesen Ergebnissen würde beispielsweise eine Dürre in den Ausmaßen von 1988 in Nordamerika zu stark steigenden Preisen für importierten Weizen in Teilen von Subsahara-Afrika führen. Chatzopoulos et al. (2017) untersuchen mit Hilfe eines partiellen Gleichgewichtsmodells die Auswirkungen der 2017 in Australien beobachteten Hitzewelle auf die Weltgetreidemärkte. Nach den Ergebnissen würde dieses Wetterereignis zu einer Halbierung der Weizenexporte Australiens, einer Reduzierung der Weltgetreidevorräte um 2 % und einem Anstieg des Weizenweltmarktpreises um 5,4 % führen. Chatzopoulos et al. (2020) zeigen in einer Multi-Szenario Analyse mithilfe eines partiellen Gleichgewichtsmodells der globalen Agrarsektoren, dass die Auswirkung von Extremwetterlagen und damit verbundenen Ertragsverlusten auf die globalen Agrarmärkte wesentlich von der Bedeutung des Landes als Exporteur abhängt. Im Falle von Weizen seien Ertragsausfälle insbesondere in Russland, der EU und Australien und Canada bedeutende Treiber internationaler Preise. Die Auswirkungen auf die nationalen Agrarmärkte sind laut Chatzopoulos et al. (2020) länderspezifisch. Chatzopoulos et al. (2020) schlussfolgern, dass nationale Regierungen die Bedeutung/Sensitivität von globalen Preisschocks für die inländische Preise kennen sollten. Bei der Analyse dieser Bedeutung steht weniger die Auswirkung auf die nationalen Erträge im Fokus, denn steigende Produzentenpreise haben in der Regel einen ertragssteigernden Effekt. Die Analyse zielt eher auf mögliche Effekte auf Futtermittel- und Lebensmittelpreise und damit auf weitergehende ökonomische Effekte und die Versorgungssicherheit ab.

Die EEA hat mehrere Studien zur Analyse der Auswirkungen des Klimawandels auf wichtige Agrarrohstoffe für Europa herausgegeben und identifiziert bei der Einschätzung einer erhöhten Importabhängigkeit drei Arten von Agrarprodukten: 1. Futtermittel, welche nicht in ausreichender Menge in Europa hergestellt werden (z. B. Soja und Mais); 2. Kulturen, die nur im tropischen Ausland angebaut werden können (Kakao, Kaffee, Bananen); 3. Zwischenprodukten, welche weiterverarbeitet werden (z. B. Palmöl, Zuckerrohr, Kokosfasern) (EEA 2021). Zur Einschätzung der Risiken für Europa werden dabei folgende Kriterien herangezogen: 1. Der Grad der Anbieterkonzentration, 2. Die Qualität der Handelsbeziehungen, um auch im Fall von Ertragsausfällen diese aufrechterhalten zu können und 3. Die grundsätzliche Gefahr der Betroffenheit von Extremwetterereignissen. Bei Soja, Mais und Palmöl produzieren drei Hauptanbieter 75 % aller Importe nach Europa, bei Soja und Palmöl sind das gleichzeitig auch global die größten Exporteure, eine Diversifizierung zur Risikostreuung folglich schwierig (Arvis et al. 2020). Soja und Mais werden auch von industrialisierten Staaten angebaut, die Anpassungskapazität wird von Arvis et al. (2020) daher als hoch eingeschätzt, aber auch die Ertragseinbußen als Folge von Extremwetterlagen und damit mögliche Effekte auf die Preise. Darüber hinaus seien die Anbaubereiche von Soja, Kakao und Palmöl besonders von den zu erwartenden Klimaeffekten betroffen (Arvis et al. 2020).

Literaturverzeichnis

- Arvis, Blandine; Simonet, Catherine; Dubois, Ghislain; Ceron, Jean-Paul; Bourkane, Imane (2020): Consequences of Global Climate Change and their impact on Europe - A view on agricultural commodities. Hg. v. European Environment Agency.
- Baldos, Uris L. C.; Hertel, Thomas W.; Moore, Frances C. (2019): Understanding the Spatial Distribution of Welfare Impacts of Global Warming on Agriculture and its Drivers. In: *American Journal of Agricultural Economics* 101 (5), S. 1455–1472. DOI: 10.1093/ajae/aaz027.
- Baldos, Uris Lantz C.; Hertel, Thomas W. (2015): The role of international trade in managing food security risks from climate change. In: *Food Sec.* 7 (2), S. 275–290. DOI: 10.1007/s12571-015-0435-z.
- Chatzopoulos, Thomas; Domínguez, Ignacio Pérez; Zampieri, Matteo; Toreti, Andrea (2017): Extreme Weather and Global Agricultural Markets: Experimental Analysis of the Impacts of Heat Waves on Wheat Markets. 448 - 459 Pages / Proceedings in Food System Dynamics, Proceedings in System Dynamics and Innovation in Food Networks 2017. DOI: 10.18461/pfsd.2017.1745.
- Chatzopoulos, Thomas; Pérez Domínguez, Ignacio; Zampieri, Matteo; Toreti, Andrea (2020): Climate extremes and agricultural commodity markets: A global economic analysis of regionally simulated events. In: *Weather and Climate Extremes* 27, S. 100193. DOI: 10.1016/j.wace.2019.100193.
- EEA (2021): Global climate change impacts and the supply of agricultural commodities to Europe. Hg. v. European Environment Agency (Briefing no. 27/2020).
- Gurgel, Angelo C.; Reilly, John; Blanc, Elodie (2021): Challenges in simulating economic effects of climate change on global agricultural markets. In: *Climatic Change* 166 (3-4). DOI: 10.1007/s10584-021-03119-8.
- Hertel, Thomas W. (2018): Climate change, agricultural trade and global food security - Background paper for The State of Agricultural Commodity Markets (SOCO) 2018. In: *Rome, FAO*, p. 33.
- Hristov, Jordan; Toreti, Andrea; Pérez Domínguez, Ignacio; Franciscus Dentener; Thomas Fellmann; Christian Elleby et al. (2020): Analysis of climate change impacts on EU agriculture by 2050. JRC PESETA IV project - Task 3. In: *EUR 30078 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2020, ISBN 978-92-76-10617-3, doi:10.2760/121115, JRC119632*.
- Jägermeyr, Jonas; Müller, Christoph; Ruane, Alex C.; Elliott, Joshua; Balkovic, Juraj; Castillo, Oscar et al. (2021): Climate impacts on global agriculture emerge earlier in new generation of climate and crop models. In: *Nat Food*. DOI: 10.1038/s43016-021-00400-y.
- Nelson, Gerald C.; van der Mensbrugge, Dominique; Ahammad, Helal; Blanc, Elodie; Calvin, Katherine; Hasegawa, Tomoko et al. (2014): Agriculture and climate change in global scenarios: why don't the models agree. In: *Agricultural Economics* 45 (1), S. 85–101. DOI: 10.1111/agec.12091.
- Rosenzweig, Cynthia; Elliott, Joshua; Deryng, Delphine; Ruane, Alex C.; Müller, Christoph; Arneeth, Almut et al. (2014): Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. In: *Proc Natl Acad Sci USA* 111 (9), S. 3268–3273. DOI: 10.1073/pnas.1222463110.

- Schlegel, I.; Muthers, S.; Matzarakis, A. (2021): Einfluss des Klimawandels auf die Morbidität und Mortalität von Atemwegserkrankungen. UBA (Umwelt und Gesundheit). Online verfügbar unter <https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/einfluss-des-klimawandels-auf-die-morbidityaet>.
- Stella, Tommaso; Webber, Heidi; Olesen, Jørgen E.; Ruane, Alex C.; Fronzek, Stefan; Bregaglio, Simone et al. (2021): Methodology to assess the changing risk of yield failure due to heat and drought stress under climate change. In: *Environ. Res. Lett.* 16 (10), S. 104033. DOI: 10.1088/1748-9326/ac2196.
- Willenbockel, Dirk (2012): Extreme weather events and crop price spikes in a changing climate: Illustrative global simulation scenarios. (Oxfam Research Reports).

Bibliografische Information:

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikationen in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet unter www.dnb.de abrufbar.

Bibliographic information:

The Deutsche Nationalbibliothek (German National Library) lists this publication in the German National Bibliographie; detailed bibliographic data is available on the Internet at www.dnb.de

Bereits in dieser Reihe erschienene Bände finden Sie im Internet unter www.thuenen.de

Volumes already published in this series are available on the Internet at www.thuenen.de

Zitationsvorschlag – Suggested source citation:

Söder M, Berg-Mohnicke M, Bittner M, Ernst S, Feike T, Frühauf C, Golla B, Jänicke C, Jorzig C, Leppelt T, Liedtke M, Möller M, Nendel C, Offermann F, Riedesel L, Romanova V, Schmitt J, Schulz S, Seserman D-M, Shawon AR (2022) Klimawandelbedingte Ertragsveränderungen und Flächennutzung (KlimErtrag. Braunschweig: Johann Heinrich von Thünen-Institut, 234 p, Thünen Working Paper 198, DOI:10.3220/WP1659347916000

Die Verantwortung für die Inhalte liegt bei den jeweiligen Verfassern bzw. Verfasserinnen.

The respective authors are responsible for the content of their publications.



THÜNEN

Thünen Working Paper 198

Herausgeber/Redaktionsanschrift – *Editor/address*

Johann Heinrich von Thünen-Institut
Bundesallee 50
38116 Braunschweig
Germany

thuenen-working-paper@thuenen.de
www.thuenen.de

DOI:10.3220/WP1659347916000
urn:nbn:de:gbv:253-202208-dn065147-6