

Heft 108 (2025) 22,90 Euro

**promet**

meteorologische fortbildung

# Vorhersagbarkeit



**Impressum**

**Herausgeber**

Deutscher Wetterdienst

**Hauptschriftleitung**

Dipl.-Met. Magdalena Bertelmann (Offenbach/M.)

**Stellvertretende Schriftleitung**

Dipl.-Met. Peggy Hofheinz (Offenbach/M.)

**Redaktionsausschuss**

Prof. Dr. B. Ahrens (Frankfurt/M.)

Prof. Dr. F. Ament (Hamburg)

PD Dr. F. Berger (Lindenberg)

Prof. Dr. C. Bernhofer (Dresden)

Prof. Dr. G. Craig (München)

Prof. Dr. S. Jones (Offenbach/M.; Vorsitzende)

Prof. Dr. S. Meilinger (Sankt Augustin)

Prof. Dr. A. Macke (Leipzig)

Dr. M. Olefs (Wien)

Dr. C. Pläß-Dülmer (Hohenpeißenberg)

Dr. M. Sprenger (Zürich)

**Layout und Satz**

B. A. Pola Jakubowski (Offenbach/M.)

**Titelseite**

Symbolische Darstellung meteorologischer Vorhersagbarkeit: Der (anfangs noch geschärfte) Vorhersageblick divergiert mit größer werdender Ensemble-Streuung. Zusammen mit den Lorenzgleichungen soll die Komplexität und Sensitivität atmosphärischer Prozesse symbolisiert und der zunehmend unscharfe und begrenzte Vorhersagehorizont veranschaulicht werden. Bildnachweise: Adobe Stock | A\_B\_C # 120122126, ChatGPT, eigene Bearbeitung

**Verlag**

Deutscher Wetterdienst, Bildungszentrum / Selbstverlag  
DWD-Campus am Goethering, Postfach 10 04 65,  
63004 Offenbach/M., selbstverlag@dwd.de

Für den Inhalt der Arbeiten sind die Autoren verantwortlich. Die Online-Ausgabe steht unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (CC BY 4.0) als Open-Access-Artikel zur Verfügung.



**Druck**

Heyne-Druck GmbH (Offenbach/M.)



**Auflage:** 1 100

**Preis des Heftes:** 22,90 € plus Versandkosten

**Redaktionsschluss:** 31.10.2025

**ISSN:** 0340-4552 (print) | 2194-5950 (online)

**ISBN:** 978-3-88148-564-7 (print) | 978-3-88148-565-4 (online)

**DOI:** [https://doi.org/10.5676/DWD\\_pub/promet\\_108](https://doi.org/10.5676/DWD_pub/promet_108)

<https://www.dwd.de/promet>

Alle Informationen zu *promet* im Internet ▶



**Editorial**

Liebe Leserinnen und Leser,



kaum ein anderes Thema beschäftigt so viele Menschen wie das Wetter und dessen Vorhersage – sei es im privaten, im öffentlichen oder im wirtschaftlichen Sektor. Keine Gartenparty findet statt, ohne vorher einen Blick in die Wetter-App geworfen zu haben, kein Flugzeug verlässt ohne Wettervorhersage das Rollfeld und kein Energieunternehmen handelt seine Strompreise, ohne vorher Ertragsprognosen für Wind und Sonne berechnet zu haben.

Doch wie vorhersagbar ist das Wetter auf seinen verschiedenen Raum- und Zeitskalen überhaupt? Welche Faktoren erschweren die Vorhersage und wo liegen die Grenzen? Diesen und weiteren Fragen wird in sieben Beiträgen dieser spannenden und (wie wir finden) erfrischend kompakten Ausgabe nachgegangen.

Die Vorhersagbarkeit des künftigen Leseverhaltens der *promet*-Leserschaft ist, ähnlich wie die des Wetters, ebenfalls limitiert. Aufschlussreich sind die Ergebnisse der Umfrage aus dem letzten Heft aber trotzdem: Knapp 50 Prozent der Leserinnen und Leser bevorzugen die elektronische Variante als PDF. Als Schlussfolgerung haben wir für diese Ausgabe die gedruckte Auflage deutlich reduziert – ein Trend, der sich voraussichtlich in den nächsten Jahren fortsetzt.

Ob nun als gedrucktes Heft in der Hand oder als durchsuchbares PDF am Rechner: Wir hoffen, dass die intrinsisch begrenzte Vorhersagbarkeit auf intrinsisch motivierte Fortbildungsfreude stößt – und Sie die tägliche Wettervorhersage künftig mit neu erlangtem, fundiertem Hintergrundwissen interpretieren können.

Herzlichst

Magdalena Bertelmann und Peggy Hofheinz  
Schriftleiterinnen *promet*

## Inhalt

promet – Meteorologische Fortbildung, Heft 108 (2025): **Vorhersagbarkeit**

Fachliche Redaktion: PD Dr. Michael Riemer, Johannes Gutenberg-Universität Mainz

Fachliche Durchsicht: Prof. Dr. Stephan Pfahl, Freie Universität Berlin

Beitrag	Seite
IM GESPRÄCH: MICHAEL RIEMER	
Einblicke vom Fachredakteur – ein Interview zur „Vorhersagbarkeit“ .....	2
T. SELZ	
1 Von der Unmöglichkeit langer Wettervorhersagen: Der Schmetterlings-Effekt .....	5
F. JUDT	
2 Die intrinsische Vorhersagbarkeit der Atmosphäre .....	14
C. KEIL	
3 Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala .....	23
A. K. MILTENBERGER, A. OERTEL, C. HOOSE	
4 Wolken und Niederschlag: Begrenzende Faktoren für die Vorhersagbarkeit? .....	34
T. BIRNER, D. DOMEISEN	
5 Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen .....	44
D. BÜELER, C. M. GRAMS	
6 Wetterregime im Atlantisch-Europäischen Raum .....	54
A. H. FINK, P. KNIPPERTZ	
7 Neue Methoden der Niederschlagsvorhersage in den Tropen .....	64
Examina im Jahr 2024 .....	73
Umfrageergebnisse zum Leseverhalten: „Print oder Digital“? .....	82

## Im Gespräch: Michael Riemer

### *Einblicke vom Fachredakteur – ein Interview zur „Vorhersagbarkeit“*

Privatdozent Dr. Michael Riemer von der Johannes Gutenberg-Universität Mainz ist als verantwortlicher Fachredakteur dieser Ausgabe tief im Themengebiet der Vorhersagbarkeit verankert. Mit ihm sprechen wir über die spannenden Inhalte des Heftes, die Herausforderungen der Prognose – und was ihn persönlich an diesem Thema fasziniert.



#### **Wie bist Du zum Themengebiet „Vorhersagbarkeit“ gekommen und was fasziniert Dich besonders daran?**

PD Dr. Michael Riemer: Zum Thema Vorhersagbarkeit bin ich über die Atmosphärendynamik gekommen. Mein Wunsch war (und ist) es stets, Wetter basierend auf grundlegenden strömungsdynamischen Gesetzmäßigkeiten zu verstehen. Vorhersagbarkeit – zumindest aus dem Blickwinkel von Ensembles – erweitert die Fragestellung um eine weitere Dimension: Nun möchte man nicht nur verstehen, wie sich ein bestimmtes Wetterereignis entwickelt, sondern auch die ganzen anderen plausiblen Szenarien, die auftreten können. Dieses Denken in Wahrscheinlichkeiten von möglichen Entwicklungen fasziniert mich.

#### **Wenn wir von „Vorhersagbarkeit“ sprechen: Worauf bezieht sich der Begriff eigentlich genau in der Meteorologie?**

Es gibt zwei Varianten. Die erste ist die „praktische Vorhersagbarkeit“: Hier ist die Frage, wie gut ein gegebenes Vorhersagesystem Wetterereignisse vorhersagen kann. Es ist jedoch die zweite Variante, die mich in ihren Bann gezogen hat, die „intrinsische Vorhersagbarkeit“. Hier ist die Frage, wie gut bestimmte Zustände der Atmosphäre vorhersagbar sind, man betrachtet also eine Eigenschaft des physikalischen Systems der Erdatmosphäre. Die intrinsische Vorhersagbarkeit bildet den Fokus dieses Hefts. Sie setzt die Grenze, die wir mit unseren Vorhersagesystemen erreichen können.

#### **Wie nah sind wir der „Grenze des Vorhersagbaren“ auf den verschiedenen Zeitskalen inzwischen gekommen?**

Genau das ist die wichtige Frage und der Grund, warum wir uns mit intrinsischer Vorhersagbarkeit beschäftigen! Was ist das weitere Potenzial für Verbesserungen? Wo lohnt es sich, begrenzte Ressourcen zu investieren? Für die klassische Mittelfristvorhersage synoptischer Wettersysteme ist diese Frage sehr gut untersucht worden. Dort können wir noch etwa fünf Tage mehr an Vorhersagbarkeit rausholen. Also eine ganze Menge! Viel Potenzial steckt in der Verbesserung der Anfangsbedingungen für die Vorhersagen: Da können die Fehler noch eine Größenordnung kleiner werden, bevor wir die Grenzen der Vorhersagbarkeit erreichen. Die Verbesserung der Vorhersagemodelle spielt auch eine wichtige Rolle. Jedoch ist dort das Potenzial für weitere Verbesserungen deutlich schwieriger abzuschätzen.

Für kürzere Zeitskalen, insbesondere für konvektive Lagen und Gewitter, und für längere (subsaisonale) Zeitskalen, also für großräumige Wetterlagen oder Wetterregime, ist die Frage schwieriger zu beantworten. Beide Zeitskalen können wir nicht mit der gleichen Methode untersuchen wie Mittelfristvorhersagen, da Prozesse eine dominante Rolle spielen, die in unseren Vorhersagemodellen nicht hinreichend gut repräsentiert sind (zumindest für diese spezifische Fragestellung): Wolken, Grenzschicht-Prozesse und die Kopplung mit anderen Komponenten des Erdsystems. Mein Bauchgefühl ist jedoch, dass auf beiden Skalen Potenzial schlummert, das mit dem für (traditionelle) Mittelfristvorhersagen vergleichbar ist. Für die konvektive Skala wage ich zu spekulieren, dass KI-Modelle, die direkt von Beobachtungsdaten startend Vorhersagen machen, von diesem Potenzial am meisten profitieren könnten, insbesondere wenn koordinierte Maßnahmen ergriffen werden, um geeignete Trainingsdatensätze zu erstellen.

#### **Was würdest Du als die wichtigsten begrenzenden Faktoren der Vorhersagbarkeit identifizieren? Und umgekehrt, welche Einflussgrößen können den Vorhersagerahmen erweitern?**

Im Sinne der praktischen Vorhersagbarkeit sind die begrenzenden Faktoren die Fehler in den Anfangsbedingungen und die Modellfehler. Die stetige Verringerung beider Fehler führte zur „stillen Revolution“ in der Wettervorhersage: der immensen Verbesserung der Vorhersagen in den letzten 50 Jahren. Für mich ist die spannende Frage, welche Faktoren die intrinsische Vorhersagbarkeit der Atmosphäre bestimmen. Hierfür gibt es interessante Konzepte und Ansätze und wir haben in den letzten Jahren viel dazu gelernt, aber eine befriedigende, zusammenfassende Antwort kann ich auf die Frage noch nicht geben.

Klar ist jedoch, dass wir uns erhöhte Vorhersagbarkeit erhoffen können, wenn das Wettersystem, das uns interessiert, an Komponenten des Atmosphäre-Ozean-Erdsystems gekoppelt ist, die persistenter sind als das System selbst. Ein einfaches Beispiel dafür ist Orographie. Aus meiner Zeit als Doktorand am KIT erinnere ich mich noch an die „Murgtal-Zelle“, eine Gewitterzelle, die ihren Namen nicht von ungefähr trägt. Inwieweit langsame Komponenten „Fenster erhöhter Vorhersagbarkeit“ öffnen können, wird im Heft im Kontext der subsaisonalen Vorhersagbarkeit ausgeführt.

**Ein Beitrag widmet sich der konvektiven Skala. Warum sind gerade die kleinräumigen, oft intensiven Wetterphänomene wie Gewitter so schwer vorherzusagen?**

Räumliche und zeitliche Skalen sind stark korreliert: kleinräumige Phänomene sind häufig von kurzer Lebensdauer. Als Faustregel gilt: Je kürzer die Lebenszeit eines Systems, desto geringer ist auch seine Vorhersagbarkeit. Im Heft sprechen wir dies im Kontext der *eddy turnover time* an. Bei Gewittern kommt in besonderem Maße hinzu, dass sie durch das Auslösen einer Instabilität bestimmt werden und dadurch hochgradig nichtlinear sind. Vereinfacht gesprochen: Entweder es entsteht ein Gewitter oder nicht. Zudem wird das Auslösen durch Prozesse auf noch kleinerer Skala beeinflusst, zum Beispiel Turbulenz in der Grenzschicht, Bodenwärmeflüsse etc., was den Vorhersagezeitraum entsprechend weiter limitiert. Erschwerend, aus Sicht der Vorhersagenden, kommt hinzu, dass es sehr schwierig ist, Gewitter aus Nutzerperspektive „halb richtig“ vorherzusagen. Die ausgeprägte Bimodalität im Auftreten von Gewittern bedingt, dass Vorhersagen häufig als komplett falsch wahrgenommen werden.

**Subsaisonale oder sogar saisonale Vorhersagen – also Prognosen über mehrere Wochen oder Monate – klingen ambitioniert. Wie kann das funktionieren?**

Durch einen eigentlich einfachen Trick. Wenn man für einen instantanen Zeitpunkt den Zustand der Atmosphäre vorhersagen möchte, dann stoßen wir an die Grenze der Vorhersagbarkeit, die bei etwa zwei Wochen liegt. Ist man jedoch an einem zeitlich gemittelten Zustand interessiert, beispielsweise Niederschlag und Temperatur im Wochenmittel, dann weitet sich der Vorhersagehorizont. Je länger das zeitliche Mittel, desto länger der Vorhersagehorizont. Die Vorhersagbarkeit kommt dabei zunehmend aus den langsamen Komponenten des Erdsystems, zum Beispiel dem Zustand der Stratosphäre oder dem der Ozeane. Wichtig ist zudem noch, dass solche Vorhersagen stets probabilistischer Natur sind. Solche probabilistischen, zeitlichen Mittel können für manche wichtige Anwendungen große Relevanz haben, zum Beispiel für die Energie- oder Landwirtschaft.

**Inwiefern verändern Methoden wie Ensembleprognosen oder relativ neu auch aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz, unseren Blick auf Vorhersagbarkeit?**

Ich denke beide Methoden haben unseren Blick grundlegend verändert, wenn auch auf unterschiedliche Weise. Ensembleprognosen führen uns vor Augen, dass wir (Wetter-)Vorhersagen stets probabilistisch denken müssen, auch wenn die dem Wettergeschehen zugrunde liegenden mathematischen Gleichungen eigentlich deterministisch sind. Wie im Heft ausgeführt, verstehen wir heute sehr gut warum das so ist; ein wichtiges grundlegendes Verständnis, das die Atmosphärenwissenschaften anderen Bereichen augenscheinlich voraus hat, die sich ebenfalls an der Vorhersage hochgradig nichtlinearer Systeme versuchen.

Der Erfolg maschinell gelernter Vorhersagen rüttelt an dem Selbstverständnis von PhysikerInnen, dass man ein System verstehen muss, um es erfolgreich vorherzusagen zu können. Meiner Ansicht nach wird grundlegendes Verständnis jedoch weiterhin wichtig sein, um die Vorhersagen optimal interpretieren zu können, was bei potenziellen Extremwetterereignissen im wörtlichen Sinne lebenswichtig sein kann. Es wäre daher fatal zu denken, dass menschliches Verständnis der Systeme, die wir gut vorhersagen können, redundant geworden sei. Aber natürlich wird Künstliche Intelligenz in nächster Zukunft die Arbeitswelt und wahrscheinlich auch die Wissenschaft substanziell umgestalten; mit allen damit verbundenen Chancen und Herausforderungen.

**Das Streben nach Vorhersagbarkeit, beziehungsweise in die Zukunft blicken zu können, ist ein zutiefst menschliches Bedürfnis – und das natürlich nicht nur beim Wetter. Gibt es ein anderes Themenfeld, in dem Du Dir bessere Prognosen wünschen würdest, sei es aus wissenschaftlicher oder ganz persönlicher Sicht?**

Das gibt es tatsächlich: Ich wünschte mir, dass man gesellschaftliche Entwicklungen besser vorhersagen könnte: Wie verkraftet unsere Gesellschaft rasante technologische Entwicklungen wie Social Media oder KI? Welche gesellschaftlichen Folgen sind mittelfristig bei bestimmten politischen Entscheidungen zu erwarten? Sicherlich lassen sich solche Fragen nie deterministisch beantworten, aber das Denken im Sinne von wahrscheinlichen Entwicklungen oder verschiedener Szenarien, wie es uns in der Meteorologie durch Ensemblevorhersagen inzwischen so geläufig ist, könnten wichtige Blaupausen für eine mögliche Herangehensweise sein.

**Und zum Schluss: Wie hat Dir die Arbeit als Fachredakteur mit diesem Heft gefallen? Was hat Spaß gemacht, wo lagen die Herausforderungen?**

Die Arbeit am Heft war für mich eine sehr bereichernde Erfahrung, bei der ich über das Fachliche hinaus einiges gelernt habe. Das Heft zu konzipieren und dann zu sehen, wie all die schönen einzelnen Artikel ein rundes Ganzes ergeben, empfinde ich als sehr befriedigend. Die zügige und hochqualifizierte fachliche Begutachtung war zum Abrunden des Ganzen am Ende sehr hilfreich, und hat mir persönlich auch noch ein paar Perspektiven eröffnet, aus denen ich auf die Thematik noch nicht geblickt hatte. Da alle Artikel von vielbeschäftigten ExpertInnen in ihrem Feld geschrieben wurden, lag die größte Herausforderung in der Gestaltung und Anpassung der Deadlines. Zum Glück wart ihr mir dabei stets eine große Hilfe und Unterstützung, sodass bei mir die Freude an der Arbeit an diesem Heft nicht auf der Strecke blieb.

**Wir danken Dir sehr für das aufschlussreiche Gespräch und die wertvolle Zeit und Mühe, die Du in das Heft investiert hast!**

*Das Interview führten Magdalena Bertelmann und Peggy Hofheinz.*



T. SELZ

# 1 Von der Unmöglichkeit langer Wettervorhersagen: Der Schmetterlings-Effekt

## On the Impossibility of Long Weather Forecasts: The Butterfly Effect

### Zusammenfassung

Um das Wetter vorhersagen zu können, muss man zunächst einmal den Ist-Zustand der Atmosphäre möglichst genau bestimmen. Zwar haben wir heutzutage ein modernes Netzwerk an Beobachtungsinstrumenten zur Verfügung, dennoch sind Unsicherheiten und Fehler in der Bestimmung des Anfangszustands unvermeidlich. Bedingt durch die nichtlineare Natur der atmosphärischen Zirkulation werden diese Fehler im Laufe der Vorhersage leider sehr schnell größer, weshalb Vorhersagen zurzeit nur für etwa eine Woche möglich sind. Verbesserungen der Genauigkeit des Anfangszustands, etwa durch neuartige Beobachtungen, könnten den vorhersagbaren Zeitraum verlängern. Dieser möglichen Verlängerung ist jedoch eine theoretische Grenze gesetzt: Nur noch um etwa fünf Tage ließe sich die heutige Wettervorhersage durch perfekte und lückenlose Beobachtungen verlängern, bevor kleinste Störungen wie der Flügelschlag eines metaphorischen Schmetterlings sich bedingt durch Skalenwechselwirkungen derart schnell ausbreiten, dass weitere Verbesserungen unmöglich werden.

### Summary

To be able to predict the weather, one must first determine the current state of the atmosphere as accurately as possible. Although we have a modern network of observational instruments available today, uncertainties and errors in determining the initial state are unavoidable. Due to the nonlinear nature of atmospheric circulation, these errors unfortunately grow very quickly over the course of the forecast, which is why reliable predictions are currently only possible for about a week. Improvements in the accuracy of the initial state, for example through novel observations, could extend the predictable period. However, there is a theoretical limit to this possible extension: today's weather forecast could only be extended by about five days through perfect and complete observations before even the smallest disturbances, like the flap of a metaphorical butterfly's wings, spread so quickly due to scale interactions that further improvements become impossible.

### 1 Frühe Versuche der Wettervorhersage

Anfang des 20. Jahrhunderts war eine zuverlässige Wettervorhersage kaum möglich. Es gab weder Computer noch Satelliten, sondern nur wenige und unregelmäßige Messungen. Physikalische Gesetze spielten bei der Wettervorhersage kaum eine Rolle. Stattdessen versuchten Meteorologen mithilfe von Extrapolation, Intuition und Erfahrung das zukünftige Wetter mehr oder weniger zu erraten. Die physikalischen Gesetze der Strömungsmechanik und der Thermodynamik waren jedoch weitgehend bekannt und so formulierte der norwegische Wissenschaftler Vilhelm Bjerknes 1904 erstmals die Idee, dass es möglich sein sollte, eine Wettervorhersage auszurechnen. Einen konkreten Plan oder Algorithmus entwickelte er jedoch nicht.

Der erste, der ernsthaft versucht hat, eine Wettervorhersage zu berechnen, war der britische Meteorologe Lewis Fry Richardson während des Ersten Weltkriegs. Immer noch

ohne Computer oder Taschenrechner, rechnete er auf Papier über viele Wochen eine 6-Stunden-Vorhersage für zwei Orte (Gitterpunkte) in Europa aus. Die Resultate waren allerdings ernüchternd. Als gegen Ende des Zweiten Weltkriegs die ersten elektronischen Computer entwickelt wurden, griff man die Idee der Berechnung des Wetters wieder auf. Eine Gruppe um den Meteorologen Jule Charney gelang schließlich 1950 die erste erfolgreiche numerische Wettervorhersage. Gerechnet wurde sie auf ENIAC, dem ersten programmierbaren elektronischen Computer überhaupt. Dabei wurde allerdings lediglich das 500 hPa Geopotenzial mithilfe der barotropen Vorticity-Gleichung berechnet, die eine maximale Vereinfachung des Wettervorhersage-Problems darstellt. Obwohl viele Meteorologen deshalb anfangs skeptisch waren, erwies sich selbst diese simple Methode als überraschend erfolgreich und konnte die damals üblichen handgezeichneten Vorhersagen überbieten. Eine detaillierte Übersicht über die Geschichte der Wettervorhersage ist in LYNCH (2006) zu finden.

Motiviert durch diese ersten Erfolge stellte man sich die Frage, wie es zu Vorhersagefehlern kommt und wodurch man die neue numerische Wettervorhersage verbessern könnte. Philip Thompson, ein amerikanischer Meteorologe, war der erste, der 1957 die potenzielle Vorhersagbarkeit der numerischen Methode untersuchte; also abschätzte, wie lange eine Wettervorhersage brauchbar war und ab wann sie aufgrund angewachsener Fehler nicht mehr besser war als pures Raten (THOMPSON 1957). Er untersuchte außerdem den potenziellen Nutzen besserer Anfangsbedingungen durch eine Verdichtung des Messnetzes, sowie den potenziellen Nutzen besserer Modelle mithilfe genauerer Gleichungen und mehr Rechenleistung. Er kam zu dem Schluss, dass sich die Vorhersagbarkeit durch beide Maßnahmen erheblich verbessern ließe und sah keinen Anhaltspunkt für fundamentale Einschränkungen in der Wettervorhersage.

Etwa zur gleichen Zeit machte der amerikanische Meteorologe Edward Lorenz 1961 jedoch eine überraschende Entdeckung. Er nutzte ein einfaches Modell, um Wettermuster zu simulieren und wollte eine Simulation von einem Zwischenergebnis noch einmal neu starten. Dafür hatte er einen Ausdruck der Variablen zur Verfügung, tippte die Werte ein und startete die neue Simulation. Zu seiner Überraschung erhielt er jedoch ein komplett anderes Endergebnis. Nach längerer Fehlersuche stellte er schließlich fest, dass der Ausdruck nur drei Nachkommastellen zeigte, aber die Zahlen computerintern mit sechs Nachkommastellen gespeichert waren. Er hatte also durch das Eintippen der Zahlen einen Zustand generiert, der sich weniger als ein Promille von dem Zustand der ursprünglichen Simulation unterschied. Diese kleinen Fehler wuchsen jedoch so schnell an, dass der Modellzustand etwas später völlig anders war. Dieses Phänomen ließ Lorenz nicht mehr los und er widmete den Großteil seiner Karriere dem Thema der Vorhersagbarkeit.

## 2 Deterministisches Chaos: Das Lorenz-63-Modell

Nach seiner Zufallsentdeckung versuchte Lorenz nun dem Phänomen des schnellen Fehlerwachstums auf den Grund zu gehen. Dazu entwickelte er zunächst ein möglichst einfaches Modell, das den Effekt reproduzieren kann und das sich deshalb gut für Untersuchungen eignet. Dieses Modell, das er 1963 veröffentlichte, wollen wir uns genauer ansehen (LORENZ 1963). Es besteht aus nur drei zeitabhängigen Variablen,  $x(t)$ ,  $y(t)$  und  $z(t)$  und drei konstanten Parametern ( $a$ ,  $b$ ,  $c$ ). Die Entwicklung der Variablen ist gegeben durch folgende Gleichungen:

$$\frac{dx}{dt} = a(y - x) \quad (1)$$

$$\frac{dy}{dt} = x(b - z) - y \quad (2)$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - cz \quad (3)$$

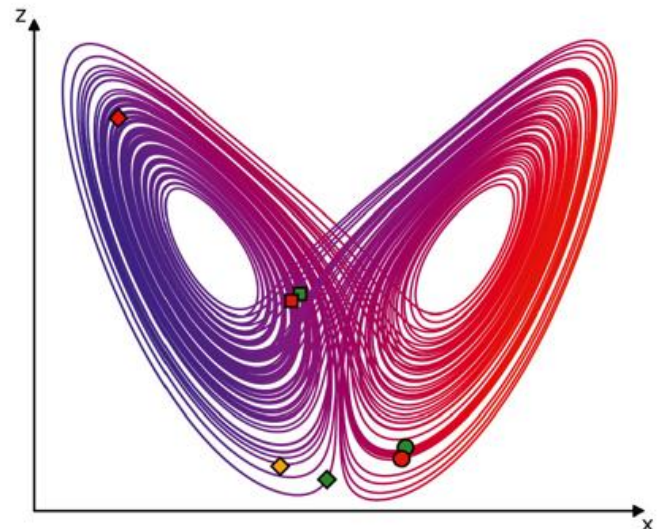


Abbildung 1-1: Phasenraum-Trajektorie des Lorenz-63-Modells (Linie), dargestellt ist  $z$  über  $x$ , wobei die  $y$ -Werte farblich codiert sind (von blau nach rot). Die Abbildung zeigt die Bahn eines am grünen Kreis gestarteten Teilchens, die zum grünen Quadrat und schließlich zur grünen Raute führt. Bei einer minimalen Abweichung der Startposition (roter Kreis) weicht die geänderte Bahn zunächst nur gering ab (rotes Quadrat), etwas später aber erheblich (rote Raute).

Dieses System von gewöhnlichen Differenzialgleichungen stellt ein Anfangswert-Problem dar. Kennt man den Zustand der drei Variablen zu einem Zeitpunkt  $t_0$ , so lässt sich der Zustand der Variablen für beliebige Zeitpunkte  $t > t_0$  eindeutig berechnen.

Man kann sich die Entwicklung des Systems durch ein Teilchen veranschaulichen, dessen Position durch  $x$ ,  $y$  und  $z$  gegeben ist. Mit der Zeit verändert sich die Position dieses Teilchens ständig, was als Linie im Raum der drei Variablen dargestellt werden kann, der sogenannten Phasenraumtrajektorie. Für das Lorenz-Modell ist solch eine Trajektorie in Abbildung 1-1 dargestellt, wobei die Anfangsposition des Teilchens für  $t = t_0$  durch den grünen Kreis gegeben ist. In der Bildebene sind die  $x$ - und  $z$ -Werte aufgetragen, die  $y$ -Werte sind durch die Farbe der Linie dargestellt. Man erkennt, dass das Teilchen unregelmäßige Oszillationen um zwei Punkte ausführt, wobei es allerdings die Umgebung dieser beiden Punkte nie verlässt. Die Menge aller Phasenraumtrajektorien, die an die Flügel eines Schmetterlings erinnert, wird daher Lorenz-Attraktor genannt.

Nehmen wir nun an, wir wollen die Bahn des Teilchens vorhersagen und die Linie in Abbildung 1-1 entspräche der (unbekannten) wahren Bahn des Teilchens. Dabei starte das Teilchen zum Zeitpunkt  $t_0$  am grünen Kreis, zum Zeitpunkt  $t_1$  erreiche es die Position, die mit dem grünen Quadrat markiert ist und schließlich zum Zeitpunkt  $t_2$  die durch die grüne Raute dargestellte Position. Hätte man genaue Kenntnis von der Anfangsposition des Teilchens (grüner Kreis), so könnte man mit einer Simulation seine Bahn exakt zu reproduzieren. Die entscheidende Frage ist aber nun, was passiert, wenn man die Position des Teilchens zum Zeitpunkt  $t_0$  nicht ganz genau kennt.

Um das zu untersuchen, starten wir eine Vorhersage, allerdings von einem Anfangszustand, der geringfügig von der Wahrheit abweicht (dargestellt durch den roten Kreis). Solch ein Unterschied kann zum Beispiel dadurch entstehen, dass die Position des Teilchens mit Messgeräten ermittelt werden muss, die jeweils einen unvermeidlichen Messfehler produzieren. Im zeitlichen Verlauf bleiben die Vorhersage von der ungefähren Startposition und die Wahrheit zunächst nahe beieinander. Zum Zeitpunkt  $t_1$  (dargestellt durch jeweils das rote und das grüne Quadrat) ist der Vorhersagefehler nur wenig größer geworden. Für kurze Zeiträume ist die Vorhersage also noch sehr gut. Das ändert sich jedoch von nun an und der Abstand zwischen Vorhersage und Wahrheit wächst sehr schnell an: Zum Zeitpunkt  $t_2$  ist die vorhergesagte Position des Teilchens (rote Raute) bereits sehr weit von der wahren Position (grüne Raute) entfernt. Schließlich bewegen sich beide Teilchen (das vorhergesagte und das wahre) völlig unabhängig voneinander und führen unregelmäßigen Oszillationen auf dem Attraktor aus. Mit der gegebenen Anfangsunsicherheit ist also keine zuverlässige Vorhersage für Zeiträume  $t > t_2$  mehr möglich und man könnte die Position des Teilchens genauso gut einfach raten. Allerdings verlassen die Teilchen niemals den Attraktor. Dabei können sie sich zufällig auch manchmal wieder recht nahekommen.

Mit seiner Forschung begründete Lorenz eine neue wissenschaftliche Disziplin, die Chaostheorie, und sein Modell (heute bekannt als Lorenz-63-Modell) stellt den Prototyp eines Systems dar, das man heute als „deterministisches Chaos“ bezeichnet. Deterministisch bedeutet hier, dass es keine Zufallsprozesse gibt (wie etwa in der Quantenmechanik), welche das System unvorhersehbar beeinflussen. Im Prinzip ist die Zukunft des Systems ausgehend von dem Anfangszustand für alle Zeiten festgelegt. Jedoch wird das System dadurch chaotisch, dass sehr kleine Abweichungen von diesem Anfangszustand nach einer gewissen Zeit zu einer komplett unterschiedlichen Entwicklung führen. Das System zeigt also eine hohe Sensitivität bezüglich der Anfangsbedingungen. Lorenz formulierte es so: *“Chaos: When the present determines the future, but the approximate present does not approximately determine the future.”* (Chaos: Die Gegenwart bestimmt die Zukunft, aber die ungefähre Gegenwart bestimmt nicht ungefähr die Zukunft.)

Es gibt zahlreiche weitere einfache Systeme, die sich ähnlich verhalten wie das Lorenz-Modell, also deterministisch sind und gleichzeitig chaotisch im Sinne einer hohen Sensitivität zu den Anfangsbedingungen. Ein sehr einfaches und anschauliches Beispiel ist das Doppelpendel, ein Pendel, das aus zwei Stangen besteht, die drehbar miteinander verbunden sind. Ein weiteres Beispiel ist ein geneigtes Nagelbrett, durch das man von oben eine Murmel laufen lässt. Die Endposition der Murmel ist durch die hohe Sensitivität zur Startposition praktisch nicht reproduzierbar und erscheint zufällig. Alle diese Systeme haben eine mathematische Gemeinsamkeit, die Voraussetzung dafür ist, dass sich deterministisches Chaos entwickeln kann:

Sie sind nichtlinear. Das bedeutet, dass Produkte zwischen zwei Variablen in den Gleichungen vorkommen, so etwa die Terme  $xy$  und  $xz$  im Lorenz-63-System.

Wir haben gesehen, dass eine hohe Sensitivität eines dynamischen Systems zu den Anfangsbedingungen längere Vorhersagen solcher Systeme sehr schwierig macht, da man den Anfangszustand sehr genau kennen muss. Nehmen wir an, wir möchten in dem obigen Beispiel zuverlässige Vorhersagen bis zum Zeitpunkt  $t_2$  erreichen (siehe Abbildung 1-1). Dann müssen wir zwingend daran arbeiten, die Anfangsposition des Teilchens genauer zu bestimmen, etwa durch neue und bessere Messtechnik. Würde man zum Beispiel in Abbildung 1-1 den Abstand zur Wahrheit in den Anfangsbedingungen um 90 % verringern, so wäre die Vorhersage zum Zeitpunkt  $t_2$  tatsächlich recht gut (orange Raute). Das ließe sich beliebig fortsetzen: Verbesserung der Genauigkeit der Anfangsbedingungen führt zu immer längeren Vorhersagen. Man kann für das Lorenz-63-Modell nämlich zeigen, dass für jedes gewünschte Vorhersageintervall  $[0, T]$  eine Konstante  $c(X(t=0), T)$  existiert, so dass für alle Zeiten  $t$  aus dem Intervall gilt:

$$|dX(t)| \leq |dX(t=0)| \exp(ct) \tag{4}$$

Hierbei bezeichnet  $X=(x,y,z)$  die Position des Teilchens und  $|dX|$  den Abstand der Teilchenposition zwischen Wahrheit und Vorhersage. Die Gleichung besagt somit, dass wir den Fehler der Vorhersage  $|dX(t)|$  in dem gewünschten Zeitintervall  $[0, T]$  beliebig klein machen können, wenn wir den Anfangsfehler  $|dX(t=0)|$  nur genügend klein machen. Demnach sind auch lange Vorhersagen in die Zukunft durch die hohe Sensitivität zu den Anfangsbedingungen zwar schwierig, aber prinzipiell möglich. Ein theoretisches Vorhersagelimit existiert in diesem Modell nicht.

### 3 Skalenwechselwirkungen: Das Lorenz-69-Modell und der „wahre“ Schmetterlingseffekt

Die Eigenschaften des einfachen Lorenz-63-Modells lassen sich teilweise auf Atmosphäre und Wettervorhersage übertragen. Die Wettervorhersage ist für kurze Zeiträume relativ gut, ab ca. 7–10 Tagen wird sie jedoch meist so ungenau, dass man das Wetter genauso gut hätte raten können. Entsprechend werden längere Vorhersagen in Wetterberichten nicht mehr angegeben, oder höchstens noch als vagen Trend. Ähnlich den Teilchen auf dem Lorenz-Attraktor, bleiben die Wetterereignisse aber in gewissen Grenzen. Wir können uns zum Beispiel absolut sicher sein, dass es in Deutschland im Winter keine 30 °C warm werden wird oder dass es im Juli keinen Frost gibt.

Das Lorenz-63-Modell suggeriert allerdings, dass man, wenn man mit der Länge der Wettervorhersage nicht zufrieden ist, diese durch genauere Bestimmung der Anfangsbedingungen im Prinzip beliebig weiter verbessern kann. Könnten wir also mit neuartiger Mess- und Computertechnik (etwa tausenden von Drohnen, Supersatelliten,

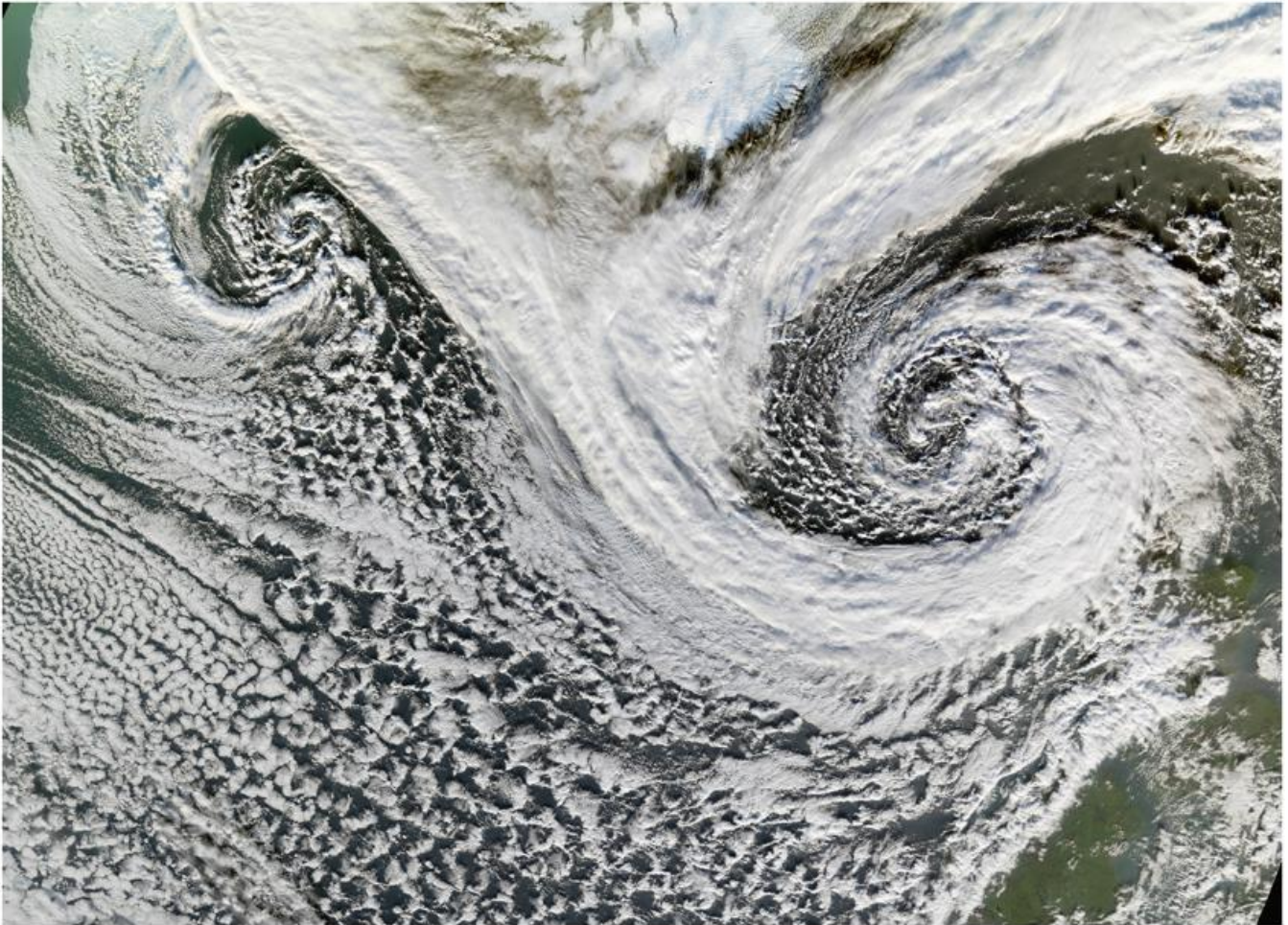


Abbildung 1-2: Satellitenbild des Nordatlantiks (*NASA Earth Observatory*) vom 20.11.2006, oben in der Mitte ist Island zu erkennen. Das Bild zeigt zwei Tiefdruckgebiete mit der charakteristischen Wolkenspirale, Gebiete flächenförmiger Wolken sowie Gebiete kleinerer, konvektiver Wolken. Die verschiedenen Skalen atmosphärischer Dynamik werden deutlich, insbesondere deren Nicht-Selbstähnlichkeit.

Quantencomputer, künstliche Intelligenz) vielleicht doch eines Tages das Wetter über mehrere Monate zuverlässig vorhersagen?

Das einfache Modell mit nur drei Variablen stellt naturgemäß nur eine sehr grobe Veranschaulichung des Wettergeschehens dar. Tatsächlich finden Luftbewegungen in der Atmosphäre auf vielen sehr unterschiedlichen räumlichen und zeitlichen Skalen statt. Es gibt zum Beispiel einerseits kleine Wirbel hinter einer Hausecke, die das Laub im Kreis bewegen. Auf der anderen Seite sehen wir auf Satellitenbildern große Wellen, die den ganzen Globus umspannen und Wellenlängen von vielen tausend Kilometern besitzen. Unzählige andere meteorologische Phänomene liegen dazwischen: Tornados, Schäfchenwolken, Gewitterwolken, Fronten, tropische Zyklonen, Kaltlufttropfen, Sturmtiefs, Hochdruckgebiete und vieles mehr. Abbildung 1-2 vermittelt einen Eindruck von den verschiedenen Skalen, die in der Atmosphäre existieren.

Es ist intuitiv klar, dass eine langfristige Vorhersage kleinskaliger Phänomene wie etwa einem Regenschauer, der vielleicht nur einige Minuten anhält, noch einmal deutlich schwieriger ist. Die genauen Anfangsbedingungen sind hier

noch sehr viel schwerer zu erfassen, da man entsprechend räumlich und zeitlich sehr dichte Messungen benötigen würde. Naiverweise scheint es jedoch nicht unmöglich, mithilfe genauer Anfangsbedingungen auf den großen Skalen, die Entwicklung von Hochs und Tiefs und die der Rossby-Wellen für längere Zeiträume, etwa einige Monate, vorherzusagen, wie es das Lorenz-63-Modell suggeriert. Die schon erwähnte Nichtlinearität führt jedoch dazu, dass die verschiedenen Skalen sich nicht unabhängig voneinander entwickeln, sondern miteinander wechselwirken. Lorenz erkannte, dass sich solche Skalen-Wechselwirkungen, die in seinem einfachen 3-Variablen-Modell nicht enthalten sind, entscheidend auf die Vorhersagbarkeit auswirken können. Mitte der 60er Jahre begann er, dieses Phänomen genauer zu untersuchen.

Von den zahlreichen nichtlinearen Prozessen, die es in der Atmosphäre gibt, sind zwei besonders entscheidend: Die Freisetzung latenter Wärme durch Kondensation in Wolken (dazu kommen wir später) und der Transport von Impuls durch den Wind (Impulsadvektion). Letztere lässt sich in einer Dimension mathematisch schreiben als

$$\text{adv } u = -u \frac{d}{dx} u, \quad (5)$$

wodurch die Nichtlinearität offensichtlich wird: Ersetzt man den Wind  $u$  beispielsweise durch  $2u$  so würde sich die Impulsadvektion vervierfachen. Diese Nichtlinearität führt nun zu den erwähnten Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Skalen, was kurz an einem einfachen Beispiel illustriert werden soll. Dazu nehmen wir an, der Wind  $u$  sei eine Welle mit Amplitude  $\hat{u}$  und Wellenzahl  $k$ :

$$u(x, t) = \hat{u} \sin(kx) \tag{6}$$

Die Wellenzahl ist umgekehrt proportional zur Wellenlänge, das heißt große Wellen haben kleine Wellenzahlen und umgekehrt. Die Advektion ergibt sich dann zu

$$\text{adv } u = -\hat{u}^2 k \sin(kx) \cos(kx), \tag{7}$$

was sich mithilfe der Additionstheoreme für trigonometrische Funktionen umformen lässt als

$$\text{adv } u = -\frac{1}{2} \hat{u}^2 k \sin(2kx). \tag{8}$$

Es entstehen also durch den nichtlinearen Advektionsterm Wechselwirkungen zwischen Wellen mit unterschiedlichen Wellenzahlen beziehungsweise Wellenlängen und damit räumlichen Skalen (in obigem Beispiel zwischen  $k$  und  $2k$ ).

Die genaue Bestimmung der Stärke dieser Skalenwechselwirkungen in der realen Atmosphäre ist sehr kompliziert und hängt von zahlreichen Faktoren ab. Komplexe, hochauflösende Simulationen der Atmosphäre waren mit der damaligen Technik unmöglich und so musste Lorenz für eine Abschätzung der Skalenwechselwirkungen auf die barotrope Vorticity-Gleichung zurückgreifen, die wir schon von den Anfängen der numerischen Wettervorhersage kennen. Davon ausgehend nahm er an, dass alle atmosphärischen

Bewegungen statistisch homogen und isotrop ablaufen und außerdem zweidimensional und selbstähnlich sind, dass also alle Skalen weitgehend gleich aussehen. Auch musste zur Berechnung der Skalenwechselwirkungen zwingend eine Annahme getroffen werden, wie die kinetische Energie auf kleine beziehungsweise große Skalen verteilt ist (das sogenannte Spektrum der kinetischen Energie), was Mitte der 60er Jahre jedoch noch unbekannt war. Dazu später mehr.

Mit diesen Annahmen und Vereinfachungen gelang es Lorenz in seinem berühmten Paper von 1969 schließlich, erstmalig die Skalenwechselwirkungen in der Atmosphäre abzuschätzen und daraus wichtige Aussagen über ihre Vorhersagbarkeit abzuleiten (LORENZ 1969). Das wollen wir uns im Folgenden genauer ansehen. Abbildung 1-3 zeigt Lorenz' Tabelle der Wechselwirkungskoeffizienten  $C_{k\ell}$  (farblich codiert). Die zeitliche Entwicklung eines Fehlers  $Z_k$  auf einer Skala mit Wellenzahl  $k$  ist damit gegeben durch

$$\frac{d^2}{dt^2} Z_k = \sum_{\ell} C_{k\ell} Z_{\ell}. \tag{9}$$

Die Werte der Tabelle lassen sich demnach qualitativ so interpretieren: Hätten wir einen Fehler auf einer Skala mit Wellenzahl  $\ell$  (Spalte der Tabelle), so wirkt sich dieser Fehler im weiteren Verlauf auf die Skala  $k$  (Zeile der Tabelle) aus. Die Stärke der Kopplung ist durch den Wert gegeben, wobei positive Werte bedeuten, dass Fehler auf der Skala  $k$  durch Fehler auf der Skala  $\ell$  größer werden. Zunächst schauen wir uns die Diagonalelemente der Matrix an. Dabei fällt auf, dass die Einträge fast alle negativ sind. Haben wir also einen Fehler auf einer Skala  $\ell$ , so wird dieser mit der Zeit kleiner werden. Was zunächst vielversprechend klingt, liegt aber lediglich daran, dass sich der Fehler auf größere

1	0.19	0.26	0.07	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	2.86	0.41	1.80	0.23	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00
3	14.42	10.22	-1.21	8.73	0.68	0.13	0.02	0.00	0.00
4	45.8	44.9	33.1	-12.6	34.1	1.9	0.4	0.1	0.0
5	133.6	133.0	130.4	101.3	-61.8	117.8	5.3	1.0	0.2
6	372.4	372.0	370.3	362.3	298.1	-237.1	375.1	14.1	2.5
7	1010	1009	1008	1004	983	851	-804	1131	37
8	2686	2686	2686	2683	2670	2615	2373	-2526	3280
9	7053	7053	7053	7052	7044	7010	6864	6496	-7538
	1	2	3	4	5	6	7	8	9

Abbildung 1-3: Skalenwechselwirkungen des Lorenz-69-Modells. Dargestellt sind die Wechselwirkungskoeffizienten  $C_{k\ell}$  gemäß Gleichung (9) zwischen zwei Skalen  $k$  und  $\ell$  (1: große Skala, 9: kleine Skala; Details siehe Text). Wellenzahlindex 1 entspricht dabei genau einer erdumspannenden Welle und die Anzahl der erdumspannenden Wellen steigt um den Faktor zwei mit jedem nächsthöheren Index. Für die (dimensionsbehafteten) Wellenzahlen ergibt sich daher  $k = \frac{2\pi}{40\,000 \text{ km}} 2^{(k-1)}$ , analog für  $\ell$ .

und kleinere Skalen verteilt, seine Energie also an die umliegenden Skalen abgibt. Die Einträge über und unter der Diagonalen sind alle positiv. Insgesamt werden die Fehler daher mit der Zeit größer.

Unterhalb der Diagonale finden wir durchgehend große positive Werte – umso größer, je höher die Wellenzahl  $k$ , also je kleiner die Skala. Um das zu verstehen, nehmen wir wieder an, wir hätten alle Skalen genau gemessen, lediglich auf der sehr großen Skala ( $i_k=1$ ) hätten wir einen Fehler gemacht. Die Auswirkungen dieses Fehlers können wir nun in der ersten Spalte der Tabelle nachschauen. Sie enthält ausschließlich positive Werte, das heißt die Fehler auf allen kleineren Skalen mit  $i_k=2$  bis  $i_k=9$  wachsen an, die kleinsten Skalen (unten in der Tabelle) dabei am schnellsten. Ein Fehler auf großen Skalen führt also zu unmittelbarem und sehr schnellem Fehlerwachstum auf kleinen Skalen. Das können wir uns dadurch veranschaulichen, dass wir zum Beispiel die Position einer Schäfchenwolke nicht vorhersagen können, wenn wir nicht genau wissen, wie stark der großskalige Wind ist, der die Wolke verschiebt (advehiert). Je nach Windrichtung und Stärke wäre die Wolke in 15 Minuten an völlig verschiedenen Orten relativ zu ihrer Größe: Das kleinskalige Objekt Schäfchenwolke wäre also nach kürzester Zeit nicht mehr vorhersagbar.

Schauen wir uns jetzt den umgekehrten Fall an und nehmen an, dass wir alle Skalen genau kennen und lediglich einen Fehler auf der kleinsten Skala ( $i_k=9$ ) haben. Dazu müssen wir uns also die letzte Spalte der Tabelle anschauen. Hier sind nun die Werte, die die Wechselwirkung zu den großen Skalen beschreiben gleich null (oben in Spalte 9). Das heißt, der Fehler auf der kleinen Skala wird die großen nicht beeinflussen. Auch das lässt sich anschaulich verstehen: Würden wir beispielsweise durch den Kühlturm eines Kraftwerks eine zusätzliche Wolke erzeugen, so wäre das Hochdruckgebiet, das sich über der neuen Wolke erstreckt, davon relativ unbeeindruckt. Das sind zunächst einmal gute Nachrichten.

Ist es also vielleicht doch möglich, Hochs und Tiefs irgendwann einmal über Monate vorhersagen zu können? Dazu betrachten wir die Tabelleneinträge unmittelbar oberhalb der Diagonalen. Auch diese zeigen große positive Werte. Der Fehler bei  $i_k=9$  wird also nicht direkt die größte Skala 1 beeinflussen, sondern zunächst vor allem die nächstgrößere Skala 8. Doch dabei wird es auch nicht bleiben: Schauen wir in die 8. Spalte, so finden wir ebenfalls große positive Werte über der Diagonalen. Der Fehler bei Wellenzahl 8 wird also den Fehler bei Wellenzahl 7 anwachsen lassen, und so weiter. Es kommt zu einem kaskadenartigen Fehlerwachstum, bei dem sukzessive immer größere Skalen mit Fehlern kontaminiert werden. In unserem Beispiel wird die neue Wolke über dem Kühlturm also zunächst die unmittelbare Umgebung verändern, es wird etwa im Umkreis kühler werden durch den Wolkenschatten. Dadurch verändert sich der Wind, zunächst auf einigen Kilometern Umkreis, dann langsam über dem ganzen Bundesland, schließlich

Deutschland, Europa und der ganzen Welt. Es braucht zwar einige Zeit, bis diese Fehlerkaskade vollständig abgelaufen ist. Leider geht das aber dennoch deutlich schneller als wir uns das für lange Wettervorhersagen wünschen würden. Es ist diese Fehlerkaskade, die schließlich dazu führt, dass die Atmosphäre, anders als das Lorenz-63-Modell suggeriert, nicht mehr beliebig lange vorhersagbar ist, sondern ein intrinsisches Vorhersagelimit besitzt, welches nicht überwunden werden kann, auch nicht durch weitere Verbesserung in den Anfangsbedingungen.

Um das besser zu verstehen, betrachten wir die Fehlerpropagationszeiten, die Lorenz aus der Matrix  $C_{k,\ell}$  berechnet hat. Demnach brauchen Fehler, die sich auf der Skala 9 befinden, etwa 3,7 Stunden um auf die nächstgrößere Skala 8 zu gelangen. Von dort aus dauert es dann weitere 6,2 Stunden, bis der Fehler auf Skala 7 angekommen ist. Je größer die Skalen werden, desto langsamer läuft die Kaskade also ab, was auch in der Tabelle an den nach links oben kleiner werdenden Koeffizienten erkennbar ist. Dabei lässt sich eine ungefähre Gesetzmäßigkeit erkennen: Die Propagationszeit zwischen zwei benachbarten Skalen wird jeweils um etwa den Faktor 1,6 länger. Die Propagation eines Fehlers von Skala 2 nach Skala 1 dauert also 1,6 mal länger als die Propagation von Skala 3 nach Skala 2. Umgekehrt bedeutet das jedoch auch, dass die Kaskade immer schneller abläuft, je kleiner die beteiligten Skalen sind. Mit dieser Gesetzmäßigkeit lässt sich nun die Propagationszeit ausrechnen, die ein Fehler, der auf einer Skala  $\ell$  startet, braucht, bis er bei der größten Skala 1 angekommen ist. Es ergibt sich eine geometrische Reihe

$$\delta t_{1,\ell} = \delta t_{1,2} \sum_{i=0}^{\ell-2} q^i = \delta t_{1,2} \cdot \frac{1 - q^{\ell-1}}{1 - q} \quad (10)$$

mit  $q = 1,6^{-1}$ . Dabei ist  $\delta t_{1,2}$  die Propagationszeit von Skala 2 auf Skala 1. Hierfür nehmen wir für dieses Beispiel 5 Tage an.

Stellen wir uns nun vor, wir könnten den Anfangszustand für die Vorhersage auf den großen Skalen 1 und 2 sehr genau vermessen, aber auf Skala 3 und darunter machen wir große Fehler. Mit obiger Formel erhalten wir eine Propagationszeit von  $\delta t_{1,3} = 8,1$  Tage. Nach dieser Zeit ist der Fehler also auf der größten Skala angekommen und unsere Vorhersage ist unbrauchbar geworden. Wir könnten mit Anfangsfehlern auf Skala 3 also etwa 8,1 Tage vorhersagen. Nun verbessern wir unsere Messgeräte, sodass wir auch Skala 3 sehr genau bestimmen können. Gemäß der Formel verlängert sich die vorhersagbare Zeitspanne nun auf 10,1 Tage. Nach einer Weile können wir durch weitere Verbesserung der Messtechnik nun auch Skala 4 sehr genau messen und den Anfangsfehler auf Skala 5 verschieben. Wir erhalten 11,4 Tage Vorhersagbarkeit. Hier wird das Problem schon erkennbar: Die letzte Verbesserung hat uns schon deutlich weniger eingebracht als die vorherige. Und das setzt sich so fort. Verschieben wir den Fehler auf Skala 6, gewinnen wir nur noch 0,8 Tage, verschieben wir ihn von dort auf Skala 7 nur noch 0,5 Tage, und so weiter.

Schließlich können wir uns anschauen, wie weit wir maximal vorhersagen könnten, wenn wir die Fehlerskala immer weiter nach hinten schieben, indem wir von Gleichung (10) den Grenzwert bilden:

$$\lim_{\ell \rightarrow \infty} \delta t_{1,\ell} = \frac{\delta t_{1,2}}{1 - q} = 13,3 \text{ Tage} \quad (11)$$

Dieser Wert ist endlich und stellt eine Abschätzung der absoluten Grenze der Vorhersagbarkeit der Atmosphäre dar. Die Zahl liefert einen groben Anhaltspunkt, wann diese Grenze erreicht ist – nämlich nach ungefähr zwei Wochen. Lorenz selbst berechnete sie in seinem Paper zu 16,8 Tagen.

Dieses Phänomen der endlichen Vorhersagbarkeit durch Skalenwechselwirkungen beschrieb Lorenz 1972 in einem Vortrag mit dem Titel *“Does the flap of a butterfly’s wings in Brazil set off a tornado in Texas?”*. Die Aussage, dass Schmetterlinge unser Wetter beeinflussen können, ist inzwischen berühmt geworden. Sie kann allerdings leicht missverstanden werden. Zunächst einmal löst der Schmetterling nicht unmittelbar einen Tornado aus. Gemeint ist, dass die Störungen, die der Schmetterling verursacht, mit der Zeit anwachsen und sich räumlich ausbreiten, sodass schließlich eine Großwetterlage entsteht, die dann einen Tornado hervorbringt. Genauso gut könnte der Schmetterling einen Tornado verhindern oder ihn an einem anderen Ort oder zu einer anderen Zeit entstehen lassen. Auch sind Schmetterling und Tornado räumlich viele 1000 km voneinander getrennt und auch zeitlich liegen sie mindestens mehrere Tage auseinander. Der Titel spricht also die Skalenwechselwirkungen an, die wir oben diskutiert haben.

Schließlich erinnert der Attraktor des einfacheren Lorenz-63-Modells aus Abschnitt 2 an die Flügel eines Schmetterlings. Viele assoziieren deshalb dieses Modell mit dem Schmetterlingseffekt und meinen damit die hohe Sensitivität zu kleinen Fehlern in den Anfangsbedingungen. Und in der Tat zeigt die Atmosphäre dieses Verhalten, was längerfristige Vorhersagen schwierig macht. Wie wir aber nun gesehen haben, legt die Atmosphäre „noch einen drauf“, indem kleinskalige Fehler sukzessive auf die größeren Skalen übertragen werden. Diese Eigenschaft macht schließlich längerfristige Vorhersagen nicht nur schwierig, sondern gänzlich unmöglich. Es waren diese Prozesse der ungünstigen Skalenwechselwirkungen, dargestellt zum Beispiel durch die Matrix aus Abbildung 1-3, die Lorenz als Schmetterlings-Effekt bezeichnet hat. In einer Veröffentlichung von 2014 bezeichnete Tim Palmer daher das Prinzip der Skalenwechselwirkungen als den „wahren Schmetterlingseffekt“ (*the real butterfly effect*; PALMER 2014).

Wie oben erwähnt, ist das kinetische Energiespektrum eine entscheidende Annahme für Lorenz’ Vorhersagbarkeitsmodell. In selbstähnlichen turbulenten Systemen folgt die kinetische Energie  $E(k)$  auf einer bestimmten Skala mit Wellenzahl  $k$  einem Potenzgesetz:

$$E(k) \sim k^\alpha \quad (12)$$

Hierbei ist der Exponent  $\alpha$  in der Regel negativ, das heißt größere Skalen enthalten mehr kinetische Energie (KE) als kleinere. Bei dreidimensionaler Turbulenz erhält man einen Exponenten von  $\alpha = -5/3$ . Diese Annahme hat auch Lorenz für sein Modell getroffen. Die Bedeutung des KE-Spektrums auf die Fehlerpropagationszeiten lässt sich wie folgt veranschaulichen: Stellen wir uns einen Wirbel einer bestimmten Größe vor, gegeben durch die Wellenzahl  $k$ . Neben der Größe ist die einzige andere wichtige Eigenschaft des Wirbels im Sinne eines Turbulenzmodells seine Umdrehungsgeschwindigkeit, oder äquivalent seine Umdrehungszeit  $\tau$  (*eddy turnover time*). Diese hängt von der kinetischen Energie auf der Skala  $k$  ab. Durch eine einfache Rechnung erhält man für die Wirbelumdrehungszeit durch Einsetzen des KE-Spektrums

$$\tau \sim k^{-\frac{\alpha}{2} - \frac{3}{2}}. \quad (13)$$

Man kann nun annehmen, dass die Propagationszeit eines Fehlers von der Skala  $k$  auf die nächstgrößere Skala  $k/2$  durch die Wirbelumdrehungszeit  $\tau(k)$  gegeben ist. Für das Lorenz-Modell mit  $\alpha = -5/3$  ergibt sich  $\tau \sim k^{-2/3}$  und somit für kleinere Skalen immer kürzere Fehlerpropagationszeiten. Für jede Halbierung der Skala (Verdopplung von  $k$ ) erhalten wir eine um den Faktor  $2^{2/3} = 1,6$  kürzere Propagationszeit, was ziemlich exakt dem von Lorenz berechnetem Faktor entspricht (siehe oben). Allerdings erkennt man an der Formel für  $\tau$  auch, dass diese Verkürzung der Propagationszeiten auf kleineren Skalen nur für  $\alpha > -3$  passiert. Bei  $\alpha = -3$  wäre die Wirbelumdrehungszeit für alle Skalen gleich und folglich würde die skalenaufwärts gerichtete Fehlerpropagation auf kleinen Skalen nicht schneller ablaufen als auf großen Skalen. Der Faktor  $q$  in der geometrischen Reihe (Gleichung 10) wäre gleich eins und ein Grenzwert würde nicht mehr existieren, beziehungsweise wäre unendlich. Im Falle eines KE-Spektrums mit Exponenten von  $-3$  oder niedriger wären die Skalenwechselwirkungen also so schwach beziehungsweise langsam, dass kein intrinsisches Limit mehr existiert und die Vorhersagbarkeit theoretisch unendlich lange ausgedehnt werden könnte.

Doch welches KE-Spektrum finden wir nun in der Atmosphäre vor? Heute wissen wir wesentlich mehr darüber als Lorenz selbst, vor allem aus Windmessungen von Flugzeugen, aber auch aus Simulationen und Theorie. In der Tat weisen große Bereiche der Atmosphäre ein  $-3$ -Spektrum auf, jedoch nur auf großen Skalen bis etwa 400 km. Dann wird das Spektrum flacher und verhält sich annähernd wie ein  $-5/3$ -Spektrum. Und das ist entscheidend für das intrinsische Limit nach dem Lorenz-Modell. Zwar bleibt die Wirbelumdrehungszeit zunächst auf großen Skalen konstant und führt zu einer etwas längeren Vorhersagbarkeit als das Lorenz-Modell erwarten lässt, ab 400 km und darunter ist die Abschätzung des KE-Spektrums im Lorenz-Modell jedoch weitgehend realistisch. Insbesondere ist der Grenzwert  $\ell \rightarrow \infty$  für die Vorhersagbarkeit nach wie vor endlich und nicht wesentlich verschieden von einem reinen  $-5/3$ -Spektrum.

#### 4 Heutige Sichtweise

Obwohl das Lorenz-69-Modell einen Meilenstein darstellt, enthält es dennoch sehr viele grobe Näherungen und zum Teil falsche beziehungsweise inkonsistente Annahmen, geschuldet der geringen verfügbaren Rechenleistung und dem begrenzten Wissen über die Energieverteilung der Atmosphäre zu dieser Zeit. Insbesondere die Annahmen von isotroper und homogener Turbulenz und Selbstähnlichkeit sind kritisch zu sehen, wie ein Blick auf Abbildung 1-2 erahnen lässt. Gewitterwolken verhalten sich beispielsweise völlig anders als Tiefdruckgebiete oder Rossbywellen und sehen auch entsprechend anders aus: Eine Gewitterwolke ist nicht eine kleinere, schneller ablaufende Version eines Tiefdruckgebiets. Daher werden Abschätzungen des intrinsischen Vorhersagelimits heutzutage mit komplexen numerischen Modellen vorgenommen, die mit möglichst hoher Auflösung betrieben werden, um möglichst viele Raum- und Zeitskalen genau simulieren zu können (siehe Beitrag 2 von JUDT in diesem Heft).

Solche Experimente zeigen, dass für das Fehlerwachstum auf kleinen Skalen die Konvektion eine entscheidende Rolle spielt. In der Atmosphäre kommt es beim Aufsteigen von Luft zur Abkühlung und dadurch zur Kondensation von Wasserdampf, wodurch zusätzliche Wärme frei wird (sogenannte latente Wärme), die wiederum die Konvektion weiter anfacht. Dieses Feedback ist in hohem Maße nicht-linear und führt zu besonders schnellem Fehlerwachstum. Solche Prozesse werden in Turbulenzmodellen wie Lorenz-69 nicht berücksichtigt. Daher schlugen ZHANG et al. (2007) als Alternative ein 3-stufiges konzeptionelles Modell für das intrinsische Fehlerwachstum vor, das später von BAUMGART et al. (2019) weiterentwickelt wurde. In Stufe eins dieses Modells wachsen kleine Fehler in den Anfangsbedingungen im Einflussbereich von Konvektion und Niederschlag besonders schnell an (Abbildung 1-4, links), sodass innerhalb weniger Stunden die individuellen konvektiven Zellen räumlich völlig dekorreliert sind. In Stufe zwei kommt es dann zu einem Übergang dieser kleinskaligen Unterschiede auf größere Skalen durch Schwerewellenpropagation und durch das divergente Ausströmen

an der Wolkenoberseite. Bei dieser Ausbreitung der Fehler auf größere Skalen kommt es zu einem Anpassungsprozess an das geostrophische Gleichgewicht (Abbildung 1-4, Mitte). In Stufe drei wächst schließlich der nun geostrophisch balancierte Fehler weiter an, angetrieben durch nichtlineare Prozesse (vor allem Impulsadvektion) in der synoptischskaligen Dynamik und der Dynamik der Rossbywellen (Abbildung 1-4, rechts). Trotz dieser im Vergleich zum Lorenz-69-Modell veränderten Betrachtungsweise bleibt das Ergebnis das gleiche: Kleine, „schmetterlingsartige“ Störungen wachsen schnell an, breiten sich auf immer größere Skalen aus und führen zu einem fundamentalen Vorhersagelimit.

Können wir also die Wettervorhersage, die wir heute nutzen, überhaupt noch verbessern oder ist sie bereits durch den Schmetterlingseffekt fundamental limitiert? Aktuelle Studien kommen zu einem ermutigenden Ergebnis (siehe auch Beitrag 2 von JUDT in diesem Heft). Die Fehler, die wir heute trotz moderner Satelliten und Computer bei der Bestimmung des Anfangszustands machen, sind noch sehr viel größer als die metaphorischen Schmetterlinge: Schnelles Fehlerwachstum in konvektiven Wolken und die destruktiven Wechselwirkungen von kleinen zu großen Skalen spielen noch keine entscheidende Rolle. Die Wettervorhersage verhält sich momentan also noch analog zu dem Lorenz-63-System aus Abschnitt 2: Lange Vorhersagen sind schwierig, aber das Vorhersageintervall ließe sich durch bessere Anfangsbedingungen prinzipiell verlängern.

In einer aktuellen Studie konnten wir diese Sichtweise mithilfe einer prozessbasierten Analyse untermauern (SELZ et al. 2022): In Abbildung 1-5 sind die Wachstumsraten der Vorhersagefehler in den ersten drei Tagen aufgetragen, aufgeteilt nach den Beiträgen verschiedener physikalischer Prozesse. Das linke Diagramm (100 %) stellt die heutige Situation dar. Man erkennt, dass das Fehlerwachstum von Beginn an durch Advektion durch den großskaligen, rotationellen Wind bestimmt wird. Hingegen spielen Konvektion und Advektion durch die divergente Strömung nur eine sehr untergeordnete Rolle. Diese Situation entspricht bereits der Stufe drei des Fehlerwachstumsmodells.

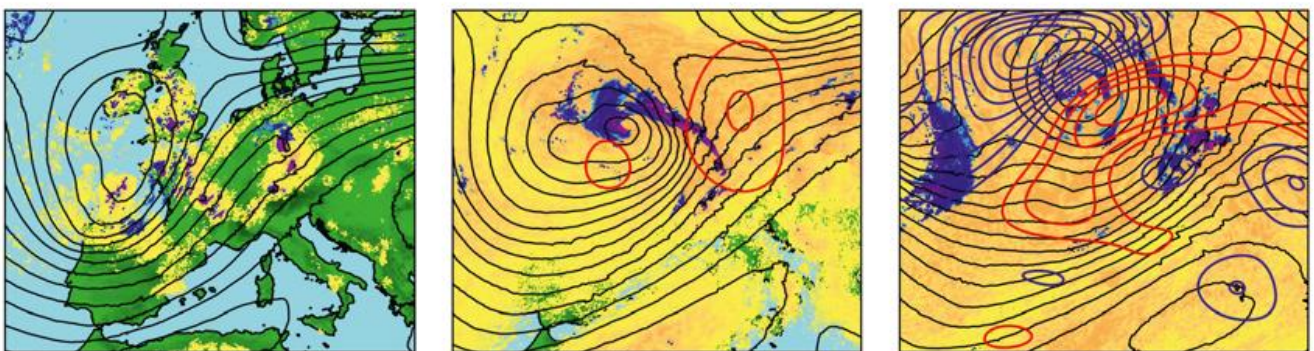


Abbildung 1-4: Fehlerwachstum gemäß des 3-Stufen-Modells (Simulationen aus SELZ und CRAIG 2015). Die linke Abbildung zeigt die Fehler im Windfeld in gelb-rotten Farben nach drei Stunden. Sie sind vor allem in Bereichen mit Niederschlag (blau) stark ausgeprägt. Die mittlere Abbildung zeigt die Fehler nach 12 Stunden (gelb-rot). Auch sind erste Fehler im synoptisch-skaligen Geopotenzial zu sehen (rote Linien). In der rechten Abbildung nach 60 Stunden sind die Fehler im Geopotenzial (rote und blaue Linien) sehr stark angewachsen.

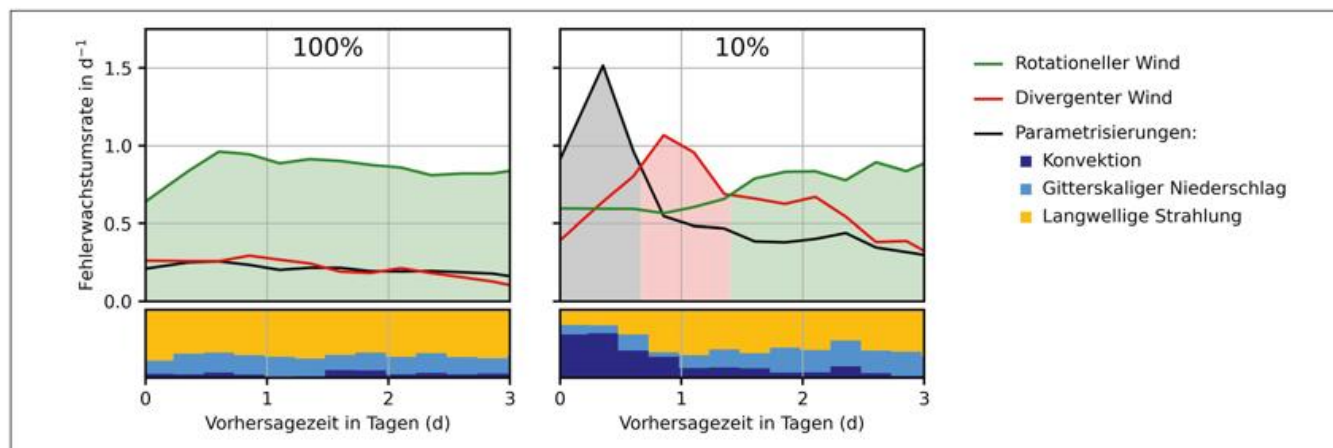


Abbildung 1-5: Wachstumrate des (räumlich integrierten) Fehlers der potenziellen Vorticity für die ersten drei Vorhersagetage, aufgeteilt auf verschiedene physikalische Prozesse. Das linke Diagramm (100 %) stellt die Situation heutiger Wettervorhersagen dar. Das rechte Diagramm (10 %) die Situation bei einer hypothetischen Reduzierung der Anfangsunsicherheit um 90 % (aus SELZ et al. 2022). Der untere Teil der Abbildung zeigt den relativen Beitrag der drei Parametrisierungen (Konvektion, gitterskaliger Niederschlag, langwellige Strahlung).

Das Bild ändert sich fundamental, wenn die Fehler in den Anfangsbedingungen auf ca. 10 % reduziert würden. Diese hypothetische Situation ist in Abbildung 1-5, rechts dargestellt. Nun dominiert die Konvektion das anfängliche Fehlerwachstum, gefolgt von Advektion durch den divergenten Wind. Erst nach etwa zwei Tagen liefert schließlich wieder der rotationelle Wind den dominanten Beitrag. Dies entspricht dem 3-Stufen-Modell und suggeriert eine Aufwärtskaskade des Fehlerwachstums von der konvektiven Skala über die Mesoskala zur synoptischen Skala. Daraus lässt sich folgern, dass nun der Schmetterlingseffekt die Vorhersagbarkeit limitiert. Ab diesem geringen Niveau der Anfangsfehler sind keine wesentlichen Verbesserungen durch deren weitere Verringerung mehr möglich. Dieser Übergang zum intrinsischen Limit ist im Mittel bei einer 90 %igen Verringerung des heutigen Anfangsfehlers zu erwarten, was einer Verlängerung des Vorhersageintervalls von etwa fünf Vorhersagetagen entspricht.

Eine spannende Frage aktueller Forschung ist, ob es auch beim heutigen Niveau der Anfangsfehler schon bestimmte Vorhersagesituationen gibt, die sehr nahe am intrinsischen Limit liegen. Und schlussendlich bleibt die allgemeine Frage, wann oder ob überhaupt wir die technischen Möglichkeiten haben werden, das verbleibende Potenzial der Wettervorhersage voll ausnutzen zu können.

**Literatur**

BAUMGART, M., GHINASSI, P., WIRTH, V., SELZ, T., CRAIG, G.C., RIEMER, M., 2019: Quantitative View on the Processes Governing the Upscale Error Growth up to the Planetary Scale Using a Stochastic Convection Scheme. *Monthly Weather Review* **147**, 1713–1731, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-18-0292.1>.  
 LORENZ, E.N., 1963: Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences* **20**, 130–141,

[https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0130:DNF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2).  
 LORENZ, E.N., 1969: The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus A* **21**, 289–307, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v21i3.10086>.  
 LYNCH, P., 2006: The Emergence of Numerical Weather Prediction: Richardson’s Dream. *Cambridge University Press*, 279 pp.  
 PALMER, T.N., DÖRING, A., SEREGIN, G., 2014: The real butterfly effect. *Nonlinearity* **27**, R123, <https://doi.org/10.1088/0951-7715/27/9/R123>.  
 SELZ, T., CRAIG, G.C., 2015: Upscale Error Growth in a High-Resolution Simulation of a Summertime Weather Event over Europe. *Monthly Weather Review* **143**, 813–827, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00140.1>.  
 SELZ, T., RIEMER, M., CRAIG, G.C., 2022: The Transition from Practical to Intrinsic Predictability of Midlatitude Weather. *Journal of the Atmospheric Sciences* **79**, 2013–2030, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-21-0271.1>.  
 THOMPSON, P.D., 1957: Uncertainty of Initial State as a Factor in the Predictability of Large Scale Atmospheric Flow Patterns. *Tellus* **9**, 275–295, <https://doi.org/10.1111/j.2153-3490.1957.tb01885.x>.  
 ZHANG, F., BEI, N., ROTUNNO, R., SNYDER, C., EPIFANIO, C.C., 2007: Mesoscale Predictability of Moist Baroclinic Waves: Convection-Permitting Experiments and Multistage Error Growth Dynamics. *Journal of the Atmospheric Sciences* **64**, 3579–3594, <https://doi.org/10.1175/JAS4028.1>.

**Kontakt**

DR. TOBIAS SELZ  
 Karlsruher Institut für Technologie (KIT)  
 Institut für Meteorologie und Klimaforschung  
 Wolfgang-Gaede-Strasse 1  
 76131 Karlsruhe  
 tobias.selz@kit.edu

F. JUDT

# 2 Die intrinsische Vorhersagbarkeit der Atmosphäre

## The Intrinsic Predictability of the Atmosphere

### Zusammenfassung

Die Vorhersagbarkeit der Atmosphäre ist entscheidend für die Wettervorhersage, da sie die Grenzen dessen festlegt, was wir vorhersagen können. Dieser Beitrag untersucht die Vorhersagbarkeit der Atmosphäre durch sogenannte Zwillingsexperimente mit einem numerischen Wettervorhersagemodell. Die Entwicklung des Vorhersagefehlers wird von konvektiven bis hin zu globalen Skalen betrachtet, indem Simulationen auf einem Gitter mit einer Auflösung von 4 km durchgeführt werden. Dabei stellte sich heraus, dass das Wachstum des Vorhersagefehlers dem Konzept von Edward Lorenz zur endlichen Vorhersagbarkeitsgrenze der Atmosphäre entspricht, unabhängig von der anfänglichen Fehlergröße. Unsere Schätzungen zeigen, dass die durchschnittliche globale Vorhersagbarkeit bei etwa 2–3 Wochen liegt. Darüber hinaus haben wir festgestellt, dass die Vorhersagbarkeit in den Tropen länger ist (mehr als 20 Tage) im Vergleich zu mittleren Breiten und Polargebieten (etwas über 2 Wochen). Jede Klimazone zeigte unterschiedliche Muster im Fehlerwachstum, die mit ihrer zugrunde liegenden Dynamik übereinstimmen.

### Summary

The predictability of the atmosphere is crucial for weather forecasting as it sets the boundaries of what we can predict. This article examines the predictability of the atmosphere through identical twin experiments with a numerical weather prediction model. The evolution of forecast error is investigated from convective to global scales by conducting simulations on a grid with a resolution of 4 km. It was determined that error growth corresponds to Edward Lorenz's concept of finite predictability limit of the atmosphere, regardless of the initial error size. Our estimates indicate that the average global predictability is about 2–3 weeks. Additionally, we found that predictability in the tropics is longer (more than 20 days) compared to mid-latitudes and polar regions (just over 2 weeks). Each climatic zone exhibited different patterns in error growth, consistent with its underlying dynamics.

### 1 Einleitung

Wie weit im Voraus kann das Wetter eines bestimmten Tages vorhergesagt werden? Diese Frage steht im Mittelpunkt in der Forschung zur Vorhersagbarkeit der Atmosphäre. Dieser Beitrag bietet einen Überblick über den aktuellen Stand der Forschung zur intrinsischen Vorhersagbarkeit und beleuchtet Fortschritte und Herausforderungen.

Die „intrinsische Vorhersagbarkeit“ bezieht sich auf die natürlichen Grenzen der Wettervorhersage, die durch die chaotische Natur der Atmosphäre und komplexe, nicht-lineare Wechselwirkungen entstehen (siehe Beitrag 1 von SELZ in diesem Heft). Diese Grenze wird nicht durch technologische Beschränkungen, sondern durch die Eigenschaften der Atmosphäre selbst bestimmt und kann nach heutigem Wissen selbst mit fortschrittlicher Technologie wie Supersatelliten und Quantencomputern nicht überschritten werden.

In Beitrag 1 von SELZ wurde ausführlich beschrieben, wie laut LORENZ (1969) Skalenwechselwirkungen eine endliche Vorhersagbarkeitsgrenze verursachen können. Entscheidend ist die Steigung des Spektrums der kinetischen Energie (KE-Spektrum) eines turbulenten Strömungssystems. Wenn die logarithmische Steigung des KE-Spektrums flacher als  $-3$  ist, existiert eine intrinsische Vorhersagegrenze; ist sie steiler, gibt es theoretisch keine Grenze. Heutzutage ist bekannt, dass das KE-Spektrum der Atmosphäre in den mittleren Breiten auf den Mesoskalen (d. h. Skalen von wenigen Kilometern bis ein paar hundert Kilometern) eine Steigung von etwa  $-5/3$  aufweist, was auf das Vorhandensein einer intrinsischen Grenze der Vorhersagbarkeit hinweist. Auf größeren Skalen ist die Steigung steiler, etwa  $-3$ , was theoretisch eine unbegrenzte Vorhersagbarkeit implizieren würde. Diese Überlegungen zeigen, dass Lorenz' Theorie allein keine eindeutige Antwort liefert, ob die Atmosphäre einen intrinsischen Vorhersagehorizont hat.

Die Situation wird zusätzlich erschwert durch die Tatsache, dass Lorenz' Theorie streng genommen nur für den speziellen Fall homogener und isotroper Turbulenz gilt. Die Turbulenz in der Atmosphäre ist jedoch inhomogen und anisotrop, außerdem ist die Atmosphäre nicht überall und zu allen Zeiten turbulent. Kann die Theorie trotzdem auf die Atmosphäre angewendet werden? Um dies sowie die oben aufgeworfene Frage zu den unterschiedlichen Steigungen des KE-Spektrums zu beantworten, werden numerische Wettervorhersagemodelle verwendet, die atmosphärische Prozesse, einschließlich Turbulenz, auf Skalen über 10 km erfassen. Fast alle Studien mit globalen numerischen Wettervorhersagemodellen deuten auf eine Vorhersagegrenze von etwa zwei Wochen hin. Konventionelle Globalmodelle haben jedoch eine zu geringe Auflösung, um das mesoskalige Spektrum mit einer Steigung von  $-5/3$  zu simulieren. Außerdem muss Feuchtkonvektion parametrisiert werden, was das Wachstum von Vorhersagefehlern beeinflusst. Daher ist unklar, inwieweit Studien mit konventionellen Modellen auf die Realität anwendbar sind.

Eine vielversprechende Lösung für diese Herausforderung sind hochauflösende globale Modelle mit einer Gitterweite von 5 km oder weniger. Diese Modelle können fast das gesamte Spektrum, einschließlich des mesoskaligen  $-5/3$ -Bereichs, abbilden und Konvektion direkt simulieren. Sie bieten tiefe Einblicke in Wetterphänomene von konvektiven bis hin zu planetaren Skalen und ermöglichen eine detaillierte Untersuchung der Entwicklung von Vorhersagefehlern. Ziel dieses Artikels ist es, die Vorhersagbarkeit der Atmosphäre mithilfe eines solchen hochauflösenden Globalmodells zu erforschen und zu quantifizieren.

## 2 Forschungsansatz und Datengrundlage

Dieser Artikel stützt sich auf das Zwillingsexperiment von JUDT (2018), bei dem zwei Simulationen durchgeführt wurden. Die erste Simulation dient als Kontrolllauf und wird als „Wahrheit“ betrachtet. Die zweite Simulation, der „gestörte Lauf“, wird mit minimalen Änderungen in den Anfangsbedingungen gestartet. Dieser gestörte Lauf kann als „Vorhersage“ des Kontrolllaufs angesehen werden. Dies entspricht einem Szenario, in dem ein perfektes Modell und nahezu perfekte Anfangsbedingungen verwendet werden, die sich nur durch minimale Messfehler, vergleichbar mit dem Flügelschlag eines Schmetterlings, von der tatsächlichen Wahrheit unterscheiden. In diesem Szenario kann die intrinsische Vorhersagbarkeit also unabhängig von in der Realität auftretenden Modell- und Messfehlern untersucht werden.

Das Zwillingsexperiment wurde mit dem *Model for Prediction Across Scales* (MPAS) durchgeführt, einem nicht-hydrostatischen globalen Modell, das am *National Center for Atmospheric Sciences* (NCAR) für Klima- und Wetteranwendungen entwickelt wurde. Für die hier durchgeführten Simulationen wurde MPAS mit einer Gitterweite

von 4 km verwendet, was eine relativ hohe horizontale Auflösung darstellt. Diese hohe Auflösung ermöglichte es, auf eine klassische Konvektionsparametrisierung zu verzichten und das Fehlerwachstum auf kleinräumigen und mesoskaligen Windsystemen besonders realistisch darzustellen.

Die Zwillingläufe erstreckten sich über einen Zeitraum von 20 Tagen (20. Oktober – 9. November 2012). Der Kontrolllauf wurde mit ERA-Interim Reanalyse-Daten initialisiert, während der gestörte Lauf durch leicht abgeänderte Anfangsbedingungen erzeugt wurde, indem dem Temperaturfeld ein geringfügiges, gaussverteiltes Rauschen (Standardabweichung 0,01 K) hinzugefügt wurde. Dieser anfängliche „Fehler“ ist deutlich kleiner als jede reale Beobachtungsunsicherheit und erlaubt die Untersuchung der Auswirkungen des Schmetterlingseffekts.

Um mithilfe der Zwillingssimulationen Rückschlüsse auf die Vorhersagbarkeit zu ziehen, analysieren wir, wie sich die beiden Läufe aufgrund des chaotischen Verhaltens der simulierten Atmosphäre zunächst geringfügig und dann zunehmend stärker voneinander unterscheiden. Wenn die Differenz zwischen den beiden Läufen, also der „Vorhersagefehler“, in etwa der Differenz zwischen zwei willkürlich gewählten Zuständen der Atmosphäre entspricht, hat die Vorhersage ihre maximale Ungenauigkeit erreicht. An diesem Punkt ist die Vorhersage nicht aussagekräftiger als ein zufällig ausgewählter Zustand aus der Klimatologie. In einem solchen Fall sagen wir, dass die Grenze der Vorhersagbarkeit erreicht ist und der Fehler gesättigt ist.

In der Fachliteratur finden sich zahlreiche Metriken zur Quantifizierung des Vorhersagefehlers. Eine dieser Metriken ist die differenzielle kinetische Energie (*Difference Kinetic Energy*, DKE), definiert als:

$$DKE_i = (\Delta u_i)^2 + (\Delta v_i)^2 \tag{1}$$

Hierbei repräsentiert  $\Delta$  die Differenz zwischen der gestörten Simulation und dem Kontrolllauf, ermittelt am Gitterpunkt  $i$  auf einer gegebenen vertikalen Modellfläche. Die Variablen  $u$  und  $v$  stehen für die zonale und meridionale Windgeschwindigkeit.

Wie bereits erwähnt, wird die Vorhersagbarkeitsgrenze üblicherweise als jener Zeitpunkt definiert, ab dem der Fehler gesättigt ist. Für die Atmosphäre kann die Sättigungsgrenze auch als die doppelte klimatologische Varianz festgelegt werden. Die Größe, welche die Sättigungsgrenze für DKE definiert, lautet:

$$DKE_i^{sat} = 2 \times (var(u_i) + (var(v_i))) \tag{2}$$

Dabei bezeichnen  $var(u)$  und  $var(v)$  die Varianzen der zonalen und meridionalen Windkomponenten, berechnet über den Zeitraum von 1987 bis 2016 unter Verwendung von ERA-Interim Reanalyse-Daten.

### 3 Räumliche und zeitliche Entwicklung des Vorhersagefehlers

Der folgende Abschnitt bietet einen Überblick über den atmosphärischen Fehlerwachstumsprozess und bewertet die globale Grenze der Vorhersagbarkeit.

#### 3.1 Fehlerentwicklung von konvektiven bis globalen Skalen

Eine Abfolge globaler Karten veranschaulicht den Prozess des Fehlerwachstums über einen Zeitraum von 20 Tagen (Abbildung 2-1). Zu Beginn des Experiments ist der Fehler minimal und kaum erkennbar (Größenordnung von  $10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}^2$ , hier nicht gezeigt). Innerhalb der ersten 12 Stunden

nimmt der Fehler in den konvektiven Regionen der Tropen sowie entlang der Fronten der mittleren Breiten jedoch rapide zu (Abbildung 2-1a). Die lineare Struktur des DKE-Feldes mit eingebetteten zellulären Maxima deutet auf eine enge anfängliche Verbindung zwischen Fehlerwachstum und Feuchtkonvektion hin.

Die ersten beiden Tage des Fehlerwachstums sind durch die Ausdehnung des DKE-Feldes über die unmittelbaren konvektiven Regionen hinaus gekennzeichnet (Abbildung 2-1b und c). Bis zum fünften Tag hat sich dieses sich ausbreitende Fehlerfeld über die gesamte Troposphäre erstreckt, und die zuvor länglichen mesoskaligen DKE-Felder in mittleren Breiten, die mit Fronten in Verbindung standen, haben sich zu synoptisch-skaligen Regionen erhöhter

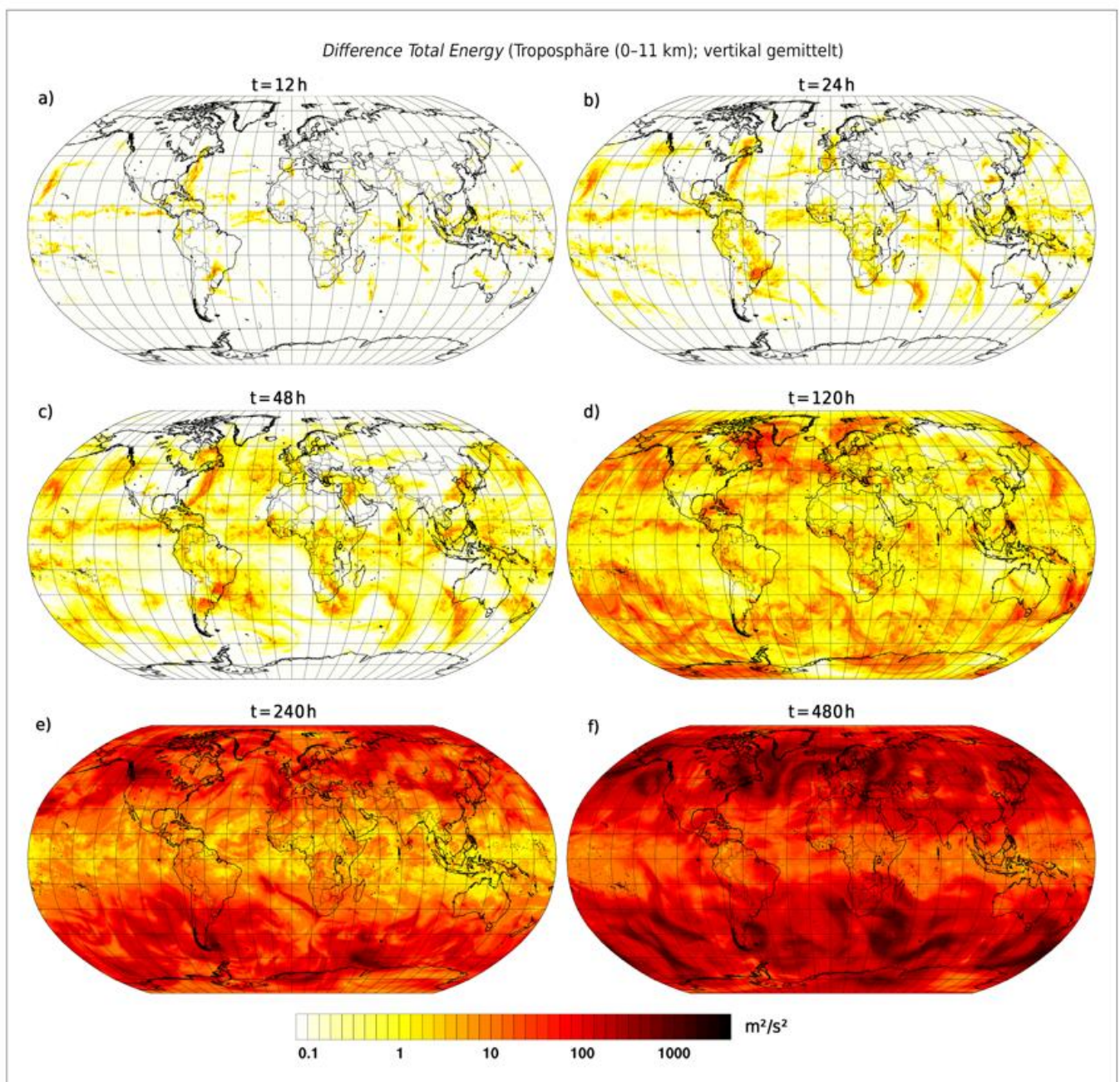


Abbildung 2-1: Wachstum des Vorhersagefehlers über einen Zeitraum von 20 Tagen anhand der globalen DKE-Verteilung (*Difference Kinetic Energy*; farbige Flächen). Aus JUDT 2018, bearbeitet.

DKE-Werte entwickelt und an Intensität zugenommen (Abbildung 2-1d). Zu diesem Zeitpunkt beginnt der Fehler, die synoptischen Skalen zu „kontaminieren“, was bedeutet, dass die Vorhersagbarkeit der Atmosphäre auf diesen Skalen nach ein paar Tagen abzunehmen beginnt.

Zwischen Tag 5 und 10 erleben die außertropischen Gebiete eine bemerkenswerte Verstärkung des Fehlers, was zu einem DKE-Minimum in den Tropen führt (Abbildung 2-1e). Das Fehlerwachstum setzt sich über Tag 10 hinaus fort. Zwischen Tag 16 und Tag 20 entwickelt sich das DKE-Muster jedoch ohne erkennbare Veränderung in Intensität oder Skala der besonders herausragenden Merkmale, die den Eindruck synoptisch-skaliger Wettersysteme vermitteln. Die fehlende Veränderung des Fehlerfeldes deutet darauf hin, dass der Fehlerwachstumsprozess bis zum 20. Tag abgeschlossen ist und die Sättigung des Fehlers erreicht ist (Abbildung 2-1f). Zu diesem Zeitpunkt hat sich die DKE auch im tropischen Gürtel erhöht, jedoch bleiben die Tropen weiterhin ein DKE-Minimum.

Der beschriebene Fehlerwachstumsprozess stimmt mit dem konzeptuellen Fehlerwachstumsmodell überein, das von ZHANG et al. (2007) vorgeschlagen wurde: Kleinste Vorhersagefehler wachsen zunächst mit Konvektion sehr schnell, breiten sich dann rasch über die Mesoskalen aus und kontaminieren schließlich die synoptischen Skalen. Am Ende ist die gesamte globale Atmosphäre mit dem Fehler gesättigt und jegliche Vorhersagbarkeit erlischt.

### 3.2 Entwicklung des globalen mittleren Vorhersagefehlers

Die Zeitreihen der global gemittelten DKE in Abbildung 2-2 fassen die oben diskutierten Informationen zusammen und quantifizieren das Fehlerwachstum anhand eines globalen Mittelwerts. Die Daten werden sowohl in linearen (Abbildung 2-2a) als auch in log-linearen Grafiken (Abbildung 2-2b) dargestellt, um verschiedene Phasen des Fehlerwachstums besser zu erkennen und die anfängliche Wachstumsphase zu betonen, in der die Fehler noch sehr klein sind.

Das Fehlerwachstum beginnt mit einem kurzen explosionsartigen Anstieg, bei dem sich die DKE innerhalb von 12 Stunden um drei bis vier Größenordnungen erhöht (Abbildung 2-2b). Aufgrund der engen Verbindung zwischen Fehlerwachstum und mesoskaligen Prozessen in dieser frühen Phase, insbesondere dem Zusammenhang zwischen Feuchtkonvektion und Fehlerwachstum, bezeichnen wir die erste Wachstumsphase von 0 bis 2 Tagen als konvektiv-mesoskalige Phase. Eine genaue Analyse der Zeitreihe zeigt, dass die Wachstumsrate (d.h. die Steigung der Linie in Abbildung 2-2b) während der konvektiv-mesoskaligen Phase monoton abnimmt. Dies ist typisch für das Fehlerwachstum in turbulenten Strömungen mit einem  $-5/3$ -Spektrum und kennzeichnet ein Merkmal intrinsisch begrenzter Vorhersagbarkeit (siehe auch Beitrag 1 von SELZ in diesem Heft).

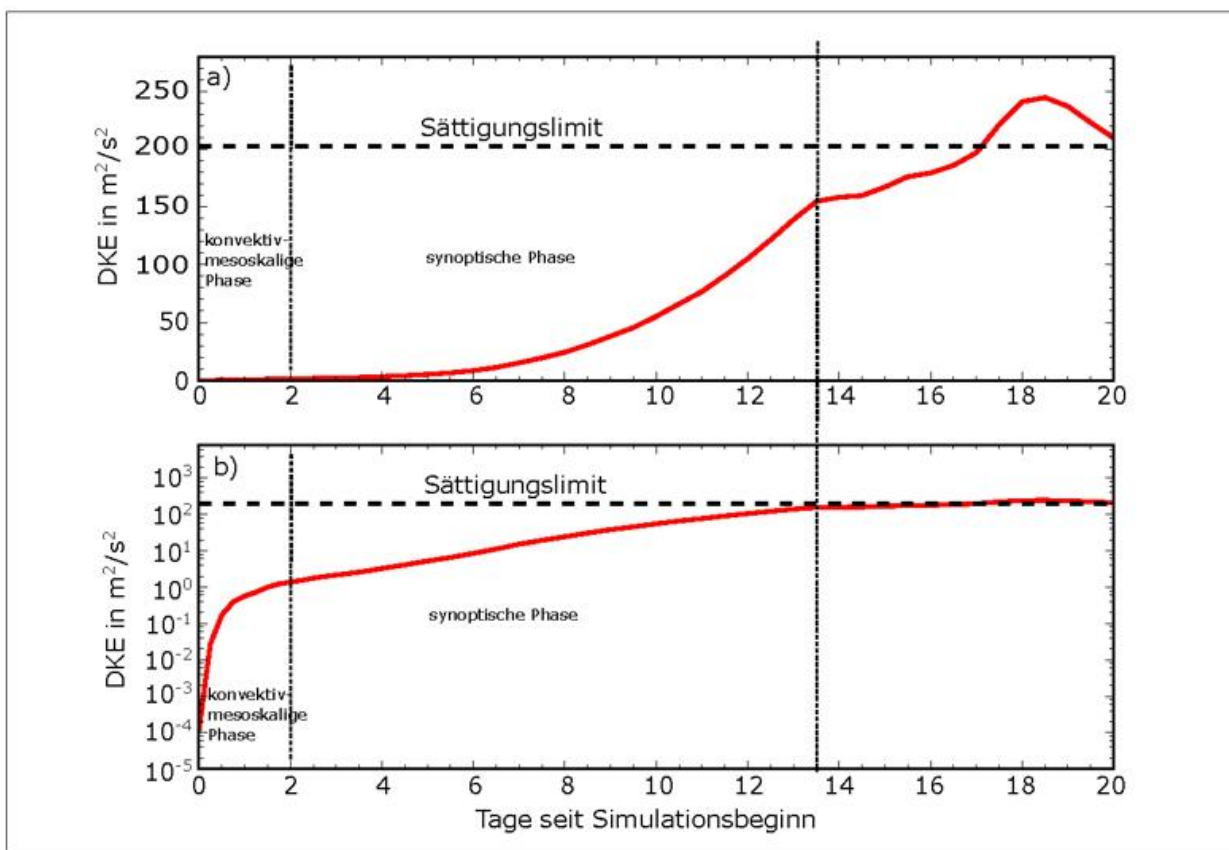


Abbildung 2-2: (a) Zeitreihe des volumen-gemittelten Vorhersagefehlers (*Difference Kinetic Energy*, DKE; rote Linie). Die gestrichelte schwarze Linie markiert die Fehler-Sättigungsgrenze gemäß Gleichung (2). (b) Wie in (a), jedoch mit einer logarithmischen y-Achse.

Nachdem sich die Geschwindigkeit des Fehlerwachstums nach rund 2 Tagen verlangsamt hat, tritt eine Phase quasi-exponentiellen Fehlerwachstums mit konstanter Wachstumsrate (Phase mit nahezu konstanter Steigung in Abbildung 2-2b) ein, die etwa 10–12 Tage dauert. In dieser Phase breitet sich der Fehler durch einen Anpassungsprozess an das geostrophische Gleichgewicht auf größere Skalen aus. Aus diesem Grund bezeichnen wir diese Phase des Fehlerwachstums als synoptische Phase. In dieser Zeit verlieren die synoptisch-skalierten Wettersysteme der Atmosphäre einen Großteil ihrer Vorhersagbarkeit.

Am 13. Tag tritt eine Abnahme der Wachstumsrate des Fehlers auf, was das Ende der synoptischen Phase ankündigt (Abbildung 2-2a). Danach nimmt die DKE zwar weiter zu, aber langsamer als zuvor und erreicht am 17. Tag ihre Sättigungsgrenze. Nach unserer Definition ist hier das Ende der Vorhersagbarkeit erreicht! Die darauffolgenden Schwankungen um das Sättigungslimit werden als „Rauschen“ interpretiert, das bei einer Mittelung über ein ganzes Ensemble anstatt eines einzelnen Zwillingspaars verschwinden würde.

Hier ist es wichtig anzumerken, dass die Vorhersagbarkeitsgrenze von 17 Tagen aufgrund der begrenzten Anzahl an Simulationen – es sind ja nur zwei – und des eingeschränkten Zeitraums nicht zu wörtlich genommen werden sollte. Eine vage Aussage wie „die intrinsische Vorhersagbarkeitsgrenze liegt bei etwa 2–3 Wochen“ scheint angemessener. Diese Schätzung stimmt mit früheren Studien überein, insbesondere mit den Arbeiten von BUIZZA und LEUTBECHER (2015) sowie ZHANG et al. (2019).

Abschließend lässt sich sagen, dass Abbildung 2-2a eine tiefgreifende und erhellende Realität verdeutlicht: Selbst unter Verwendung eines perfekten Modells und nahezu perfekter Anfangsbedingungen ist der Vorhersagefehler nach 2–3 Wochen statistisch betrachtet so groß, als würde man eine zufällige Wettersituation aus der Klimatologie heranziehen.

#### 4 Entwicklung des Vorhersagefehlers im spektralen Raum

Das Ziel dieses Abschnitts besteht darin, die skalenabhängige Natur des Fehlerwachstums anhand von Spektren der kinetischen Energie zu untersuchen.

Zunächst müssen wir zwei Begrifflichkeiten klarstellen: Das „Hintergrundspektrum“ bezieht sich hier auf das zeitgemittelte KE-Spektrum. In Abbildung 2-3 wird das Hintergrundspektrum des 250-hPa-Niveaus dargestellt, wobei die Wellenlänge – eine leichter interpretierbare Größe als die Wellenzahl – entlang der oberen x-Achse abgebildet ist. Zusätzlich sind die Spektren der kinetischen Fehlerenergie zu verschiedenen Zeitpunkten in Rot eingezeichnet. Diese „Fehler-Spektren“ veranschaulichen die kinetische Energie der Winddifferenz zwischen dem Kon-

trolllauf und dem gestörten Lauf. Skalen, die kleiner sind als das 6-fache des Gitterabstands (4 km), also  $\Delta x = 24$  km, rechts der vertikalen grauen Linie, werden vom Modell nicht vollständig aufgelöst und daher nicht weiter berücksichtigt. Zusätzlich sind in einem hellen Grauton die Steigungen  $-3$  und  $-5/3$  dargestellt.

Das Hintergrundspektrum zeigt den Übergang zwischen den verschiedenen Segmenten des troposphärischen KE-Spektrums. Auf synoptischen Skalen (Wellenlängen von etwa 500 km bis 3000 km) zeigt das Spektrum eine Steigung von ungefähr  $-3$ , während auf den Mesoskalen (Wellenlängen von etwa 20 km bis 200 km) eine flachere Steigung von etwa  $-5/3$  zu erkennen ist.

Die Fehler-Spektren in Abbildung 2-3 verdeutlichen nun das Wachstum des Vorhersagefehlers in Abhängigkeit von der Zeit als auch von der räumlichen Skala. Man erkennt, wie die Fehler-Spektren über die Zeit auf allen Skalen zunehmen, was nichts anderes bedeutet, als dass der Fehler auf allen Skalen kontinuierlich wächst. Sobald das Fehlerpektrum das Hintergrundspektrum erreicht hat – also wenn eine rote Linie die schwarze Linie überlagert – ist der Fehler gesättigt und die Vorhersagbarkeit für diese Skala erschöpft.

Anhand ausgewählter Fehler-Spektren in Abbildung 2-3 lässt sich folgendes erkennen: Nach 1 Stunde (die erste rote

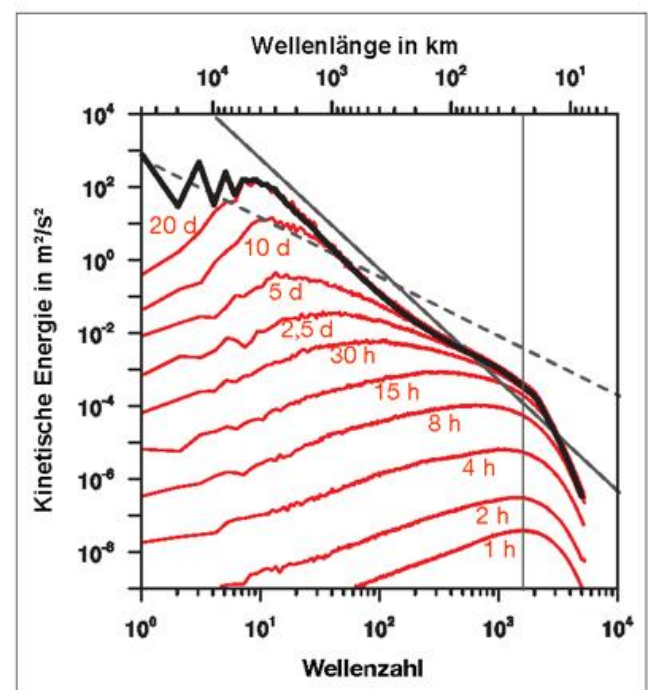


Abbildung 2-3: Hintergrund-Energiespektrum der kinetischen Energie (schwarze Linie) und Fehler-Energiespektren (rote Linien) des horizontalen Windes auf dem 250-hPa-Niveau. Die Fehler-Spektren werden für verschiedene Zeiten dargestellt, von 1 Stunde (h) bis 20 Tage (d) seit Beginn der Simulation. Zur Orientierung sind die logarithmischen Steigungen von  $-3$  und  $-5/3$  (graue durchgezogene bzw. gestrichelte Linie) eingezeichnet. Die vertikale graue Linie markiert die effektive Modellauflösung von 24 km (das Sechsfache der Gitterweite).

Kurve) liegt das Fehlerenergiespektrum deutlich unterhalb des Hintergrundspektrums, was darauf hindeutet, dass zu diesem Zeitpunkt keine Skala das Ende der Vorhersagbarkeit erreicht hat. Nach etwa 5 Tagen erreicht der Fehler auf der Mesoskala, auf der das Hintergrundspektrum eine Steigung von  $-5/3$  aufweist, seine Sättigung. Dies bedeutet, dass Windbewegungen mit Ausmaßen von einigen hundert Kilometern nicht mehr als 5 Tage im Voraus prognostizierbar sind. Nach 20 Tagen ist das Fehler-Spektrum auch auf der synoptischen Skala, auf der das Hintergrundspektrum eine Steigung von  $-3$  hat, gesättigt. Das bedeutet, dass das Wettergeschehen, das durch synoptische Störungen verursacht wird, nicht länger als 2–3 Wochen prognostizierbar ist. Skalen größer als etwa Wellenzahl 5 (entsprechend einer Wellenlänge von 8000 km) bleiben auch nach 20 Tagen ungesättigt. Nach BOER (1994) repräsentieren diese ungesättigten großskaligen Bewegungen klimatologische Strömungsmerkmale wie stationäre Wellen.

Dieser Abschnitt schließt mit einem Vergleich des spektralen Fehlerwachstums unserer Modellläufe mit theoretischen Vorstellungen ab (Abbildung 2-4). Dabei werden ausgewählte Fehlerspektren des MPAS-Experiments (Abbildung 2-4a und b) mit den Fehlerspektren eines stark vereinfachten Modells turbulenter Strömung nach

ROTUNNO und SNYDER (2008; dargestellt in Abbildung 2-4c und d) verglichen.

Das spektrale Fehlerwachstum unseres Experiments zeigt zwei deutlich differenzierte Phasen: Abbildung 2-4a illustriert die konvektiv-mesoskalige Phase des Fehlerwachstums, während Abbildung 2-4b die synoptisch skalige Phase zeigt. In beiden Phasen lassen sich markante Unterschiede in den Wachstumscharakteristika feststellen, die auf unterschiedliche zugrundeliegende Prozesse hinweisen.

Während der konvektiv-mesoskalen Phase (Abbildung 2-4a) sind folgende Merkmale besonders signifikant:

- Zu Beginn liegt der Peak der Fehlerspektren entlang der grauen vertikalen Linie, da das Fehlerwachstum anfänglich auf der kleinsten vollständig aufgelösten Skala am stärksten ist. Sobald der Fehler der Sättigung bei einer bestimmten Wellenzahl nahekommt, wandert der Peak nach links zu größeren Skalen.
- Der Abstand zwischen den stündlich aufgezeichneten Fehlerspektren verringert sich im Laufe der Zeit, was eine abnehmende Wachstumsrate bedeutet.

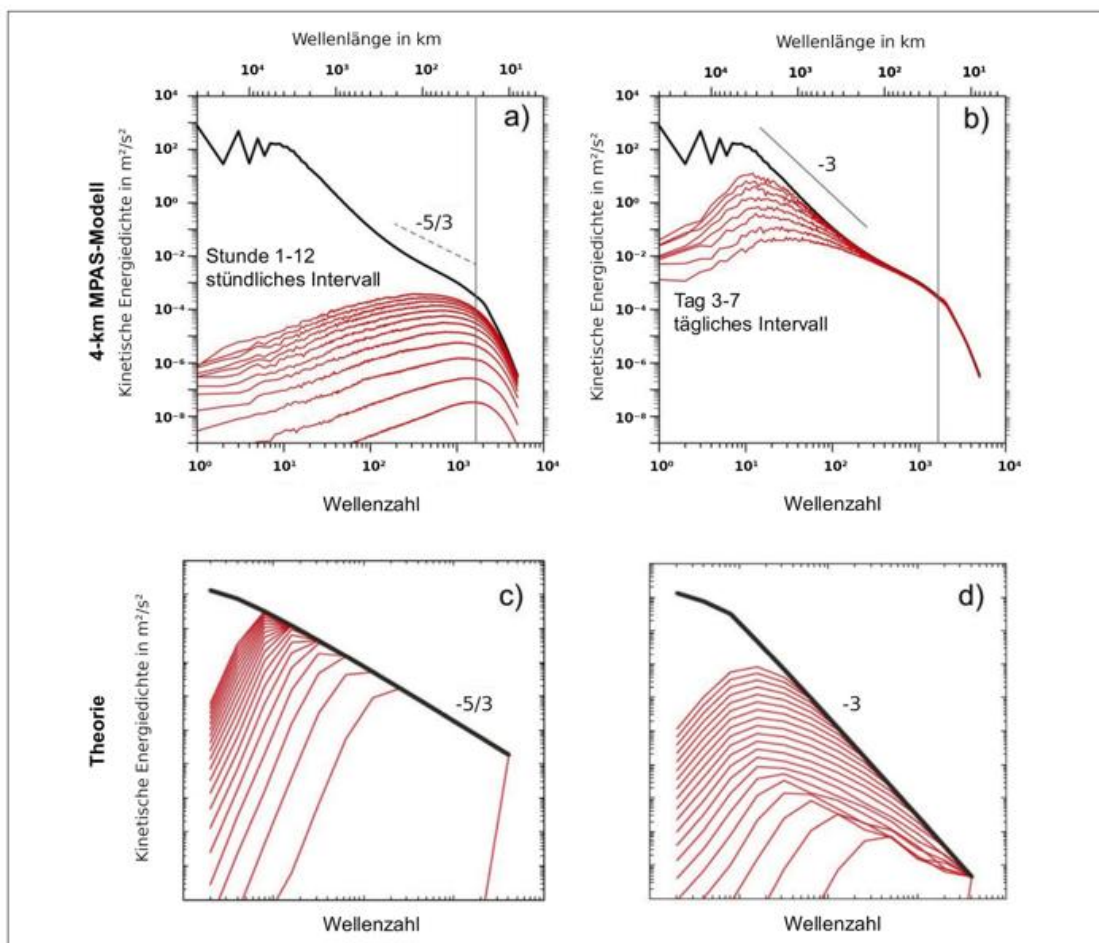


Abbildung 2-4: (a,b) Spektrale Fehlerentwicklung im Vorhersageexperiment im Vergleich zu (c,d) spektraler Fehlerentwicklung in idealisierter Turbulenz. Gezeigt wird in (a) die Entwicklung der Fehler-Energiespektren zwischen 1 und 12 Stunden und in (b) zwischen 3 und 7 Tagen. (c) und (d) basieren auf ROTUNNO und SNYDER 2008, Abbildung 1.

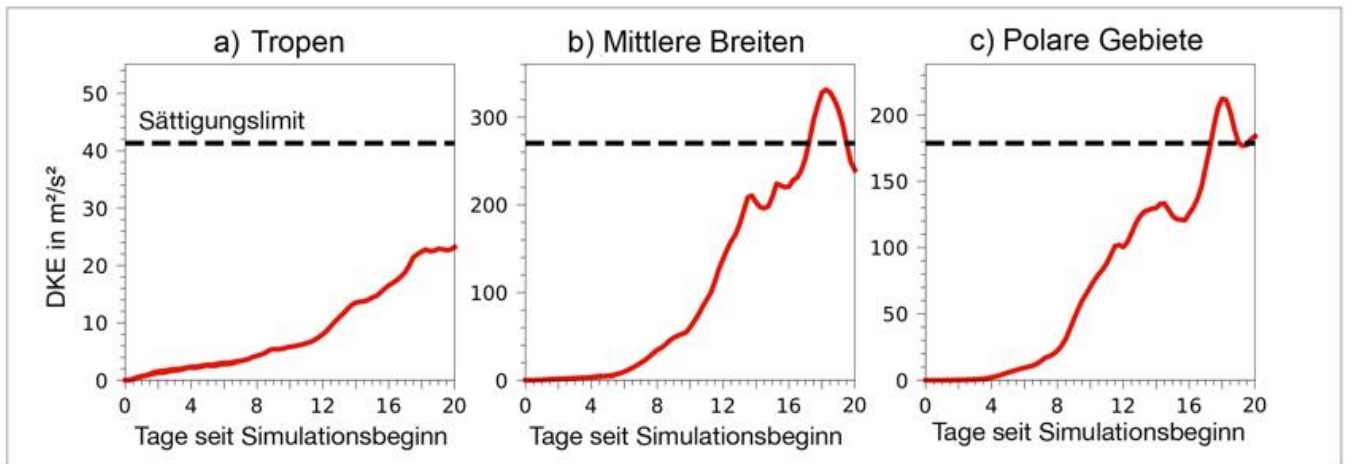


Abbildung 2-5: Zeitreihe der volumengemittelten *Difference Kinetic Energy* (DKE; rote Linien) für die (a) Tropen, (b) mittlere Breiten und (c) Polargebiete. Schwarze gestrichelte Linien zeigen die Sättigungsgrenzen.

Die letzten zwei Merkmale (das Wandern des Peaks von kleineren zu größeren Skalen und die abnehmende Wachstumsrate) entsprechen den theoretischen Erwartungen für das spektrale Fehlerwachstum in turbulenter Strömung mit einem  $-5/3$ -Spektrum (Abbildung 2-4c). Dieses Ergebnis unterstreicht die begrenzte Vorhersagbarkeit der Atmosphäre, da Strömungen mit einem  $-5/3$ -Spektrum eine intrinsische Vorhersagbarkeitsgrenze aufweisen.

In der synoptisch-skaligen Phase (Abbildung 2-4b) zeigen sich folgende Veränderungen:

- Die Spitzen der Fehlerspektren liegen nun im synoptisch-skaligen Bereich zwischen Wellenzahl 10 und 20 (entsprechend einer Wellenlänge von 2000–4000 km).
- Der Abstand zwischen den Fehlerspektren (hier im täglichen Intervall aufgezeichnet) ändert sich kaum, was auf eine nahezu konstante Wachstumsrate hinweist.

Das Fehlerwachstum in dieser Phase (Peaks auf den energetisch aktiven Skalen, konstante Wachstumsrate) entspricht einem  $-3$ -Spektrum für turbulente Strömungen (Abbildung 2-4d). Trotz der theoretisch unbegrenzten Vorhersagbarkeit bei einem  $-3$ -Spektrum bedeutet der Übergang von der konvektiv-mesoskaligen zur synoptisch-skaligen Phase, dass der Fehler zu Beginn der synoptisch-skaligen Phase nicht weiter reduziert werden kann. Letztlich bestätigt dies die endliche Vorhersagbarkeit der Atmosphäre.

## 5 Vergleich der Fehlerentwicklung und Vorhersagbarkeit zwischen Klimazonen

Bisher haben wir uns auf global gemittelte Fehler und globale Spektren konzentriert. Allerdings ist die Erdatmosphäre in verschiedene Klimazonen unterteilt, und die Strömungen in diesen Zonen werden von unterschiedlichen physikalischen Prozessen beeinflusst. In den mittleren Breiten herrscht beispielsweise barokline

Instabilität vor, während in den Tropen Feuchtkonvektion eine wichtige Rolle spielt. Wissenschaftler sind sich weitgehend einig, dass das Fehlerwachstum eng mit diesen Prozessen zusammenhängt. Daher ist es wahrscheinlich, dass die Vorhersagbarkeit je nach Region unterschiedlich ist.

In diesem Abschnitt wollen wir unser Verständnis der atmosphärischen Vorhersagbarkeit vertiefen, indem wir die Tropen ( $15^\circ \text{S} - 15^\circ \text{N}$ ), die mittleren Breiten ( $30-50^\circ \text{N/S}$ ) und die Polargebiete ( $> 60^\circ \text{N/S}$ ) vergleichen.

### 5.1 Entwicklung des Vorhersagefehlers in den Tropen, mittleren Breiten und Polargebieten

Wir beginnen die Analyse mit Zeitreihen der volumengemittelten DKE für jede der drei Klimazonen (Abbildung 2-5). Dabei wird deutlich, dass sich das Fehlerwachstum und die Vorhersagbarkeit in den Tropen (Abbildung 2-5a) signifikant von denen in den mittleren Breiten und Polargebieten (Abbildung 2-5b,c) unterscheiden. Besonders bemerkenswert ist, dass der Fehler in den Tropen selbst am Ende des 20-tägigen Zeitraums noch weit von der Sättigung entfernt ist. Das bedeutet, dass die tropische Atmosphäre über einen Zeitraum von mehr als 20 Tagen vorhersagbar zu sein scheint.

Im Gegensatz dazu tritt die Fehler-Sättigung in den mittleren Breiten und Polargebieten etwa am 17. Tag ein. Zwischen den mittleren Breiten und den Polargebieten gibt es kaum Unterschiede, was nicht überraschend ist, da die Zirkulation in beiden Klimazonen durch barokline Instabilität angetrieben wird.

Ein weiterer, wenn auch weniger offensichtlicher Unterschied zwischen den Tropen und den außertropischen Gebieten ist, dass der Fehler in den Tropen bis zum Ende der ersten Woche größer ist. Das anfänglich schnellere Fehlerwachstum in den Tropen lässt sich wahrscheinlich durch die dort vorherrschende Konvektion erklären, da diese die tropische Atmosphäre maßgeblich antreibt.

### 5.2 Fehlerentwicklung und Vorhersagbarkeit im spektralen Raum

In diesem Abschnitt wird die Breitengradabhängigkeit des Hintergrundspektrums und der Fehlerspektren untersucht (Abbildung 2-6). Wie im vorherigen Abschnitt werden die Spektren in der oberen Troposphäre analysiert, beginnend mit dem Hintergrundspektrum. Generell nimmt die Steigung des Hintergrundspektrums zu, wenn man sich vom Äquator zu den Polen bewegt. Insbesondere zeigen die Tropen ein relativ flaches Spektrum mit einer nahezu konstanten Steigung von ungefähr  $-5/3$  (Abbildung 2-6a). Die mittleren Breiten weisen das typische Spektrum mit einer Steigung nahe bei  $-3$  auf synoptischen Skalen und einer Steigung nahe bei  $-5/3$  auf der Mesoskala auf (siehe Abbildung 2-6b). Die Polarregionen zeigen ein steileres Spektrum mit einer Steigung, die näher an  $-3$  liegt, und nur einer geringfügigen Abflachung auf den Mesoskalen (Abbildung 2-6c).

Die unterschiedliche spektrale Steigung zwischen den drei Zonen ergibt sich direkt aus den Prozessen, die der atmosphärischen Strömung zugrunde liegen. Zum Beispiel entspricht das flache  $-5/3$ -Spektrum in den Tropen einer Strömung, die durch Konvektion angetrieben wird. Die Strömung in den mittleren Breiten hingegen umfasst sowohl Rossby-Wellen und barokline Wirbel als auch lokale Konvektion, was sich in einem kanonischen Spektrum mit Steigungen von  $-3$  und  $-5/3$  widerspiegelt. In den Polarregionen wird die großräumige Strömung ebenfalls von baroklinen Wirbeln dominiert, jedoch verhindert das Fehlen von Konvektion im Gegensatz zu den mittleren Breiten die Bildung eines mesoskaligen  $-5/3$ -Spektrums.

Als nächstes betrachten wir die Fehlerspektren. In den Tropen nähert sich der Fehler auf den Mesoskalen schnell dem Hintergrundspektrum an, was bedeutet, dass die Vor-

hersagbarkeit schnell abnimmt (Abbildung 2-6a). In den mittleren Breiten dauert dieser Prozess länger, und selbst nach 48 Stunden hat der Fehler auf denselben Skalen nicht die Sättigungsgrenze erreicht (Abbildung 2-6b). Zu Beginn ist der Fehler in den Polargebieten deutlich geringer als in den anderen Zonen und erreicht erst nach 48 Stunden bei den kleinsten aufgelösten Skalen etwa 10 % der Sättigung (Abbildung 2-6c).

Mit der Zeit nähern sich die Fehlerspektren auf immer größeren Skalen der Sättigungsgrenze. Nach 20 Tagen ist der Fehler in den Tropen auf Skalen bis zu etwa 5000 km gesättigt, während in den mittleren Breiten der Fehler zu diesem Zeitpunkt auf allen Skalen gesättigt ist. Dies deutet darauf hin, dass in den mittleren Breiten bis zum 20. Tag die Vorhersagbarkeit vollständig verloren geht, was auch von der Studie des ECMWF-Modells von ZHANG et al. (2019) bestätigt wird. Obwohl der Fehler in den Polarregionen anfangs deutlich geringer ist, erreicht er im Laufe der Zeit ähnliche Amplituden und Sättigungsverhalten wie in den mittleren Breiten (siehe Abbildung 5-2c). Dies wirft die Frage auf, ob die Spektren tatsächlich so wichtig sind, wie traditionell angenommen (LLOVERAS et al. 2022).

Die Unterschiede im Fehlerwachstum zwischen den drei Zonen zeigen, dass dieses Wachstum von den Prozessen abhängt, die die Atmosphäre antreiben. Konvektion ist besonders wichtig für das anfängliche Fehlerwachstum in den Tropen und mittleren Breiten, während andere Prozesse in den mittleren Breiten und Polargebieten, wie die Anpassung an das geostrophische Gleichgewicht, dort später zu höheren Wachstumsraten als in den Tropen führen. Es gibt Hinweise darauf, dass äquatoriale Wellen zur längeren Vorhersagbarkeit in den Tropen beitragen, da sie weniger anfällig für Fehlerwachstum sind als barokline Störungen (JUDT 2020).

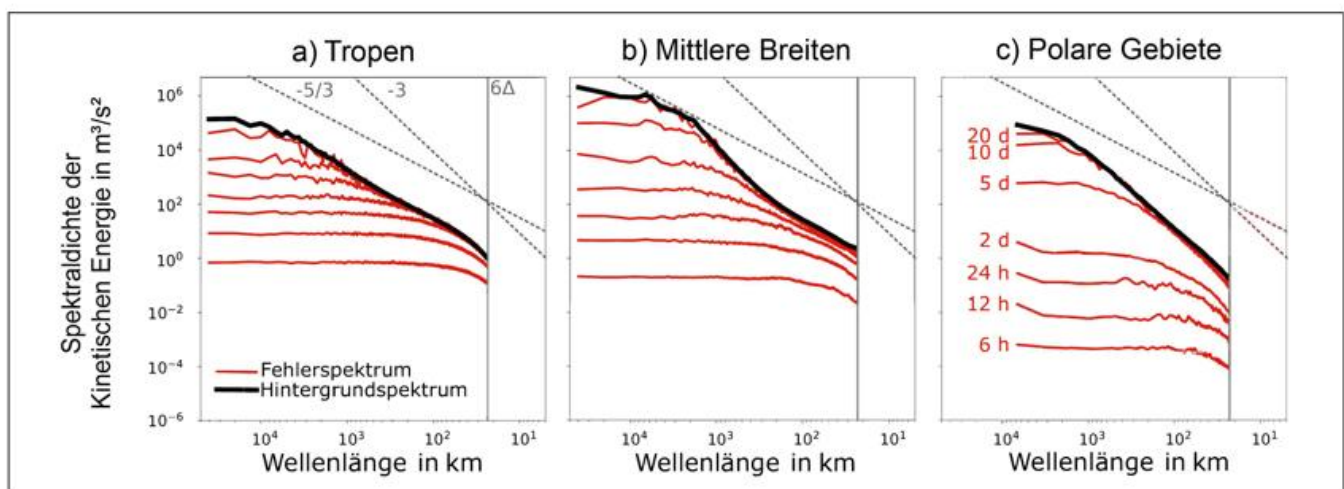


Abbildung 2-6: Hintergrund-Energiespektren (schwarze Linien) und Fehler-KE-Spektren (rote Linien), auf dem 250-hPa-Niveau gemittelt über die (a) Tropen, (b) mittleren Breiten und (c) Polargebiete. Fehlerspektren sind gültig für 6, 12, 24, 48, 120, 240 und 480 Stunden seit Simulationsbeginn, wie durch die roten Zahlen in (c) angegeben. Zur Referenz enthält jedes Panel Graphen mit logarithmischen Steigungen von  $-3$  und  $-5/3$  (gestrichelte Linien). Daten jenseits der effektiven Auflösungsgrenze von 24 km, die durch die vertikalen grauen Linien gekennzeichnet ist, werden nicht berücksichtigt.

## 6 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Das Hauptziel dieses Artikels war die Untersuchung der Vorhersagbarkeit der Atmosphäre. Dafür wurde ein hochauflösendes globales Modell der numerischen Wettervorhersage mit einer Gitterweite von 4 km verwendet, um Zwillingsversuche durchzuführen. Die Ergebnisse liefern eine Antwort auf die Frage, wie weit das Wetter unter idealen Bedingungen, also mit einem perfekten Modell und fast perfekten Anfangsbedingungen, vorhergesagt werden könnte.

Das Fehlerwachstum in dem Experiment folgte dem Modell von ZHANG et al. (2007), bei dem anfängliches Wachstum mit feuchter Konvektion verbunden ist. Fehler breiteten sich in Regionen mit Niederschlägen schnell aus und beeinflussen innerhalb eines Tages die Vorhersagbarkeit mesoskaliger Wettersysteme. Nach einigen Tagen erreichten die Fehler synoptische Skalen. Im globalen Durchschnitt erreichte der Fehler nach etwa 17 Tagen die Sättigungsgrenze, was bedeutet, dass dies die maximale Vorhersagegrenze global gesehen darstellt. Die spektrale Darstellung des Fehlerwachstums zeigte zudem, dass der Fehler anfangs wie in einer idealisierten turbulenten Strömung mit  $-5/3$ -Spektrum wächst. Dies deutet darauf hin, dass die Atmosphäre eine intrinsische Grenze der Vorhersagbarkeit hat.

Des Weiteren wurde gezeigt, dass die Vorhersagbarkeit der Atmosphäre auch vom Breitengrad abhängt. Eine überraschende Erkenntnis dieser Studie ist, dass der Fehler in den Tropen innerhalb von 20 Tagen nicht das Sättigungslimit erreicht. Dies legt nahe, dass die tropische Atmosphäre für mehr als 20 Tage vorhersehbar ist, was im Gegensatz zur allgemeinen Erfahrung steht, dass operationelle Modelle Schwierigkeiten bei der Vorhersage des Wetters in den Tropen haben. Dieser vermeintliche Widerspruch könnte darauf zurückzuführen sein, dass unsere Studie eine sogenannte *Perfect Model Study*<sup>1</sup> ist. Gegenwärtige Modelle sind jedoch alles andere als perfekt, insbesondere in den tropischen Regionen, wo Konvektion eine große Rolle spielt. Die Parametrisierung von Konvektion in den heutigen operationellen Modellen birgt das Risiko signifikanter Fehler, die die praktische Vorhersagbarkeit stark beeinträchtigen könnten.

Zusammengefasst lässt sich sagen, dass Wettervorhersagen für synoptische Strömungen außerhalb der Tropen etwa zwei Wochen im Voraus möglich sein sollten, was eine Verbesserung gegenüber der aktuellen Vorhersagegenauigkeit von rund 7–10 Tagen darstellt. Eine Vorhersage über einen Monat im Voraus bleibt jedoch unwahrscheinlich. In den Tropen könnten jedoch Vorhersagen über drei Wochen realistisch sein. Bisher haben Modelle Schwierigkeiten, das tropische Wetter präzise vorherzusagen. Wenn jedoch global hochauflösende Modelle die traditionellen Modelle ersetzen, könnte dies zu einer erheblichen Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit in den Tropen führen.

## Literatur

- BOER, G., 1994: Predictability regimes in atmospheric flow. *Monthly Weather Review* **122**, 2285–2295, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1994\)122<2285:PRIAF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1994)122<2285:PRIAF>2.0.CO;2).
- BUIZZA, R., LEUTBECHER, M., 2015: The forecast skill horizon. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141**, 3366–3382, <https://doi.org/10.1002/qj.2619>.
- JUDT, F., 2018: Insights into Atmospheric Predictability through Global Convection-Permitting Model Simulations. *Journal of the Atmospheric Sciences* **75**, 1477–1497, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-17-0343.1>.
- JUDT, F., 2020: Atmospheric Predictability of the Tropics, Middle Latitudes, and Polar Regions Explored through Global Storm-Resolving Simulations. *Journal of the Atmospheric Sciences* **77**, 257–276, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-19-0116.1>.
- LLOVERAS, D., TIERNEY, L., DURRAN, D., 2022: Mesoscale predictability in moist midlatitude cyclones is not sensitive to the slope of the background kinetic energy spectrum. *Journal of the Atmospheric Sciences* **79**, 119–139, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-21-0147.1>.
- LORENZ, E., 1969: The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus* **21**, 289–307, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v21i3.10086>.
- ROTUNNO, R., SNYDER, C., 2008: A generalization of Lorenz's model for the predictability of flows with many scales of motion. *Journal of the Atmospheric Sciences* **65**, 1063–1076, <https://doi.org/10.1175/2007JAS2449.1>.
- ZHANG F., BEI, N., ROTUNNO, R., SNYDER, C., EPIFANIO, C., 2007: Mesoscale predictability of moist baroclinic waves: Convection-permitting experiments and multistage error growth dynamics. *Journal of the Atmospheric Sciences* **64**, 3579–3594, <https://doi.org/10.1175/JAS4028.1>.
- ZHANG, F., SUN, Y., MAGNUSSON, L., BUIZZA, R., LIN, S.-J., CHEN, J.-H., EMANUEL, K., 2019: What is the predictability limit of midlatitude weather? *Journal of the Atmospheric Sciences* **76**, 1077–1091, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-18-0269.1>.

## Kontakt

DR. FALKO JUDT  
National Center for Atmospheric Research  
Mesoscale and Microscale Meteorology Laboratory  
PO Box 3000  
Boulder, CO 80307  
USA  
[fjudt@ucar.edu](mailto:fjudt@ucar.edu)

<sup>1</sup> *Perfect Model Study* bezieht sich auf eine Forschungsmethode, bei der angenommen wird, dass das numerische Modell, das für die Simulation verwendet wird, die physikalischen Prozesse der Atmosphäre perfekt reproduziert. Anders ausgedrückt, es wird angenommen, dass das Modell exakt die realen Bedingungen nachbildet und keine Fehler in den Modellgleichungen vorhanden sind.

# 3

C. KEIL

## Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala

### Convective-Scale Predictability

#### Zusammenfassung

Numerische Wettervorhersagemodelle mit Gitterweiten im Kilometerbereich ermöglichen Aussagen zur Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala. Das Wachstum des Vorhersagefehlers wird entscheidend durch die vorherrschende Strömungssituation beeinflusst, die den meteorologischen Rahmen für das Auftreten von Konvektion liefert. Über die Freisetzung latenter Wärme bestimmt sie das Fehlerwachstum auf der konvektiven Skala, das häufig durch Positionsfehler konvektiver Zellen gekennzeichnet ist. Die Betrachtung der Vorhersagbarkeit aus verschiedenen Perspektiven bestätigt ein stark strömungsabhängiges Verhalten. Die Vorhersagbarkeit konvektiver Niederschläge ist besser bei Wetterlagen mit starkem synoptischen Antrieb.

#### Summary

Kilometer-scale numerical weather prediction models allow estimates of the predictability on the convective scale. The prevailing flow situation is decisive for the growth of the forecast error. It provides the meteorological environmental conditions for the occurrence of convection and determines the error growth on the convective scale via the release of latent heat, which is often characterized by displacements of convective cells. The consideration of predictability from different perspectives confirms a strongly flow-dependent behavior. The predictability of convective precipitation is increased during weather conditions that are characterized by strong synoptic forcing.

#### 1 Einleitung

Die konvektive Skala bezieht sich auf atmosphärische Phänomene und Prozesse, die auf relativ kleinen räumlichen und zeitlichen Skalen auftreten, typischerweise von einigen Kilometern bis zu wenigen hundert Kilometern und von Minuten bis zu ein paar Stunden. Die Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala ist im Allgemeinen geringer als auf der synoptischen Skala, da die Zeitskalen von Instabilitäten meist mit ihren räumlichen Skalen verbunden sind, und daher kleinräumige Instabilitäten viel schneller anwachsen als solche auf größeren Skalen (siehe auch Beitrag 1 von SELZ und Beitrag 2 von JUDT in diesem Heft).

Konvektion ist ein typisches Beispiel für ein Phänomen auf kurzer Zeitskala: Kumuluswolken haben eine exponentielle Zeitskala in der Größenordnung von etwa 10 Minuten, das heißt, sie wachsen in dieser Zeit um den Faktor  $e$  an. Daher

ist es unmöglich, die mit einem einzelnen Gewitter verbundenen Niederschläge länger als etwa eine Stunde vorherzusagen (HOHENEGGER und SCHÄR 2007). Wenn die konvektive Aktivität jedoch organisiert ist oder durch größere Skalen beeinflusst wird, können konvektive Niederschläge viel länger vorhersagbar bleiben. Wird Konvektion beispielsweise durch ein Tiefdrucksystem auf der synoptischen Skala erzwungen, kann vorhergesagt werden, wann und wo die Konvektion durch die größeren Skalen kontrolliert wird. So wird sie weit über ihre eigene kurze Vorhersagezeitskala hinaus vorhersagbar.

Während die Vorhersagbarkeit von einfachen, niedrigdimensionalen, nichtlinearen Systemen analytisch untersucht werden kann, ist es für komplexe Systeme wie die Atmosphäre – und hier insbesondere für den Niederschlag – schwierig, die Vorhersagbarkeit zu untersuchen. Das Spektrum der Vorhersagbarkeitsstudien reicht von rein auf

Beobachtungen beruhenden Ansätzen über die Anwendung von numerischen Wettervorhersagemodellen (NWV) bis zu rein statistischen Methoden, die vermehrt Algorithmen des maschinellen Lernens nutzen.

Mit „Nowcasting“-Methoden, in denen aktuelle Beobachtungsdaten (z. B. von Wetterradaren) unter Berücksichtigung weiterer Informationen (z. B. aus NWV) in die Zukunft extrapoliert werden, wird häufig ein Zeitraum von Minuten bis zu zwei Stunden abgedeckt. Diese Methoden liefern wertvolle Informationen über die aktuelle Entwicklung des Wetters, wie beispielsweise die Zugbahnen von Gewitterzellen. Sie beinhalten allerdings meist keine Information über die mit der Extrapolation verbundene Unsicherheit bezüglich einer Intensitätsänderung oder der Entstehung neuer Gewitter (GERMANN et al. 2006).

Für Prognosezeiträume länger als zwei Stunden wird häufig ein NWV-Ansatz gewählt, bei dem die Vorhersagbarkeit durch die Fähigkeit des Modells zur Vorhersage eines bestimmten Phänomens abgeschätzt werden kann, wobei die Vorhersagequalität bzw. der -fehler durch einen statistischen Vergleich mit Beobachtungen bewertet wird. Die Untersuchung des Wachstums von anfänglich kleinen Störungen im Modellphasenraum und die Dispersion von Modellprognosen ermöglicht quantitative Aussagen zur Vorhersagbarkeit.

Zu der geringeren praktischen Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala tragen mehrere Faktoren bei:

#### a) Sensitivität hinsichtlich der Anfangsbedingungen

Kleine Veränderungen der atmosphärischen Ausgangsbedingungen können zu erheblichen Unterschieden bei der Entwicklung bestimmter Phänomene auf der konvektiven Skala führen. Diese Empfindlichkeit gegenüber den Anfangsbedingungen ist ein Merkmal chaotischer Systeme und macht es unmöglich, die Entwicklung konvektiver Prozesse genau vorherzusagen (LORENZ 1963).

#### b) Skalenübergreifende Wechselwirkungen

Die konvektive Skala wird sowohl von der synoptischen Skala (z. B. Luftmassengrenzen) als auch von kleinskaligen Gegebenheiten (z. B. Geländeeffekte, Landnutzung, Bodenfeuchteunterschiede, Land-See-Verteilung) stark beeinflusst. Vielfältige Wechselwirkungen machen die konvektiven Prozesse noch komplexer, können aber auch zu erhöhter Vorhersagbarkeit führen (siehe Abschnitt 3).

#### c) Sub-skalige Prozesse

Konvektive Phänomene sind oft mit Prozessen verbunden, die auf kleineren Skalen ablaufen als jene, die von numerischen Wettermodellen explizit aufgelöst werden. Subgrid-skalige Prozesse umfassen beispielsweise die Bildung einzelner Auf- und Abwinde innerhalb eines Gewitters, die Turbulenz oder auch mikrophysikalische Vorgänge in Wolken.

Um die Grenzen der Vorhersagbarkeit abzuschätzen, sind

die Realitätstreue und Qualität der verwendeten Modelle von zentraler Bedeutung. Die Entwicklung konvektionserlaubender numerischer Wettervorhersagemodelle mit Gitterweiten im Kilometerbereich führte in den 1990er Jahren zu einem Qualitätssprung der deterministischen Vorhersagegenauigkeit (CLARK et al. 2016). In diesen Modellen wird die Dynamik hochreichender Konvektion mit ausreichender Genauigkeit behandelt, sodass auf deren Parametrisierung verzichtet werden kann. Die feinere räumliche Gitterweite erlaubt die realistischere Darstellung der Topografie und eine umfassendere Beschreibung kleinräumiger atmosphärischer Prozesse, die insbesondere für das Wetter, also beispielsweise bodennahe Größen wie Temperatur in 2 m, Wind in 10 m und Niederschlag, zu einer besseren Prognose führen. Weitere wichtige Komponenten, durch die in den vergangenen Jahren bemerkenswerte Verbesserungen erzielt wurden, sind hochauflösende Beobachtungstechnologien (wie Radar- und Satellitensysteme) und effiziente Datenassimilationsmethoden. Diese drei Elemente ermöglichen heutzutage eine deutlich präzisere Bestimmung des Zustands der Atmosphäre, der als Anfangswert in der NWV genutzt werden kann.

Obwohl die Atmosphäre ein chaotisches System ist und deterministische Vorhersagen numerischer Wettervorhersagemodelle daher nach kurzer Zeit ungenau werden, lassen sich oft nützliche Informationen in Form von Wahrscheinlichkeiten gewinnen. Diese probabilistischen Vorhersagen stützen sich auf Ensembles numerischer Vorhersagen, die durch geringfügige Störungen der Anfangsbedingungen sowie der Modellphysik generiert werden. In einem stark nichtlinearen System wie der Atmosphäre ist die Form der Wahrscheinlichkeitsverteilung oft komplex und entwickelt sich im Laufe der Zeit. Ein wichtiger Faktor für die Qualität der probabilistischen Vorhersage ist daher die Größe des Ensembles, also die Anzahl der Ensemble-Mitglieder, die zur Bestimmung der vorhergesagten Verteilung einer Vorhersagevariablen verwendet werden. CRAIG et al. (2022) kommen zu dem Schluss, dass die derzeit in der operativen Wettervorhersage verwendeten Ensemblegrößen ausreichen, um den Ensemblemittelwert und die Standardabweichung (den „Spread“) zufriedenstellend abzuschätzen, es jedoch für extremere Ereignisse eindeutig mehr Ensemble-Mitglieder bedarf. Die Größe des Ensembles kann durch die „Nachbarschaftsmethode“ (CRAIG et al. 2022) oder neue Ansätze aus dem sich rasch entwickelnden Bereich des maschinellen Lernens effektiv erhöht werden (PRICE et al. 2024). Grundsätzlich haben statistische Größen, die über größere Regionen gemittelt werden, eine erhöhte Vorhersagbarkeit.

In diesem Artikel werden einige Aspekte der praktischen Vorhersagbarkeit auf der konvektiven Skala aus Sicht der NWV beleuchtet. Neben dem Design konvektionserlaubender Ensemble-Vorhersagesysteme werden die Quellen der Vorhersagbarkeit sowie die Vorhersagbarkeit des Niederschlags aus zwei unterschiedlichen Perspektiven behandelt.

## 2 Design von Ensembles mit kilometerweitem Gitterabstand (kmEPS)

Trotz stetig zunehmender Computerressourcen erstrecken sich die aktuell operationellen NWV-Systeme mit horizontalen Auflösungen von einigen Kilometern (kmNWV) häufig nur über ein begrenztes geographisches Gebiet, sodass man von regionalen (oder *Limited-Area*-) Modellen spricht. In den regionalen Ensembles mit kilometerweitem Gitterabstand (kmEPS) werden im Wesentlichen drei Quellen von Unsicherheiten unterschieden.

### 2.1 Unsicherheit in den Anfangsbedingungen

Die Unsicherheit der Anfangsbedingungen (*Initial Conditions*, IC) ist von zentraler Bedeutung für Vorhersage-Ensembles. Aktuell stellen sowohl variationelle (über die Minimierung einer Kostenfunktion) als auch ensemblebasierte Datenassimilationsverfahren Schätzungen dieser Unsicherheit zur Verfügung. Auf der konvektiven Skala liefert beispielsweise das kilometerskalige Ensemble-Datenassimilationssystem (KENDA) die Anfangsstörungen durch Anwendung eines *Local Ensemble Transform Kalman Filter* (LETKF; SCHRAFF et al. 2016) auf Ensemblevorhersagen des ICON-D2-Modells mit einer horizontalen Gitterweite von 2 km. Beim Deutschen Wetterdienst (DWD) werden die Anfangsstörungen gegenwärtig auf diesem Weg mit 40 Ensemble-Mitgliedern operationell erstellt. Neben konventionellen Beobachtungen (z. B. synoptischen Stationen, Radiosonden, Windprofiler und Flugzeugsensoren) werden neuerdings auch Messungen von Wetterradaren und Satellitendaten im sichtbaren Spektralbereich assimiliert (SCHECK et al. 2020).

### 2.2 Unsicherheit in den lateralen Randbedingungen

Regionalen NWV-Modellen muss die großräumige Strömung an den seitlichen (lateralen) Rändern des Modellgebiets zur Verfügung gestellt werden. Die Unsicherheit der lateralen Randbedingungen (*Lateral Boundary Conditions*, LBC) wird typischerweise durch ein Ensemble globaler Modellsimulationen repräsentiert, die leicht unterschiedliche großräumige Strömungsmuster liefern, die den Simulationsbereich des Regionalmodells umfassen. Beim DWD stammt die Unsicherheitsdarstellung in den LBC aus Ensemblevorhersagen, die vom ICON-EU-EPS mit größerem Gitter erzeugt werden.

### 2.3 Unsicherheit in der Beschreibung physikalischer Prozesse, Modellfehler

Aktuelle kmNWV-Systeme ermöglichen es, auf eine Parametrisierung hochreichender Konvektion zu verzichten. Da die Konvektionsparametrisierung eine der Hauptquellen für Modellfehler in Wettervorhersagemodellen ist (RODWELL et al. 2013), stellt sich die Frage, welche weiteren parametrisierten Prozesse wesentlich zur Modellunsicherheit in kmNWV beitragen. Neben (1) Unsicherheiten in der Formulierung der Parametrisierung langwelliger Strahlung und den damit verbundenen diabatischen Prozessen sind dies (2)

turbulente Prozesse in der Grenzschicht, die die Entstehung von Konvektionswolken durch Vorgänge auf der Subgrid-Skala auslösen, und auch (3) Unsicherheiten in der Formulierung von mikrophysikalischen Prozessen (siehe Beitrag 4 von MILTENBERGER et al. in diesem Heft), die Konvektionswolken, Niederschlag und den Strahlungshaushalt beeinflussen. In kmEPS wird die Bedeutung verschiedener Formulierungen des Modellfehlers insbesondere dann deutlich, wenn diese zu unterschiedlichem Auftreten von hochreichender Konvektion führen, die wiederum die raumzeitliche Struktur des Niederschlags maßgeblich prägt.

Die Entwicklung von Methoden zur Beschreibung des Modellfehlers in kmEPS ist gegenwärtig ein aktives Forschungsgebiet. Es gibt mehrere Ansätze zur Einbeziehung der Modellunsicherheit, darunter (1) Multi-Modell-Ensembles (d. h. Verwendung verschiedener Modelle), (2) Multi-Physik-Ensembles (d. h. Verwendung unterschiedlicher Parametrisierungen für denselben Prozess) und (3) Ensembles, die die Unsicherheit innerhalb eines einzigen physikalischen Schemas erfassen (BERNER et al. 2017). Hier kann die Modellunsicherheit wiederum in zwei Kategorien eingeteilt werden: (1) die Unsicherheit aufgrund unseres begrenzten Verständnisses atmosphärischer Phänomene, was Störungen bestimmter Komponenten in physikalischen Parametrisierungen (z. B. Parameter) erforderlich macht, und (2) die Unsicherheit aufgrund physikalischer Prozesse, die nicht explizit beschrieben werden können. Sowohl unaufgelöste physikalische Prozesse als auch die chaotische Natur der Atmosphäre werden häufig durch die Anwendung stochastischer Störungsmethoden berücksichtigt. So beeinflussen nicht aufgelöste Grenzschichtprozesse häufig die Konvektionsinitiierung, insbesondere wenn lokale Vorgänge für die Überwindung der Konvektionshemmung (*Convective Inhibition*, CIN) entscheidend sind. Da die Variabilität der turbulenten Wirbel in kmNWV-Modellen nur teilweise aufgelöst werden kann, wird beispielsweise im physikalisch basierten stochastischen Störungsschema (*Physically based Stochastic Perturbation Scheme*, PSP) die Turbulenz innerhalb der Grenzschicht gestört (KOBBER und CRAIG 2016; HIRT et al. 2019; PUH et al. 2023).

Seit ein paar Jahren gibt es zudem vermehrt Ansätze, Modellfehler auf Prozessebene durch stochastisch gestörte Parameter (*Stochastically Perturbed Parameter*, SPP) innerhalb einer einzigen physikalischen Parametrisierung darzustellen (LANG et al. 2021). Diese SPP-Schemata sind so konzipiert, dass sie die interne Konsistenz und die Erhaltungsprinzipien der physikalischen Parametrisierungen aufrechterhalten. Anstatt stochastische Störungen auf berechnete physikalische Tendenzen anzuwenden (wie z. B. im PSP-Schema), führt der SPP-Ansatz Unsicherheit in interne Modellparameter auf der Ebene einzelner physikalischer Prozesse ein, beispielsweise der Grenzschicht, der Mikrophysik oder der Strahlung. In den operationellen ICON-D2-EPS-Vorhersagen des DWD wird der Modellfehler derzeit durch zeitlich und räumlich konstante Parameterstörungen dargestellt, die zwischen den Ensemble-Mitgliedern und den Vorhersageläufen variieren.

### 3 Quellen der Vorhersagbarkeit

So wie der relativ langsam variierende Zustand der Ozeane und bestimmte atmosphärische Zirkulationsmuster beeinflussende Faktoren auf der subsaisonalen Zeitskala darstellen – man nennt das auch „Quellen der Vorhersagbarkeit“ (siehe Beitrag 5 von BIRNER und DOMEISEN in diesem Heft) – gibt es auch auf der konvektiven Skala Einflussfaktoren, die die Vorhersagbarkeit des Wetters erhöhen. Typische Beispiele sind hier die Land-See-Wind-Zirkulation an den Küsten und die Oberflächentopografie im Gebirge. Der Effekt dieser dauerhaften unteren Randbedingung auf das Wetter hängt aber stets von der vorherrschenden Wetterlage ab (WALSER et al. 2004; KEIL et al. 2020). Generell ist es schwierig, Charakteristika einer meteorologischen Situation objektiv zu identifizieren, die sich auf die Vorhersagbarkeit auswirken.

Der Einfluss der synoptischen Strömung auf das Auftreten von Konvektion kann in den mittleren Breiten durch die Stärke des dynamischen Antriebs beschrieben werden. Um diesen Zusammenhang zu charakterisieren schlagen DONE et al. (2006) die konvektive Zeitskala vor, die ein Maß dafür ist, inwieweit sich die Konvektion im Gleichgewicht mit dem großräumigen Antrieb befindet. Wenn CIN gering und die auslösenden Störungen zahlreich sind, wird Konvektion immer dann auftreten, wenn Instabilität vorhanden ist. Die konvektive verfügbare potentielle Energie (*Convective Available Potential Energy*, CAPE) wird dabei so schnell verbraucht, wie sie erzeugt wird. Die Menge der Konvektion, die beispielsweise durch Massenfluss oder Niederschlag gemessen werden kann, steht im Gleichgewicht mit den Antriebsprozessen, die die Instabilität verursachen. Ist CIN hingegen hoch und sind auslösende Störungen schwach oder nicht vorhanden, kann sich das CAPE akkumulieren und möglicherweise große Werte erreichen. Die Konvektion befindet sich dann nicht im Gleichgewicht. Gleichgewichtsbedingungen fallen oft mit starkem synoptischem Antrieb zusammen, da dynamisches Aufsteigen beispielsweise Inversionen abschwächen kann. In Situationen mit schwachem synoptischem Antrieb wächst CAPE im Tagesverlauf an. Es sind aber oft lokale Prozesse erforderlich, um CIN zu überwinden und CAPE abzubauen. Zu den Mechanismen und Störungen, die Konvektion auslösen können, gehören Grenzschichtstrukturen wie Konvergenzlinien sowie *cold pools* und Schwerewellen, die von älteren Konvektionszellen stammen können. Die konvektive Zeitskala verwendet eine Schätzung des Verhältnisses von CAPE zu seiner Abbaurate durch Konvektion als quantitatives Maß für den Grad des Gleichgewichts sowie für den für ein solches Gleichgewicht erforderlichen synoptischen Antrieb (KEIL et al. 2014).

Typische Niederschlagsmuster für verschiedene konvektive Wetterlagen sind exemplarisch in Abbildung 3-1 dargestellt. Bei schwachem dynamischem Antrieb können sich hohe CAPE-Werte aufbauen, bevor lokale Prozesse Konvektion auslösen und CAPE reduzieren. Da das resultierende Niederschlagsfeld durch lokale Faktoren gesteuert wird, hat

es typischerweise eine intermittierende, ungleichmäßige Struktur (Abbildung 3-1a,b). Die flächengemittelte konvektive Zeitskala erreicht ziemlich große Werte, insbesondere vor dem Einsetzen konvektiver Niederschläge um die Mittagszeit (Abbildung 3-1c). Andererseits führt die von einer großräumigen Strömung angetriebene, organisierte Hebung zu ausgedehnten Niederschlägen während starkem dynamischem Antrieb (Abbildung 3-1d,e). Unter solchen Bedingungen wird das durch großräumige Prozesse erzeugte CAPE sofort durch Konvektion reduziert, und die konvektive Zeitskala erreicht gewöhnlich kleine Werte von weniger als einer Stunde (Abbildung 3-1f).

### 4 Unterschiedliche Perspektiven zur Bewertung der Vorhersagbarkeit

Auf der konvektiven Skala wird das Fehlerwachstum durch Konvektion und der damit verbundenen Freisetzung latenter Wärme dominiert (ZHANG et al. 2007). Allerdings sättigt der Fehler innerhalb kurzer Zeit, sobald die konvektiven Zellen im Beobachtungs- und Modellraum vollständig räumlich verschoben sind. Dementsprechend hängt das Wachstum des Vorhersagefehlers anfangs in erster Linie von Details der Strömung ab, die die meteorologischen Umgebungsbedingungen für das Auftreten von Konvektion schaffen. Im Folgenden gehen wir näher auf zwei Studien ein, die die Vorhersagbarkeit aus unterschiedlichen Perspektiven strömungsabhängig quantifizieren.

#### 4.1 Spektrale Betrachtungsweise

Zur Abschätzung der Rate des Fehlerwachstums und der dadurch definierten Grenze der Vorhersagbarkeit wird häufig die spektrale Perspektive verwendet (vgl. Beitrag 2 von JUDT in diesem Heft). Durch die Untersuchung der Spektren der Differenzfelder relativ zum Spektrum einer Referenzsimulation lässt sich das Ausmaß der Vorhersageunsicherheit bestimmen (SELZ und CRAIG 2015). Je größer der Abstand der beiden Linien, desto kleiner ist das Sättigungsverhältnis der Spektren und desto besser ist das Feld bei einer bestimmten Wellenlänge vorhersagbar. Liegen die Linien aufeinander, ist keine Vorhersagbarkeit mehr vorhanden, der Vorhersagefehler ist maximal (gesättigt). Die Vorhersagezeit, ab der diese Sättigung eintritt, wird als „skalenabhängiger Vorhersagehorizont“ bezeichnet.

Der Einfluss unterschiedlicher stochastischer Störungsmethoden auf das Fehlerwachstum in einem kmNWV-Modell wird für verschiedene Wettersituationen von CHEN et al. (2025) untersucht. Zum einen werden hier Unsicherheiten, die sich aus nicht aufgelösten Grenzschichtprozessen ergeben, durch das oben erwähnte, physikalisch basierte, stochastische PSP-Schema zur Störung der Turbulenz in der Grenzschicht repräsentiert. Zum anderen wird die Unsicherheit in den mikrophysikalischen Prozessen dargestellt durch das „stochastische Parameterstörungsschema für Mikrophysik“ (SPPMP; THOMPSON et al. 2021). Das dadurch ausgelöste Fehlerwachstum wird in Abhängigkeit der

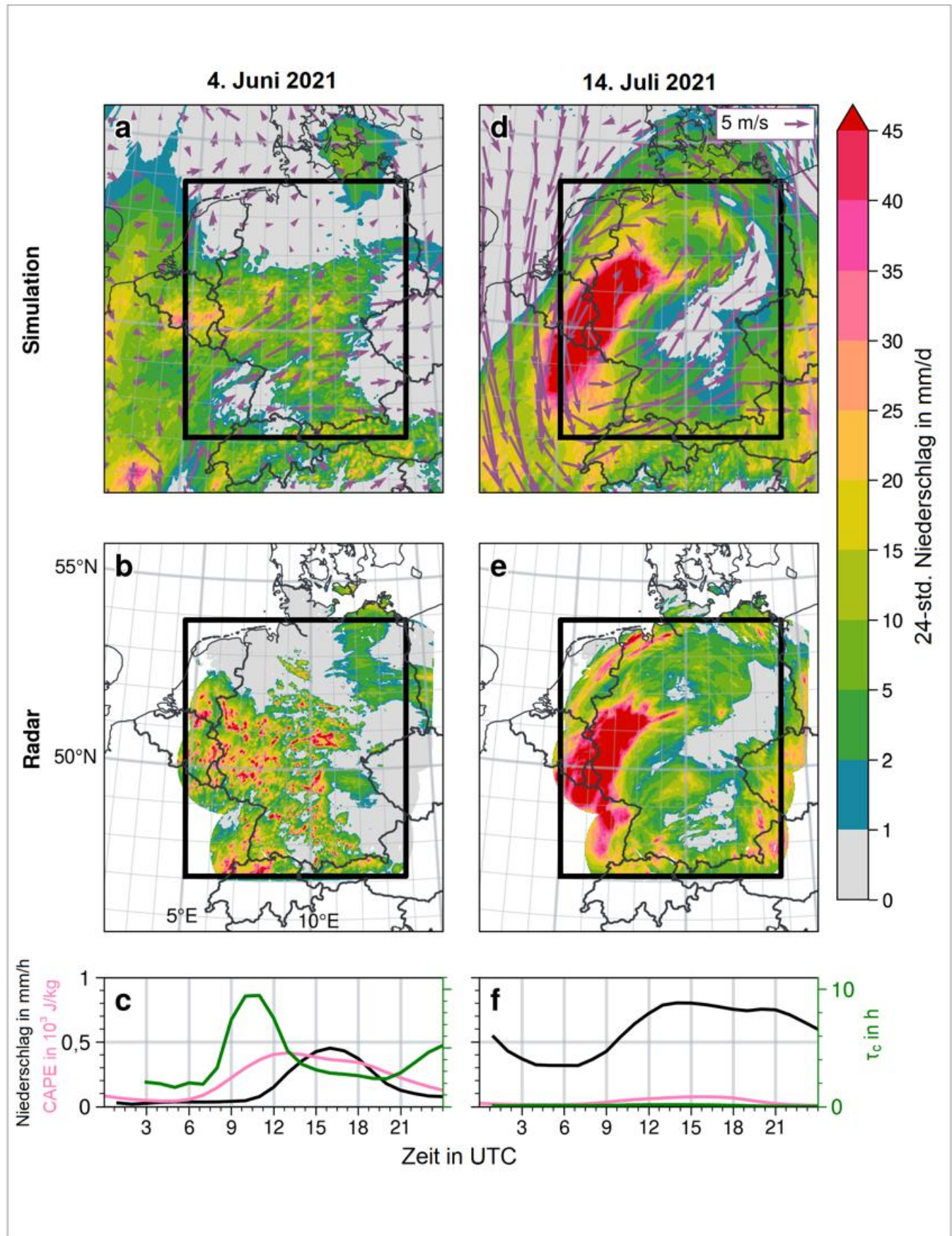


Abbildung 3-1: Charakteristisches Niederschlagsfeld bei zwei unterschiedlichen konvektiven Wetterlagen in Mitteleuropa. Dargestellt sind die tägliche Niederschlagsmenge und die Windgeschwindigkeit in 850 hPa (Vektoren) für eine Fallstudie mit schwachem Antrieb am 4. Juni 2021 (a,b) und mit starkem synoptischem Antrieb am 14. Juli 2021 (Ahrtal-Hochwasser; d,e) eines Ensemble-Mitglieds (a,d) sowie die Radarbeobachtungen (b,e). Die untere Reihe (c,f) zeigt Zeitreihen des mittleren Ensemble-Niederschlags (schwarz), CAPE (magenta) und die konvektive Zeitskala  $\tau_c$  (grün) im Verifikationsbereich, der durch das schwarze Rechteck gekennzeichnet ist.

Wetterlage untersucht, und es werden jeweils zwei Tage mit schwach und stark angetriebener sommerlicher Konvektion als auch zwei Winterstürme analysiert. Die Unsicherheiten der Anfangs- und Randbedingungen werden in dieser Studie nicht berücksichtigt.

Im Fall des Wintersturms organisiert der starke synoptische Antrieb den Niederschlag entlang von Frontalzonen, was zu höheren Amplituden des Niederschlagsfeldes auf größeren Skalen führt ( $> 200$  km, BKG in Abbildung 3-2a). Im Gegensatz dazu weisen konvektive Niederschlagsysteme im Sommer die größten Amplituden auf kleineren Skalen auf. Hier werden Maxima in den Niederschlagsspektren (für starken synoptischen Antrieb STRONG, für schwachen Antrieb WEAK) bei Wellenlängen von 30–50 km erreicht (Abbildung 3-2b,c). Insbesondere auf den größeren Skalen ist die Amplitude für die WEAK-Fälle am kleinsten und somit konsistent mit der Textur lokal ausgelöster Konvektion. Die Konvergenz der Spektren der Differenzenfelder und der Referenzsimulation zeigt, dass kleine räumliche Skalen schneller sättigen und daher weniger vorhersagbar sind als größere Skalen.

Die Spektren der Niederschlagsfelder vergleichen wir nun mit denjenigen der kinetischen Energie in der mittleren Troposphäre (500 hPa), die die Strömung charakterisieren. Dazu ist in Abbildung 3-3 das Sättigungsverhältnis der Differenz der kinetischen Energie (DKE) gegen das der Niederschlagsdifferenz (DPR) für bestimmte Vorhersagezeiten und Wellenlängen dargestellt. Mit zunehmender Vorhersagezeit nimmt das Sättigungsverhältnis unterschiedlich rasch zu und die Symbole wandern in Abbildung 3-3 von links unten (ungesättigt) nach rechts oben (gesättigt). In den sommerlichen Fällen WEAK und STRONG sind DKE und DPR auf kleinen Skalen ( $< 50$  km) innerhalb eines Tages

gesättigt, das heißt in diesem Größenbereich beträgt der Vorhersagehorizont nur wenige Stunden (Abbildung 3-3a,e). Im Gegensatz dazu liegen die Sättigungswerte in den Winterfällen deutlich niedriger, was auf eine erhöhte Vorhersagbarkeit hinweist und vermuten lässt, dass die kleinräumige Strömung durch größere Skalen organisiert wird.

Das Sättigungsverhältnis von DKE und DPR wächst auf kleinen Skalen ( $< 50$  km) mit der gleichen Geschwindigkeit, die Symbole in Abbildung 3-3 liegen nahe der Diagonalen. Bei Wellenlängen von mehr als 50 km liegen das Sättigungsverhältnis von DKE und DPR in den Fällen STRONG und WINTER immer noch nahe der Diagonalen, obwohl die Sättigung beider Variablen auf größeren Skalen langsamer voranschreitet. Im Gegensatz dazu weisen die WEAK-Fälle für diese Wellenlängen ein höheres Sättigungsverhältnis im Niederschlag als in der kinetischen Energie auf, erkennbar an den unterhalb der Diagonalen liegenden Symbolen (Abbildung 3-3g,h). Dies ist beim PSP-Schema besonders auffällig und deutet darauf hin, dass die räumliche Dekorrelation des Niederschlagsfeldes während Konvektion bei schwachem synoptischem Antrieb höher ist.

Das Fehlerwachstum auf konvektiven Skalen mit der raschen Sättigung von DPR hängt demzufolge in erster Linie mit Positionsfehlern konvektiver Zellen zusammen, wie von ZHANG et al. (2007) postuliert. Bemerkenswert ist, dass DPR bei schwachem Antrieb innerhalb eines Tages bei 200 km nahezu gesättigt ist, während DKE noch keine Sättigung erreicht hat (Abbildung 3-3h). Obwohl die Vorhersagbarkeit der schwach angetriebenen Konvektion (WEAK) auf allen hier gezeigten Skalen weniger als ein Tag beträgt, spiegelt sich dies nicht in einem schnellen Fehlerwachstum in der synoptisch-skaligen Strömung wider (DKE bei Wellenlängen von 100 km oder mehr, Abbildung 3-3g,h).

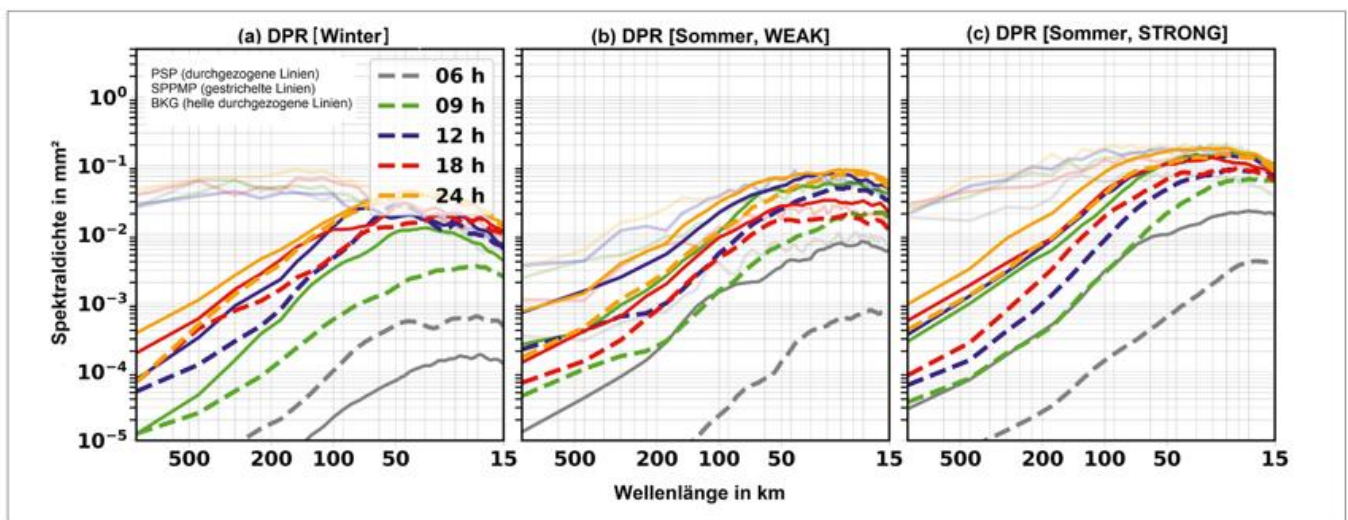


Abbildung 3-2: Spektren der stündlichen Niederschlagsdifferenz DPR für (a) einen Wintersturm und sommerliche Konvektionslagen mit (b) schwachem bzw. (c) starkem synoptischen Antrieb für verschiedene Vorhersagezeiten (farblich codiert). Verglichen werden die Spektren von PSP- (*Physically based Stochastic Perturbation Scheme*; dicke durchgezogene Linien) und SPPMP- (stochastisches Parameterstörungsschema für Mikrophysik; dicke gestrichelte Linien) Vorhersagen mit der ungestörten Referenzvorhersage BKG (*Background*; helle durchgezogene Linien). Jede Linie zeigt das Mittel von vier Spektren (zwei 00 UTC- und zwei 12 UTC-Läufe). Bei kleinen räumlichen Skalen konvergieren die Spektren der Differenzenfelder und der Referenzvorhersage, was eine geringere Vorhersagbarkeit als auf größeren Skalen bedeutet.

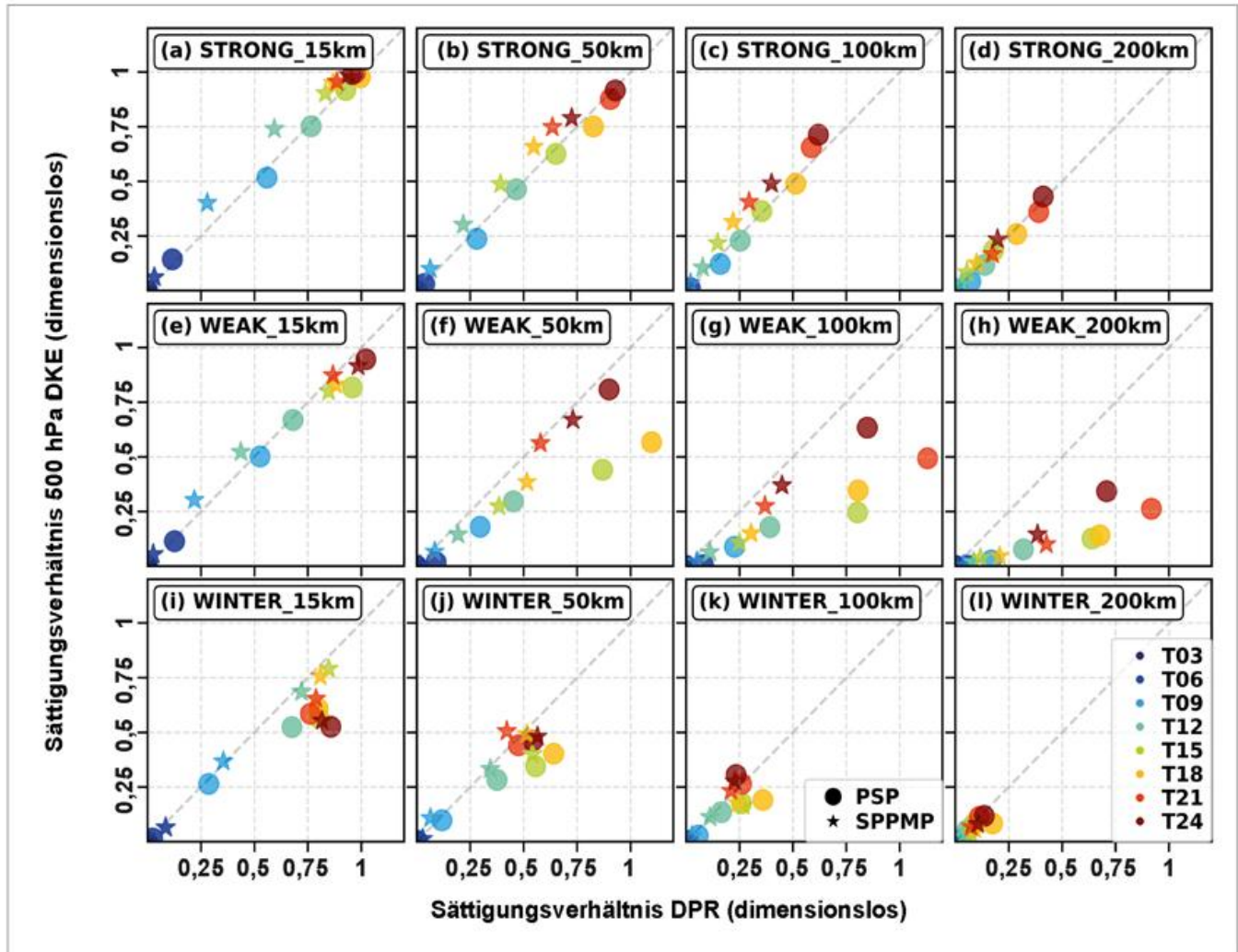


Abbildung 3-3: Sättigungsverhältnis der Differenz der kinetischen Energie (DKE) gegenüber des Sättigungsverhältnisses der Differenz des Niederschlags (DPR). Dargestellt sind verschiedene Vorhersagezeiten (in Stunden, Farben von blau nach rot) für Vorhersagen bei starkem (STRONG; oben) und schwachem synoptischen Antrieb (WEAK; Mitte) sowie während eines Wintersturms (WINTER; unten). In den unterschiedlichen Spalten sind die Sättigungsverhältnisse für 15, 50, 100 und 200 km Wellenlänge dargestellt. Kreise kennzeichnen die Ergebnisse der PSP- (*Physically based Stochastic Perturbation Scheme*) Experimente, Sterne die der SPPMP- (stochastisches Parameterstörungsschema für Mikrophysik) Experimente; wobei jedes Symbol den Mittelwert von vier Spektren zeigt (zwei 00-UTC- und zwei 12-UTC-Läufe). Aus CHEN et al. 2025, bearbeitet.

Abschließend betrachten wir den unterschiedlichen Einfluss der beiden stochastischen Störungsmethoden auf das Fehlerwachstum. Sowohl im WEAK- als auch im STRONG-Fall führt die Störung der Turbulenz (PSP-Schema) für alle Wellenlängen und Vorhersagezeiten zu höheren Sättigungswerten in DKE und DPR als mikrophysikalische Unsicherheiten (SPPMP-Schema). Damit können wir frühere Studien bestätigen (PUH et al. 2023), wonach das PSP-Schema bei geeigneten Umgebungsbedingungen neue Niederschlagszellen effektiv auslösen kann und damit das Fehlerwachstum beschleunigt. Einzig in den WINTER-Fällen und bei kurzen Vorhersagezeiten erreicht SPPMP höhere Werte. Dieses Verhalten ist vor allem für Wellenlängen zu beobachten, die kleiner sind als 50 km (Abbildung 3-3i). Zum einen spielt in diesen Fällen das PSP-Schema keine Rolle, zum anderen kann SPPMP in großflächig bewölkten Regionen (charakteristisch für Winterstürme) effektiv wirken.

#### 4.2 Lokale Betrachtungsweise

Vorhersagen der Konvektion sind häufig mit Positionsfehlern behaftet, sodass auch deren räumliche Verteilung betrachtet werden sollte. Da traditionell verwendete Bewertungskriterien der Vorhersagequalität meist auf einem Punkt-zu-Punkt-Vergleich fußen und die räumliche Struktur von beispielsweise Niederschlagsfeldern außer Acht lassen, werden für die Beurteilung der räumlichen Dimension häufig räumliche Fehlermaße wie der *Fractions Skill Score* (FSS; ROBERTS und LEAN 2008) verwendet. Der FSS ermöglicht eine Untersuchung der Skalenabhängigkeit, indem der punktweise Vergleich gelockert und die räumliche Nähe von vorhergesagten und beobachteten konvektiven Zellen in einer zunehmend größeren Umgebung belohnt wird. Auf diese Weise kann das Maß der Übereinstimmung ermittelt werden, sei es bezüglich einer Referenzsimulation oder einer Beobachtung.

Die Skala, auf der kmNWV-Modelle eine annehmbare Vorhersagegüte aufweisen, ist verglichen zur horizontalen Auflösung der Modelle und der typischen horizontalen Erstreckung von Konvektion meist erheblich größer. Eine akzeptable Vorhersagequalität wird erst auf Skalen von Dutzenden bis über hundert Kilometern erreicht (METTER-MAIER et al. 2013).

Abbildung 3-4 zeigt sowohl die räumliche Vorhersagequalität (d. h. der räumliche Fehler) als auch die Vorhersagbarkeit (d. h. der räumliche Spread) operationeller ICON-122-EPS-Vorhersagen (MATSUNOBU et al. 2024). Eine Unterscheidung in unterschiedliche Wetterlagen über Mitteleuropa verdeutlicht ein strömungsabhängiges Verhalten des mittleren räumlichen Fehlers und der Ensemble-Dispersion (Spread). Für schwach angetriebene konvektive Wetterlagen zeigt sich der typische Tagesgang mit den höchsten Intensitäten des stündlichen Niederschlags am Nachmittag (Abbildung 3-4a). Es überrascht nicht, dass die größten räumlichen Fehler auf den kleinsten Skalen auftreten (hohe Werte sind in Abbildung 3-4 in dunklen Farben dargestellt). Der räumliche Fehler weist jedoch einen deutlichen Tagesgang auf, mit einem Maximum gegen 9 UTC zum Zeitpunkt der Auslösung von Konvektion, gefolgt von einem Minimum

während der stärksten konvektiven Aktivität am Nachmittag. Danach nimmt der räumliche Fehler mit dem Abklingen des Niederschlags wieder zu. Auf den ersten Blick verhält sich der räumliche Spread ähnlich wie der räumliche Fehler, allerdings bei niedrigeren Werten, d. h. einer geringeren räumlichen Variabilität. Vor allem der Spread auf kleinen Skalen wächst langsamer als der räumliche Fehler. Eine Differenz von mehreren Dutzend Kilometern zwischen räumlichem Fehler und Spread ist während der gesamten Vorhersage zu erkennen, selbst nach dem Niederschlagsmaximum am Nachmittag. Das deutet darauf hin, dass das Ensemble räumlich „underdispersiv“ ist, also nicht ausreichend Variabilität im Ensembleensemble aufweist (vgl. schwarze Linien in Abbildung 3-4b). Daher ist die Ensemble-Vorhersage räumlich „overconfident“ (zu züversichtlich), d. h. der räumliche Spread ist im Vergleich zum räumlichen Fehler zu gering. Dieses Fehlen an räumlichem Spread deutet darauf hin, dass die Störungen in ICON-122-EPS suboptimal sind und dass zusätzliche Quellen der Modellunsicherheit hinzugefügt werden sollten.

Bei starkem konvektivem Antrieb zeigt die über 16 Fälle gemittelte Niederschlagszeitreihe einen kontinuierlichen Abfall der Intensitäten im Laufe des Tages (Abbildung 3-4c).

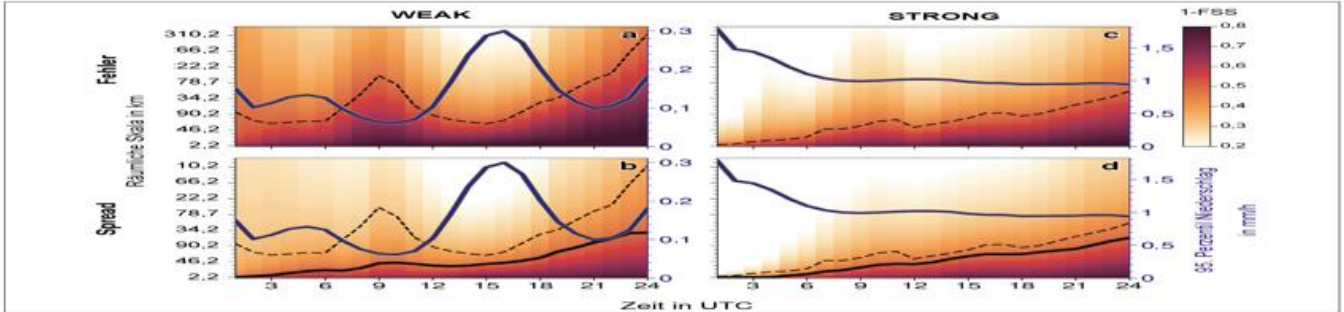


Abbildung 3-4: Tagesgang der wetterlagenabhängigen, raum-zeitlichen Variabilität der räumlichen Vorhersagequalität (d, h, des mittleren räumlichen Fehlers, oben) und der Vorhersagbarkeit (d, h, des Spread des Ensembles, unten) des operationellen ICON-122-EPS. Es werden stündliche Niederschlagsvorhersagen von 20 Mitgliedern betrachtet, gemittelt jeweils über 16 Fälle im Sommer 2021 bei schwachem (WEAK, a,b) und starkem Antrieb (STRONG, c,d). Die blauen Linien zeigen das 95. Perzentil des stündlichen Niederschlags, das für die FSS (*Frequency Skill Score*)-Berechnung verwendet wurde. Die Farbintensität illustriert 1-FSS-Werte, die gestrichelten schwarzen Linien die Mediane des Fehlers, die durchgezogenen schwarzen Linien die Mediane des Spread. Zu erkennen ist u. a., dass bei starkem Antrieb die räumliche Vorhersagequalität und die Vorhersagbarkeit meist höher ist als bei schwachem Antrieb. Aus MATSUNOBU et al. 2024, bearbeitet.



Während sommerlicher Wetterlagen und schwachem Antrieb für Konvektion beträgt die Vorhersagbarkeit auf Skalen < 50 km weniger als ein Tag. Der Einfluss der beiden stochastischen Formulierungen des Modellfehlers hängt ferner von der Vorhersagezeit bzw. dem Tagesgang der Konvektion ab. Insbesondere bei schwachem Antrieb dominiert die stochastische Störung der Turbulenz in der Grenzschicht (PSP) und führt zu leicht besseren Niederschlagsvorhersagen. In bewölkten Regionen sowie für kurze Vorhersagezeiten vor dem mit dem Tagesgang verbundenen Konvektionsmaximum können mikrophysikalische Störungen (SPPMP) jedoch von Bedeutung sein, da sie Instabilität früher auslösen können, insbesondere zu Zeiten, in denen das PSP-Schema aufgrund einer stabilen Grenzschicht nicht aktiv ist. Die Berücksichtigung von Unsicherheiten in der Mikrophysik und der damit verbundenen erhöhten Variabilität der Wolken kann darüber hinaus bei der Betrachtung von systematischen Modellfehlern oder in der Datenassimilation eine wichtige Rolle spielen, um Satelliten- oder Radarbeobachtungen zu assimilieren.

Eine Betrachtung der Vorhersagbarkeit aus verschiedenen Perspektiven bestätigt ein stark strömungsabhängiges Verhalten. Wird unser Wetter von der synoptischen Strömung angetrieben ist die Vorhersagbarkeit erhöht. Äußere Einflussfaktoren wie Küstenlinien oder Gebirge erhöhen die Vorhersagbarkeit des Wetters insbesondere bei schwachem dynamischen Antrieb für Konvektion, also einer Wetterlage, in der die Vorhersagbarkeit im Allgemeinen gering ist.

### Danksagung

Wir bedanken uns bei der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) für die Förderung des Transregionalen Sonderforschungsbereiches *Waves to Weather* (TRR 165).

### Literatur

- BERNER, J., ACHATZ, U., BATTÉ, L. et al., 2017: Stochastic Parameterization: Toward a New View of Weather and Climate Models. *Bulletin of the American Meteorological Society* **98**, 565–588, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00268.1>.
- CHEN, I., BERNER, J., KEIL, C., THOMPSON, G., KUO, Y.-H., CRAIG, G., 2025: To which degree do the details of stochastic perturbation schemes matter or convective-scale and mesoscale perturbation growth? *Monthly Weather Review* **153**, 447–469, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-24-0030.1>.
- CLARK, P., ROBERTS, N., LEAN, H., BALLARD, S.P., CHARLTON-PEREZ, C., 2016: Convection-permitting models: a step-change in rainfall forecasting. *Meteorological Applications* **23**, 165–181, <https://doi.org/10.1002/met.1538>.
- CRAIG, G.C., PUH, M., KEIL, C., TEMPEST, K., NECKER, T., RUIZ, J., WEISSMANN, M., MIYOSHI, T., 2022: Distributions and convergence of forecast variables in a 1,000-member convection-permitting ensemble. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **148**, 2325–2343, <https://doi.org/10.1002/qj.4305>.
- DONE, J.M., CRAIG, G.C., GRAY, S.L., CLARK, P.A., GRAY, M.E.B., 2006: Mesoscale simulations of organized convection: Importance of convective equilibrium. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **132**, 737–756, <https://doi.org/10.1256/qj.04.84>.
- FLACK, D.L.A., GRAY, S.L., PLANT, R.S., LEAN, H.W., CRAIG, G.C., 2018: Convective-scale perturbation growth across the spectrum of convective regimes. *Monthly Weather Review* **146**, 387–405, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-17-0024.1>.
- GERMANN, U., ZAWADSKI, I., TURNER, B., 2006: Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part IV: Limits to Prediction. *Journal of the Atmospheric Sciences* **63**, 2092–2108, <https://doi.org/10.1175/JAS3735.1>.
- HIRT, M., RASP, S., BLAHAK, U., CRAIG, G.C., 2019: Stochastic Parameterization of Processes Leading to Convective Initiation in Kilometer-Scale Models. *Monthly Weather Review* **147**, 3917–3934, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-19-0060.1>.
- HOHENEGGER, C., SCHÄR, C., 2007: Predictability and Error Growth Dynamics in Cloud-Resolving Models. *Journal of the Atmospheric Sciences* **64**, 4467–4478, <https://doi.org/10.1175/2007JAS2143.1>.
- KEIL, C., CHABERT, L., NUISSIER, O., RAYNAUD, L., 2020: Dependence of Predictability of Precipitation in the Northwestern Mediterranean Coastal Region on the Strength of Synoptic Control. *Atmospheric Chemistry and Physics* **20**, 15851–15865, <https://doi.org/10.5194/acp-20-15851-2020>.
- KEIL, C., HEINLEIN, F., CRAIG, G.C., 2014: The convective adjustment time-scale as indicator of predictability of convective precipitation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **140**, 480–490, <https://doi.org/10.1002/qj.2143>.
- KOBER, K., CRAIG, G.C., 2016: Physically Based Stochastic Perturbations (PSP) in the Boundary Layer to Represent Uncertainty in Convective Initiation. *Journal of the Atmospheric Sciences* **73**, 2893–2911, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-15-0144.1>.
- LANG, S.T.K., LOCK, S.-J., LEUTBECHER, M., BECHTHOLD, P., FORBES, R.M., 2021: Revision of the stochastically perturbed parameterizations model uncertainty scheme in the Integrated Forecasting System. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **147**, 1364–1381, <https://doi.org/10.1002/qj.3978>.
- LORENZ, E.N., 1963: Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal of the Atmospheric Sciences* **20**, 130–141, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0130:DNF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2).
- MATSUMOBU, T., PUH, M., KEIL, C., 2024: Quantifying flow- and scale-dependent spatial predictability of convective precipitation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **150**, 2364–2381, <https://doi.org/10.1002/qj.4713>.
- MITTERMAIER, M., ROBERTS, N.M., THOMPSON, S.A., 2013: A long-term assessment of precipitation forecast skill using the fractions skill score. *Meteorological Applications* **20**, 176–186, <https://doi.org/10.1002/met.296>.
- PRICE, I., SANCHEZ-GONZALEZ, A., ALET, F., ANDERSSON, T.R., EL-KADI, A., MASTERS, D.,

- EWALDS, T., STOTT, J., MOHAMED, S., BATTAGLIA, P., LAM, R., WILLSON, M., 2024: GenCast: Diffusion-based ensemble forecasting for medium-range weather. *arXiv preprint arXiv:2312.15796v2*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.15796>.
- PUH, M., KEIL, C., GEBHARDT, C., MARSIGLI, C., HIRT, M., JAKUB, F., CRAIG, G.C., 2023: Physically based stochastic perturbations improve high-resolution forecast of convection. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 3582–3592, <https://doi.org/10.1002/qj.4574>.
- ROBERTS, N.M., LEAN, H.W., 2008: Scale-selective verification of rainfall accumulations from high-resolution forecasts of convective events. *Monthly Weather Review* **136**, 78–97, <https://doi.org/10.1175/2007MWR2123.1>.
- RODWELL, M.J., MAGNUSSON, L., BAUER, P. et al., 2013: Characteristics of Occasional Poor Medium-Range Weather Forecasts for Europe. *Bulletin of the American Meteorological Society* **94**, 1393–1405, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00099.1>.
- SCHECK, L., WEISSMANN, M., BACH, L., 2020: Assimilating visible satellite images for convective-scale numerical weather prediction: A case-study. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **146**, 3165–3186, <https://doi.org/10.1002/qj.3840>.
- SCHRAFF, C., REICH, H., RHODIN, A., SCHOMBURG, A., STEPHAN, K., PERIANEZ, A., 2016: Kilometre-scale ensemble data assimilation for the COSMO model (KENDA). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**, 1453–1472, <https://doi.org/10.1002/qj.2748>.
- SELZ, T., CRAIG, G.C., 2015: Upscale Error Growth in a High-Resolution Simulation of a Summertime Weather Event over Europe. *Monthly Weather Review* **143**, 813–827, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00140.1>.
- THOMPSON, G., BERNER, J., FREDIANI, M., OTKIN, J.A., GRIFFIN, S.M., 2021: A Stochastic Parameter Perturbation Method to Represent Uncertainty in a Microphysics Scheme. *Monthly Weather Review* **149**, 1481–1497, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-20-0077.1>.
- WALSER, A., LÜTHI, D., SCHÄR, C., 2004: Predictability of precipitation in a cloud-resolving model. *Monthly Weather Review* **132**, 560–577, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<0560:POPIAC>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<0560:POPIAC>2.0.CO;2).
- ZHANG, F., BEI, N., ROTUNNO, R., SNYDER, C., EPIFANO, C.C., 2007: Mesoscale Predictability of Moist Baroclinic Waves: Convection-Permitting Experiments and Multistage Error Growth Dynamics. *Journal of the Atmospheric Sciences* **64**, 3579–3594, <https://doi.org/10.1175/JAS4028.1>.

## Kontakt

DR. CHRISTIAN KEIL  
Ludwig-Maximilians-Universität München  
Meteorologisches Institut an der Fakultät für Physik  
Theresienstr. 37  
80333 München  
[Christian.Keil@physik.uni-muenchen.de](mailto:Christian.Keil@physik.uni-muenchen.de)

A. K. MILTENBERGER, A. OERTEL, C. HOOSE

# 4 Wolken und Niederschlag: Begrenzende Faktoren für die Vorhersagbarkeit?

## Clouds and Precipitation: Limiting Factors for Predictability?

### Zusammenfassung

Ein zentrales Merkmal der Erdatmosphäre ist die Präsenz großer Mengen an Wasser, das in drei unterschiedlichen Phasen vorhanden ist. Wasser ist sowohl als Wasserdampf als auch als Kondensat (Wolken und Niederschlag) essenziell für Wetter und Klima. Die raumzeitliche Verteilung von Wasserdampf und kondensiertem Wasser beeinflusst dabei auch die Strömungsentwicklung sowie deren Vorhersagbarkeit: Einerseits ändert sich das Fehlerwachstum in einer feuchten Atmosphäre im Vergleich zum trockenen Szenario, andererseits können in aktuellen Vorhersagemodellen viele Wolkenprozesse nur in sehr vereinfachter Form abgebildet werden. Am Beispiel von hochreichender Konvektion und dem warmen Transportband (*warm conveyor belt*) in extratropischen Zyklonen werden essenzielle Komponenten des Einflusses von Wolken auf die Vorhersagbarkeit diskutiert und der aktuelle Stand der Forschung zusammengefasst. Dabei wird deutlich, dass der Einfluss von Wolken- und Niederschlagsprozessen auf Vorhersagen und Vorhersagbarkeit außer Frage steht, viele Aspekte aber auch noch unzureichend verstanden und quantifiziert sind.

### Summary

An essential characteristic of the Earth's atmosphere is the presence of large quantities of water, which exists in three different phase states. Water is essential for weather and climate, both as water vapour and as condensate (clouds, precipitation). The spatio-temporal distribution of water vapour and cloud condensate impacts the flow evolution and its predictability: On the one hand, error growth in moist flow differs fundamentally from error growth in dry flow, on the other hand side current forecast systems contain only a very simplified representation of cloud processes. Focussing on two essential components of mid-latitude weather, deep convection and warm-conveyor belts, we discuss key components of the interaction between clouds, dynamics and predictability according to the current state of knowledge. This illustrates that clouds and precipitation are quintessential for understanding the flow evolution and its predictability, but also that there are many open questions.

### 1 Einleitung

Wolken und Niederschlag sind dominierende Elemente in der menschlichen Wahrnehmung von Wetter. Daher und aufgrund ihrer sozioökonomischen Relevanz, beispielsweise in Hinblick auf Wasserressourcen und erneuerbare Energien, sind Wolken und Niederschlag essenzielle Variablen in Wettervorhersagesystemen. Darüber hinaus beeinflussen Wolken unmittelbar die möglichen Strömungsszenarien, da Wolkenbildung mit einem Phasenübergang von Wasserdampf zu flüssigem Wasser oder Eis und damit mit der Freisetzung von latenter Wärme verbunden ist. Der Phasenübergang bedeutet zum einen eine Dichteänderung des Gesamtsystems Luft-Wasserdampf-Kondensat und zum anderen eine diabatische Temperaturänderung. Dies verändert den Auftrieb einzelner Luftpakete und ermöglicht Vertikalbewegungen, die in einem trockenen System nicht

möglich wären. Neben dem Phasenübergang von Wasser treten in der Atmosphäre noch andere diabatische Prozesse auf, vor allem Turbulenz und Strahlungsprozesse. Diese diabatischen Prozesse beeinflussen ebenfalls die Strömungsentwicklung und sind oftmals aber nicht ausschließlich mit Wolken verknüpft.

Die Rolle von Wolkenprozessen für die Entwicklung des Atmosphärenzustands bedeutet auch einen Einfluss auf die Vorhersagbarkeit der zukünftigen Entwicklung des Wettergeschehens. Dabei stehen vor allem folgende Aspekte im Zentrum:

- Größere Unsicherheit im Ist-Zustand der Atmosphäre zum Beginn einer Vorhersage (zusätzliche Zustandsvariablen müssen abgeschätzt werden, vor allem Wasserdampf).

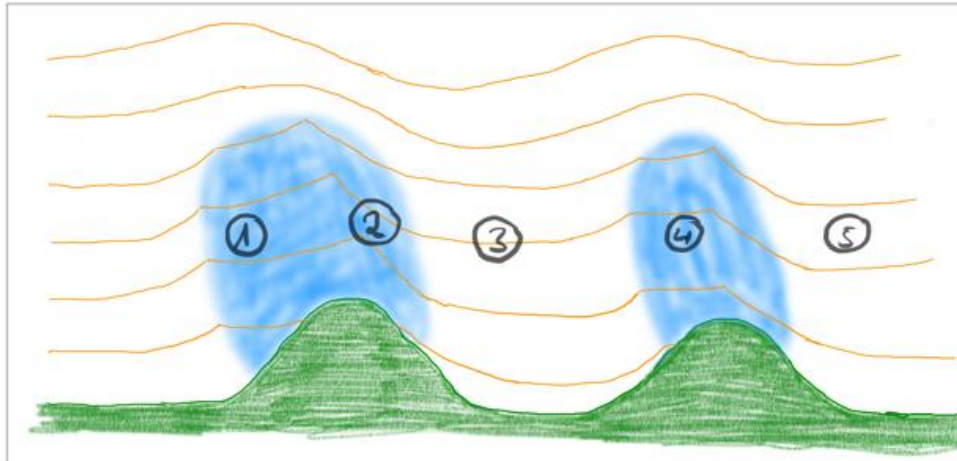


Abbildung 4-1: Illustration zum Einfluss von Wolken auf die Strömung am Beispiel einer laminaren Strömung über zwei Hügel. Die orangefarbenen Linien repräsentieren Isentropen, die blaue Schattierung Wolken. Die Strömungssituation an den mit 1–5 markierten Stellen ist im Text erläutert.

- Größere Modellunsicherheit, da die Repräsentation von Wolkenprozessen und ihren Interaktionen mit Turbulenz und Strahlungsprozessen mit großen Unsicherheiten verknüpft ist.
- Veränderte Strömungsentwicklung und dadurch ein Wachstum von Vorhersagefehlern.

Diabatische Prozesse beziehungsweise damit verknüpfte Modellfehler verändern die Strömungsentwicklung direkt nur in Regionen, in denen sie auftreten. Sie können aber außerhalb dieser Region über trockenadiabatische Prozesse oder über veränderte Strahlungsflüsse, die auf durch die Wolke veränderte Vertikalprofile von Spurenstoffen (z. B. Wasserdampf und Aerosole) zurückgehen, weiter anwachsen.

Zur Illustration des Fehlerwachstums betrachten wir eine orographische Strömungssituation (Abbildung 4-1). Der erste Hügel erzwingt Hebung und damit Wolkenbildung. Durch die freiwerdende latente Wärme ändert sich die Stratifizierung in der Wolke und damit auch die mögliche Hebung (1). Wolkenmikrophysikalische Prozesse, d. h. die Interaktion zwischen Wolkenpartikeln, bestimmen die Niederschlagsbildung. Strahlungsflüsse und dadurch bedingte lokale Heizraten werden durch die Wolke verändert – in Abhängigkeit von der mikro- und makrophysikalischen Struktur der Wolke. Nach dem Hügel verdunstet das übrige Wolkenkondensat (2). Im Vergleich zu vor dem Hügel und im Vergleich zu einer trockenen Strömungssituation ist der thermodynamische Zustand der Atmosphäre verändert – in der Abbildung repräsentiert durch einen größeren Abstand der Isentropen in der unteren Troposphäre (3). Trifft die Strömung nun auf den zweiten Hügel, bildet sich erneut eine Wolke, allerdings hängt die nötige Hebung von der verbliebenen Feuchte ab (4). Letztere wird durch die Niederschlagsbildung am ersten Hügel modifiziert. Zusätzlich wird die Hebung am zweiten Hügel durch die veränderten thermodynamischen Bedingungen beeinflusst. In der zweiten Wolke laufen wiederum diabatische Prozesse ab, die

sowohl den thermodynamischen Zustand als auch den Feuchtegehalt weiter modifizieren (5).

Zusammenfassend beeinflussen Wolken als Ankerpunkt diabatischer Prozesse die Strömungsentwicklung beziehungsweise bestimmen ihre Abweichung von einem trockenadiabatischen Szenario. Die Repräsentation dieser Prozesse in Wettervorhersagemodellen ist mit relativen großen Unsicherheiten behaftet, da die charakteristischen Skalen von diabatischen Prozessen (typischerweise im Mikro- bis Millimeterbereich) einer direkten numerischen Simulation unzugänglich und nur in einem statischen Sinn repräsentiert werden können. Außerhalb der Wolke können die zusätzlichen Fehler über diabatische Prozesse weiter anwachsen und so die Vorhersagbarkeit weiter reduzieren. Insbesondere die Wasserdampfverteilung bestimmt dabei zusätzlich über das erneute Auftreten von diabatischen Regionen und somit diabatischem Fehlerwachstum.

In der aktuellen wissenschaftlichen Literatur liegt der Fokus auf der Änderung der Strömung und Vorhersageunsicherheit durch diabatische Ereignisse in einer Vorhersage. In den folgenden Abschnitten gehen wir auf Modellfehler ein (Abschnitt 2) und diskutieren den Einfluss diabatischer Prozesse und Modellfehler auf die Vorhersagbarkeit von hochreichender Konvektion sowie des *Warm Conveyor Belt* (WCB) in extratropischen Zyklonen (Abschnitte 3 und 4). In Abschnitt 3 liegt der Fokus dabei auf der Wasserdampfverteilung in der Atmosphäre und in Abschnitt 4 auf der (thermo-)dynamischen Struktur. Offene Aspekte und zukünftige Forschungsarbeiten werden im Abschnitt 5 diskutiert.

## 2 Repräsentation von Wolkenmikrophysik in numerischen Modellen

Die Darstellung von Wolken in numerischen Modellen erfordert eine Beschreibung und Vorhersage der raumzeitlichen Verteilung von Wasserdampf und kondensiertem

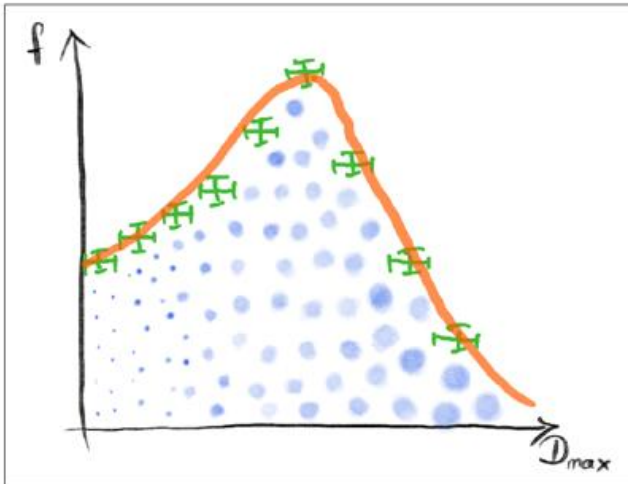


Abbildung 4-2: Repräsentation von Wolkenpartikelpopulationen als Anzahl Partikel je Partikelgröße  $f(D_{\max})$ . Die einzelnen Hydrometeore werden nach ihrer geometrischen Größe  $D_{\max}$  sortiert (blaue Punkte), die Anzahl in bestimmten Größenbereichen bestimmt (grüne Marker) und für die Verwendung im Modell an eine analytische Funktion gefittet (orangefarbene Linie).

Wasser, d. h. Wasser- und Eiskügelchen. Die Anzahl dieser Partikel, sogenannte Hydrometeore, in einem gegebenen Luftvolumen ist zwar mehrere Größenordnungen kleiner als die Anzahl Luft- oder Wasserdampfmoleküle, aber dennoch zu groß um partikelweise untersucht (und im Modell repräsentiert) zu werden. Es wird auf eine Kategorisierung der Partikel über ihre (maximale) geometrische Dimension  $D_{\max}$  zurückgegriffen. Die Partikelanzahl als Funktion der Partikelgröße  $f(D_{\max})$  bezeichnet man damit als „Größenverteilung“ (Abbildung 4-2).

### 2.1 Momentenrepräsentation von Größenverteilungen

Die Größenverteilung ist konzeptionell eine kontinuierliche Funktion. Manche Modelle verwenden zur Beschreibung der Wolkenpartikel diskrete Größenverteilungen (analog zu den Beobachtungen), bei denen für einen gewissen Größenbereich ein bestimmter Wert definiert ist (*binned sized distribution*, grüne Linien in Abbildung 4-2). Dies ist aber mit hohem rechnerischem Aufwand verbunden, weswegen für viele globale, regionale und insbesondere für Ensemblevorhersagen vereinfachte Beschreibungen gewählt werden. Dabei wird die Größenverteilung durch eine analytische Funktion  $f(D_{\max})$ , oft eine verallgemeinerte Gamma-Funktion, approximiert (orangefarbene Linie in Abbildung 4-2). Die frei wählbaren Parameter in  $f(D_{\max})$  werden dann entweder fest vorgegeben oder als sich zeitlich entwickelnde Parameter angesehen. Die für letzteres verwendeten Gleichungen beschreiben jedoch oft nicht direkt die freien Parameter, sondern sogenannte Momente der Verteilungsfunktionen, die eine direkte physikalische Bedeutung haben und aus denen sich die freien Parameter bestimmen lassen:

$$M^n = \int_0^{\infty} D_{\max}^n f(D_{\max}) dD_{\max} \quad (1)$$

Dabei ist z. B. das nullte Moment ( $n = 0$ ) die Gesamtanzahl der Partikel in einem Volumen und das dritte Moment ( $n = 3$ ) ist proportional zur Gesamtmasse der Wolkenpartikel. Die Anzahl der Momente  $n$ , die in einem Modell als prognostische Variablen beschrieben werden, ist ausschlaggebend für die Komplexität der darstellbaren Prozesse und wird häufig im Namen eines Mikrophysikschemas angegeben. So wird beispielweise in einem Ein-Momenten-Schema, das nur die Gesamtmasse der Partikel (drittes Moment) als prognostische Variable behandelt, die Partikelanzahl sowie die Breite der Verteilung vorgeschrieben. Die meisten in der operationellen Vorhersage verwendeten Modelle beinhalten ein Ein-Momenten-Schema, in der Forschung werden aktuell oft Zwei-Momenten-Schemen verwendet.

### 2.2 Unsicherheiten in der Repräsentation von wolkenmikrophysikalischen Prozessen

Die Wolkenmikrophysik beschreibt, wie sich eine gegebene Größenverteilung aufgrund physikalischer Prozesse, d. h. Neubildung, Wachstum und Ausfällen von Hydrometeoren sowie Kollisionen zwischen verschiedenen Hydrometeoren, entwickelt. Zusätzlich verändert sich die Größenverteilung durch Transport mit dem Wind, z. B. durch lokale Konvergenz oder Divergenz, sowie Mischungsprozesse. Während Partikelinteraktionen auf Skalen im Nano- bis Mikrometerbereich ablaufen, haben die strömungsdynamischen Prozesse, die zur Bildung von Wolken und ihrem Transport führen, typischerweise Längenskalen von einigen hundert Metern bis tausende Kilometer. Mit den aktuellen oder in absehbarer Zukunft zu erwartenden Rechenmöglichkeiten ist es damit nicht möglich, die wolkenmikrophysikalischen Prozesse explizit zu berechnen. Zudem stehen auch nicht die nötigen Beobachtungsdaten zur Verfügung, die eine sinnvolle Initialisierung eines solch hochauflösenden Modells ermöglichen würden. Daher werden sogenannte Parametrisierungen verwendet, die eine statistische Vorhersage der zu erwartenden Änderung in der Größenverteilung basierend auf der raumzeitlichen Verteilung der atmosphärischen Zustandsvariablen vornehmen. Im Allgemeinen wird dabei der Erwartungswert repräsentiert. Da weder die Prozesse, die die Größenverteilung verändern, vollständig verstanden sind, noch eine Theorie zur statistischen Beschreibung der Prozesse existiert, sind die existierenden Parametrisierungen als unsicherheitsbehaftet anzusehen. In der Betrachtung der Fehler in Vorhersagen, die aus der Verwendung von Parametrisierungen resultieren, unterscheidet man systematische Unsicherheiten und parametrische Unsicherheiten.

- **Systematische Unsicherheiten** umfassen dabei die Unsicherheit in der Repräsentation, die durch eine nicht bekannte Form der Abhängigkeit oder vernachlässigte, nicht repräsentierte Prozesse entsteht. Zum Beispiel führt die gewählte Approximation der Partikelgrößenverteilung eine systematische Unsicherheit in die Modelle ein, da sich bestimmte Veränderungen der Größenverteilung nicht mehr abbilden lassen: In einem Ein-Momenten-

Schema sind keine Änderungen in der Partikelanzahl möglich, in einem Zwei-Momenten-Schema keine Veränderung der Verteilungsbreite. Weitere Beispiele für systematische Unsicherheit sind die in vielen Modellsystemen fehlende Vorhersage der räumlichen Entwicklung von Aerosolpartikeln und ihre Interaktion mit Wolkenpartikeln sowie die Annahme, dass Übersättigung sofort, d. h. innerhalb eines Modellzeitschritts, durch Partikelwachstum abgebaut wird (*saturation adjustment*). Systematische Unsicherheiten können sehr groß sein, sind aber schwer zu quantifizieren. Im Prinzip muss erst ein vollständiges Modell vorliegen, um die durch Approximationen gemachten Fehler bestimmen zu können. Dennoch finden sich einige Beispiele in der Literatur, die einen erheblichen Einfluss z. B. einer unterschiedlichen Anzahl repräsentierter Momente (FIELD et al. 2023), einer expliziten Darstellung von Aerosol-Wolken-Wechselwirkungen (MILTENBERGER et al. 2018a), oder verschiedener Konvektionsschemata (RIVIÈRE et al. 2021) auf die modellierten Wolkenfelder demonstrieren. Aufgrund der vielfältigen anderweitigen Fehlerquellen für Vorhersagen gibt ein Vergleich mit der realen, beobachteten Entwicklung nur bedingt Einblick in systematische Modellfehler. Gibt es lange Zeitreihen von Modellsimulationen und Beobachtungen, können unter Umständen mit statistischen Methoden Hinweise auf systematische Modellfehler gefunden werden.

- **Parametrische Unsicherheiten** umfassen im Gegensatz zu den systematischen Unsicherheiten die Unsicherheit durch die Wahl spezifischer Parameterwerte in den Gleichungen. Beispielsweise wird in vielen Modellen eine charakteristische Dichte von Graupel verwendet oder ein typischer Wert für die Anzahl an Wolkenkondensationskeimen auf einer bestimmten Höhe. Parametrische Unsicherheit entsteht durch die Notwendigkeit der Auswahl eines typischen / charakteristischen Wertes für einen Parameter, wenn (a) nicht ausreichend Beobachtungen für den darzustellenden Prozess vorliegen, (b) das Resultat des darzustellenden Prozesses durch die auf dem numerischen Gitter gegebenen Variablen nicht eindeutig bestimmt ist, oder (c) der optimale Parameterwert räumlich variabel ist. Ein Beispiel für (b) ist die nicht-homogene Verteilung von Wolkenpartikeln in der Gitterbox, z. B. aufgrund von Turbulenz, die die Kollisions-effizienz der Partikel beeinflusst, aber nur schwer mit großskaligen Variablen abschätzbar ist. Eine räumliche Variabilität des optimalen Parameterwertes (c) ist oft eine Folge systematischer Unsicherheit im Modell, z. B. einer fehlenden Repräsentation der räumlichen Entwicklung der Partikeldichte oder Aerosolanzahlkonzentration. Im Allgemeinen ist die Auswahl „typischer“ Parameterwerte für die Darstellung von wolkenmikrophysikalischen Prozessen nicht trivial, da oft zu wenige oder nur einen kleinen Zustandsraum abdeckende Labor-experimente vorliegen, Feldmessungen durch viele verschiedene Variablen beeinflusst sind, und eine theoretische Grundlage zur stochastischen Repräsentation der Entwicklung von Partikelensembles fehlt.

Der Einfluss parameterischer Unsicherheiten auf die vorhergesagte Entwicklung lässt sich mit einer Anzahl von Ansätzen quantifizieren, die im Wesentlichen auf eine Großzahl von Simulationen mit unterschiedlichen Parameterwerten zurückzuführen sind (MORRIS 1991). In der aktuellen Forschung wird dabei der Ansatz verfolgt, Parameterkombinationen so auszuwählen, dass der mögliche Parameterraum statistisch optimal abgedeckt wird (*latin hypercube sampling*). Dadurch kann mit vergleichsweise geringem rechnerischem Aufwand auch die Interaktion von Änderungen in verschiedenen Parameterwerten untersucht werden. Ein weiterer Ansatz, der vor allem im operationellen Bereich zum Einsatz kommt (OLLINAHO et al. 2017), ist eine zufällige Auswahl von Parameterwerten aus einem plausiblen Wertebereich während der Modellsimulation. Beispiele für eine Analyse des Einflusses von parametrischer Unsicherheit auf die Wettervorhersage werden in den Abschnitten 3 und 4 vorgestellt.

Alle Ansätze ermöglichen nur eine relative geringe Anzahl von Parametern zu untersuchen, wobei die Auswahl der relevanten Parameter auf der subjektiven Einschätzung von Experten beruht. In den letzten Jahren wurden jedoch auch Ansätze verfolgt, die auf eine objektivere und automatisierte Parameterauswahl abzielen (HIERONYMUS et al. 2022). Ziel dieser Ansätze ist es, automatisiert – beispielsweise über Ableitung des Modellzustands nach den Parameterwerten (*tangent linear model*) – die Parameter zu finden, die in einer gegebenen Strömungslage zum stärksten Fehlerwachstum führen.

Zusammengefasst ergeben sich Unsicherheiten in der Wolkenmikrophysikrepräsentation als Kombination der gewählten Approximation der Größenverteilung sowie der Gleichungen, die deren zeitliche Entwicklung beschreiben. Letztere sind durch eine fehlende Feldtheorie für Partikelensemble sowie grundlegende physikalische Verständnislücken in Bezug auf die zugrunde liegenden Prozesse bedingt.

### 3 Wolkenprozesse, regionales Feuchtebudget und Propagation von Feuchtefehlern

Die Bildung von Wolken und Niederschlag benötigt eine ausreichende Hebung beziehungsweise Abkühlung und ausreichende Feuchteverfügbarkeit (sowie die Verfügbarkeit von Aerosolpartikeln, was zumindest für die Bildung von flüssigen Wolkenpartikeln fast überall gegeben ist). Niederschlagsbildung erfolgt durch das Anwachsen und das Ausfallen von Wolkenpartikeln. Der Einfluss von Hebung/Abkühlung und Partikelwachstum auf Wolken- und Niederschlagsbildung legt dabei nahe, dass sich sowohl Unsicherheiten in der Beschreibung des atmosphärischen Zustandes (Anfangs-/Randbedingungen) sowie in der Repräsentation mikrophysikalischer Prozesse auf Vorhersagen und ihre Unsicherheit auswirken. Zunächst fokussieren wir uns in diesem Abschnitt auf eine Betrachtung der Niederschlagsvorhersage (Abschnitt 3.1, Punkt 1 und 2 in Abbildung 4-1)

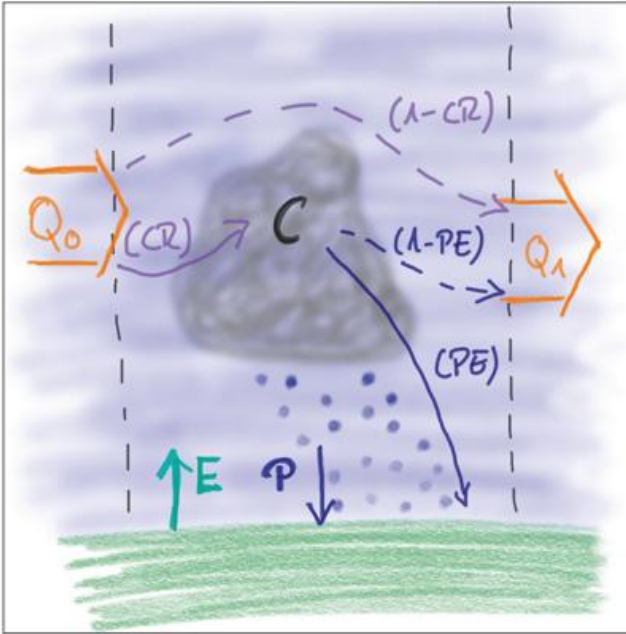


Abbildung 4-3: Illustration des regionalen Feuchtebudgets für ein Szenario mit uniformer Strömung von links nach rechts. Feuchte wird durch die Strömung in die betrachtete Region transportiert ( $Q_0$ ) und wieder aus der Region hinausgetragen ( $Q_1$ ). In der Region wird ein Teil der Feuchte (CR) durch Hebungs-/Kühlungsprozesse in Kondensat (C) umgewandelt. Wiederum ein Anteil (PE) davon erreicht den Boden als Niederschlag (P) und wird damit der atmosphärischen Säule dauerhaft entzogen. Desweiteren kann sich der Feuchtegehalt durch Evapotranspiration (E; oder Deposition) am Boden verändern.

gefolgt von einer Betrachtung der Änderung der Feuchte durch Wolken und die Vorhersagbarkeit dieser Veränderung (Abschnitt 3.2, Punkt 3 in Abbildung 4-1). Zur Illustration betrachten wir Simulationen einer Superzelle in der Münchner Region im Juni 2019. Ein hilfreiches Konzept um die Rolle von Feuchte sowie deren Veränderung durch Wolken- und Niederschlagsprozesse zu verstehen ist das regionale Feuchtebudget (Abbildung 4-3): Die Feuchte in einer be-

stimmten Region ändert sich dabei durch Advektion ( $Q_0$  und  $Q_1$ ), Verdunstungs-/Depositionsprozesse am Boden (E), und Niederschlagsbildung (P). Die Niederschlagsbildung erfolgt dabei in Wolken: Bei ausreichender Konvergenz und Hebung kondensiert zunächst Wasser (lila Pfeil). Danach wird dieses Kondensat durch wolkenmikrophysikalische Prozesse in Niederschlag umgewandelt (dunkelblauer Pfeil). Die Austrocknung einer bestimmten Luftmasse kann mit dem sogenannten *Drying Ratio* (DR) charakterisiert werden, das den Feuchtegehalt „vor“ der Wolke  $Q_0$  mit dem Feuchtegehalt „nach“ der Wolke  $Q_1$  in Relation setzt:  $DR = 1 - Q_1 Q_0^{-1}$ . Unter Vernachlässigung des Bodenfeuchteflusses E, kann R konzeptionell weiter aufgeteilt werden:  $DR = CR \cdot PE$ . Das *Condensation Ratio* (CR) beschreibt den Anteil des ursprünglichen Wasserdampfgehaltes, der kondensiert, während die *Precipitation Efficiency* (PE) den Anteil des Kondensates darstellt, der in Niederschlag umgewandelt wird. CR ist dabei primär durch (thermo-)dynamische Vorgänge, PE durch die Wolkenmikrophysik bestimmt.

### 3.1 Vorhersagbarkeit von Bodenniederschlag

Die Niederschlagsmenge in einem regionalen Szenario ist somit von der Menge des gebildeten Kondensats (charakterisiert z. B. durch CR) und die Umwandlung desselben in Bodenniederschlag (charakterisiert z. B. durch PE) beeinflusst. Somit ist zu erwarten, dass sowohl die Anfangs- und Randbedingungen via Feuchtekonvergenz als auch Wolkenphysikparameterisierung die Niederschlagsmenge beeinflussen.

Am Beispiel des Münchner Hagelsturms vom 10.06.2019 wird dies in der regional akkumulierten Niederschlagsmenge deutlich (Abbildung 4-4): Vorhersagen mit unterschiedlichen Anfangsbedingungen (Punkte mit unterschiedlicher Abszisse) weisen eine ähnliche Variabilität auf wie Vorhersagen mit einer Anfangsbedingung und veränderter Wolkenmikrophysikrepräsentation (Punkte mit identischer

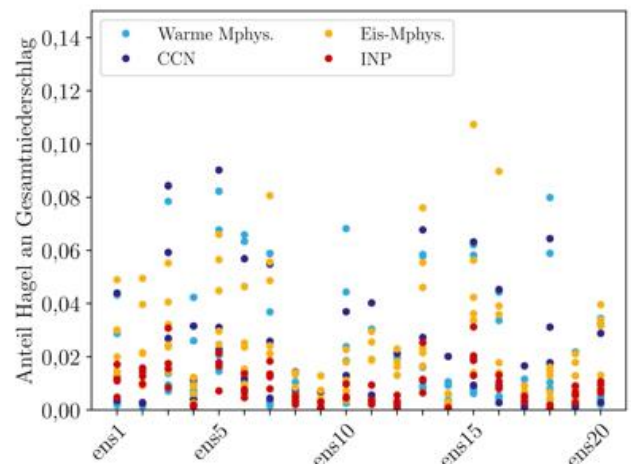
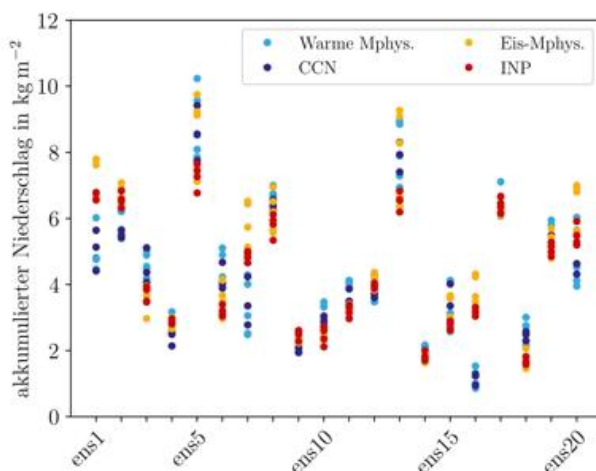


Abbildung 4-4: (links) Verteilung des akkumulierten Niederschlags im Ensemble Datensatz zum Münchner Hagelsturm vom 10.06.2019. Die verschiedenen Anfangsbedingungen sind auf der Abszisse aufgetragen, wobei die einzelnen farbigen Punkte verschiedene Gruppen von Physikparameterwerten repräsentieren. (rechts) Analog zu (links), aber für den Anteil des Gesamtniederschlags, der den Boden als Hagel erreicht.

Abszisse). In Kontrast dazu ist die Aufteilung des Bodenniederschlags in verschiedene Niederschlagsarten, beispielsweise Regen, Graupel und Hagel, weniger von der Unsicherheit in den Anfangs- und Randbedingungen abhängig. Hier ist die Variabilität in den Vorhersagen durch variierende Parametrisierungen ähnlich groß oder größer wie die durch Änderung der Anfangsbedingungen hervorgerufene (Abbildung 4-4). Für einen Fall von Konvektion entlang einer Seewind-induzierten Konvergenzzone konnte gezeigt werden, dass in regionalen Simulationen die Anfangs- und Randbedingungen einen großen Einfluss auf die Kondensatbildung (CR) haben, während Physikstörungen primär die Umwandlung in Bodenniederschlag (PE) beeinflussen (MILTENBERGER et al. 2018b). Für orographischen Niederschlag finden THOMAS et al. (2023) ein ähnliches Resultat. Da CR eng an die Hebung geknüpft ist und diese zumindest auf einer regionalen Skala aufgrund der Massenerhaltung trockener Luft im Wesentlichen durch die Anfangs- und Randbedingungen vorgegeben wird, sind die beschriebenen Abhängigkeiten von CR und PE auch in anderen meteorologischen Szenarien zu erwarten. Dies gilt jedoch nicht für die Betrachtung einzelner Wolken. Auf noch längeren Zeitskalen besteht darüber hinaus die Möglichkeit, dass mikrophysikalische Prozesse die großräumigen Konvergenzmuster verändern (siehe Abschnitt 4).

### 3.2 Vorhersagbarkeit von Änderungen im troposphärischen Feuchteprofil

Veränderungen im troposphärischen Feuchteprofil können für die der Wolke zeit- oder räumlich nachgelagerte Entwicklung relevant sein, da sie die Strahlungseigenschaften der Atmosphäre sowie eventuelle Wolkenneubildungen beeinflussen. Wie schon beim Niederschlag, ist zu erwarten, dass die Änderung des Feuchteprofils durch die meteorologischen Parameter (insbesondere durch die Hebung) sowie durch die Wolkenmikrophysik beeinflusst wird. Diese unterschiedlichen Einflüsse lassen sich gut abschätzen, wenn man die Entwicklung der Feuchte einzelner Luftpakete betrachtet. Abbildung 4-5a zeigt den Zusammenhang von Feuchteverlust  $\Delta q_i$  und Hebung für Luftmassentrajektorien. In erster Ordnung nimmt  $\Delta q_i$  mit zunehmender Hebung zu. Dabei entspricht eine zunehmende Hebung im Allgemeinen einem größeren Temperaturunterschied aufgrund der annähernd feucht-adiabatischen Temperaturabnahme in der Wolke. Die Korrelation zwischen  $\Delta q_i$  und Hebung liegt damit darin begründet, dass bei größerer Hebung mehr Kondensat gebildet wird (größeres CR), oft mehr Zeit für Niederschlagsbildung zur Verfügung steht (höheres PE), und diese Luftpakete Teil des aktivsten Bereichs der Wolke sind. Die Temperaturdifferenz gibt im Wesentlichen das maximal mögliche  $\Delta q_i$  vor. Abweichungen ergeben sich aus der Effizienz des Diffusionswachstums, der Eisbildung und dem Vorhandensein von unterkühlten Wolkentropfen (CR) sowie der Entwicklung der Größenverteilung und dem Ausfällen von Hydrometeoren (PE). Sie sind als Variabilität von  $\Delta q_i$  bei gleicher Hebung in Abbildung 4-5a sichtbar. In Modellsimulationen für orographischen Niederschlag, hochreichende Konvektion und

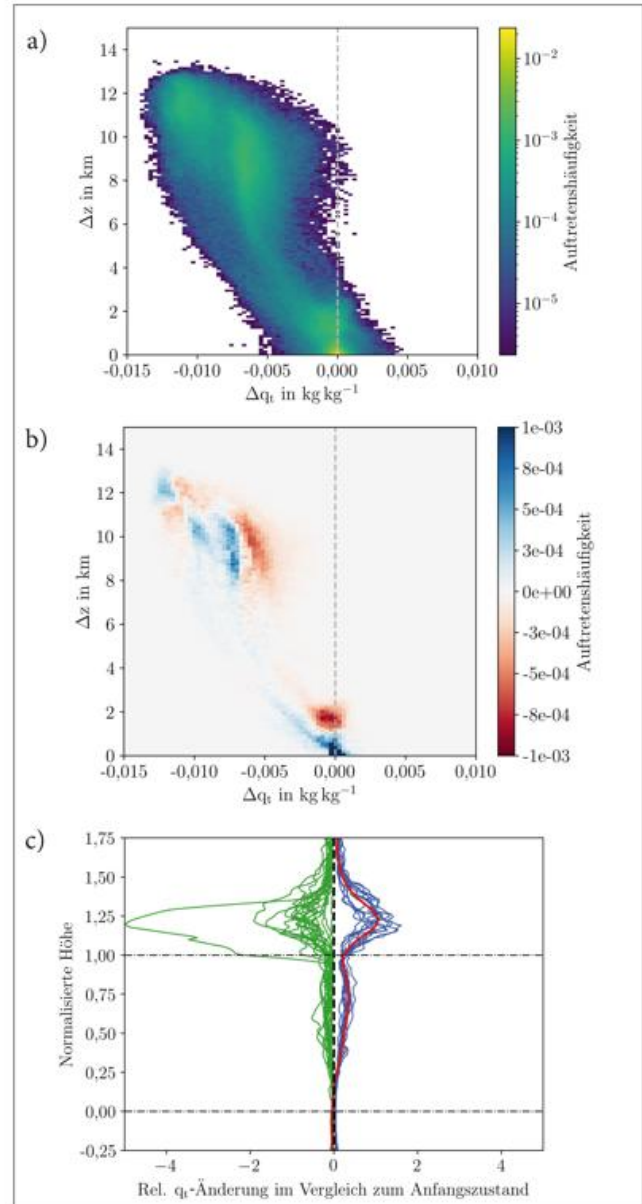


Abbildung 4-5: Illustrationen zur Feuchteänderung einzelner Luftpakete für den Münchner Hagelsturm am 10.06.2019. (a) Änderung der Feuchte (Abszisse) in Abhängigkeit der Hebung (Ordinate) für alle Trajektorien, die im Aufwindkern konvektiver Zellen aufsteigen. Die Schattierung zeigt die Häufigkeit der Variablenkombinationen im Gesamtdatensatz. (b) Unterschied in der in (a) gezeigten Verteilung, für eine Simulation mit reduzierter Wolkenkondensationskeimanzahl. Blau (rot) schattierte Bereiche entsprechen einer erhöhten (verringerten) Auftrittswahrscheinlichkeit in der Simulation mit geringerer Anzahl an Wolkenkondensationskeimen. (c) Verteilung der Änderung im Umgebungsfeuchteprofil für alle Zellen im Ensembledatensatz. Die Vertikalachse ist dabei so normiert, dass die aktive Aufstiegsregion im Bereich 0 bis 1 liegt und die (Einström-/) Ausströmregion bei normalisierten Höhen über 1 (kleiner 0). Die rote Linie zeigt die mittlere Änderung der Umgebungsfeuchte über alle konvektiven Zellen im Ensemble. Zur Analyse der Variabilität, die durch Änderungen in Mikrophysikparametrisierung oder geänderte Anfangsbedingungen generiert wird, werden zwei Szenarien betrachtet: Die Variabilität (gemessen mit dem Interquartilsabstand) zwischen Ensemblemitgliedern mit identischen Mikrophysikparametern aber unterschiedlichen Anfangsbedingungen (blaue Linien) und Ensemblemitgliedern mit identischen Anfangsbedingungen, aber unterschiedlichen Mikrophysikparametern (grüne Linien, zur besseren Visualisierung multipliziert mit -1).

frontaler Bewölkung wurde konsistent die größte Modulation von CR für sehr schnell und für langsam aufsteigende Luftpakete gefunden, wohingegen PE für schnell aufsteigende Luftpakete am geringsten ist (MILTENBERGER et al. 2015; SCHWENK und MILTENBERGER 2024).

Die Vorhersagbarkeit der Feuchteänderung wird somit durch die Vorhersagbarkeit der Hebung (Strömungsdynamik) und derjenigen der mikrophysikalischen Prozesse (Parametrisierungen) bestimmt. Beide Aspekte sind nicht unabhängig, da beispielsweise latentes Wärmen oder Kondensation Dichteänderungen und damit Änderungen im Auftrieb herbeiführen (MARINESCU et al. 2021). Ändert man beispielsweise einen Parameterwert in der Mikrophysikrepräsentation, verändert sich nicht nur die Effizienz des Feuchteverlusts, sondern auch die Verteilung der Hebung. Dies lässt sich besonders gut in der Lagrangeschen Perspektive illustrieren: Abbildung 4-5b zeigt die Verschiebung des Zusammenhangs zwischen Hebung und Feuchteverlust, die ein Modell für eine verringerte Anzahl an Wolkenkondensationskeime berechnet. Dabei erhöht sich für stark aufsteigende Trajektorien der Wasserverlust, die absolute Hebung bleibt jedoch in einem ähnlichen Bereich. Dies deutet auf eine effizientere Niederschlagsbildung hin. Bei Trajektorien mit weniger als 3 km Hebung sind dagegen Änderungen der Aufstiegshöhe festzustellen. Dies deutet auf Interaktionen zwischen Umgebungsbedingungen, Auftriebsdynamik und Mikrophysik hin und ist Gegenstand aktueller Forschung.

Ausschlaggebend für den Einfluss der Wolke auf die weitere Entwicklung sind Änderungen im Feuchteprofil relativ zum Zustand ohne Wolke, d. h. der Kombination aus Anfangszustand, Lagrangescher Feuchteänderung und differentiellem Transport. Während in aufsteigenden Luftpaketen die Feuchte abnimmt, führt die Wolke typischerweise zu einer Anfeuchtung der freien Atmosphäre, also in der weiteren Umgebung der Wolke (Abbildung 4-5c rote Linie): Dies ist besonders prägnant im Bereich des Ausströmens, d. h. der Ambossregion bei hochreichender Konvektion (normalisierte Höhe  $> 1$ ). Eine Anfeuchtung ist aber auch in der mittleren Troposphäre (normalisierte Höhe im Bereich  $0-1$ ) und unterhalb der Wolke (normalisierte Höhe  $< 0$ ) evident. In der Ambossregion ist die Anfeuchtung durch den vertikalen Feuchtetransport in der Wolke bedingt, an den Seiten der Wolke erfolgt die Anfeuchtung durch turbulente Mischung, und unter der Wolkenunterkante durch Ausfallen und Verdunsten von Wolkenpartikeln.

Die Vorhersagbarkeit der Feuchteänderung ist dabei in unterschiedlichen Bereichen durch verschiedene Faktoren dominiert. Betrachtet man Simulationen mit unterschiedlichen Mikrophysikrepräsentation (grüne Linien, multipliziert mit Faktor  $-1$  aus Darstellungsgründen) mit Simulationen mit unterschiedlichen Anfangsbedingungen (blaue Linien), so zeigt sich im Bereich des Ausströmens (normalisierte Höhe  $> 1$ ) eine etwas größere Variabilität für Änderungen in der Mikrophysik. Im Bereich des aktiven Aufwindes (normalisierte Höhe im Bereich  $0-1$ ) ist die Variabilität zwischen

Simulationen mit unterschiedlichen Anfangsbedingungen deutlich größer.

Unsicherheiten in der Repräsentation der Wolkenmikrophysik sowie den Anfangs-/Randbedingungen modifizieren die Interaktion der Wolke mit ihrer Umgebung und tragen damit zu einem Fehlerwachstum über den direkten Einfluss auf die mikrophysikalische Entwicklung in der Wolke hinaus bei.

#### 4 Wolkenprozesse und gröberskalige Zirkulation

Wolkenprozesse verändern die Strömung mittelbar durch ihre Relevanz für die Dichte und den internen Energiegehalt. Eine hilfreiche Größe zur Betrachtung des Einflusses von Wolkenprozessen auf die Strömung ist die Potenzielle Vorticity (PV). Diese verbindet thermodynamische und dynamische Eigenschaften der Atmosphäre und ist unter adiabatischen, reibungsfreien Bedingungen materiell erhalten. PV-Änderungen entlang einer Luftmassentrajektorie sind damit ein direktes Indiz für diabatische Prozesse. Auf der synoptischen Skala ist vor allem das Produkt aus der Vertikalkomponente der absoluten Rotation und Änderung im Vertikalgradienten der potenziellen Temperatur relevant. Propagiert ein Luftpaket durch eine Wolke, wird die latente Freisetzung direkt über der Wolkenbasis erst zu- und dann abnehmen (Temperaturabhängigkeit des Sättigungsdampfdrucks, Abbildung 4-6). Das latente Heizen ermöglicht unter anderem den Vertikaltransport von Feuchte und anderen Spurenstoffen im mit extratropischen Zyklonen assoziierten *warm conveyor belt*. Zusätzlich bewirkt das latente Heizen eine Änderung der PV: Bevor das Luftpaket das Heizmaximum passiert, ist der Vertikalgradient des latenten Heizens positiv, das heißt die PV nimmt zu. Nach Passieren des Heizmaximums ist der Vertikalgradient negativ und die PV nimmt wieder ab. Es wurde gezeigt, dass PV-Anomalien, die durch diabatische Prozesse im Umfeld

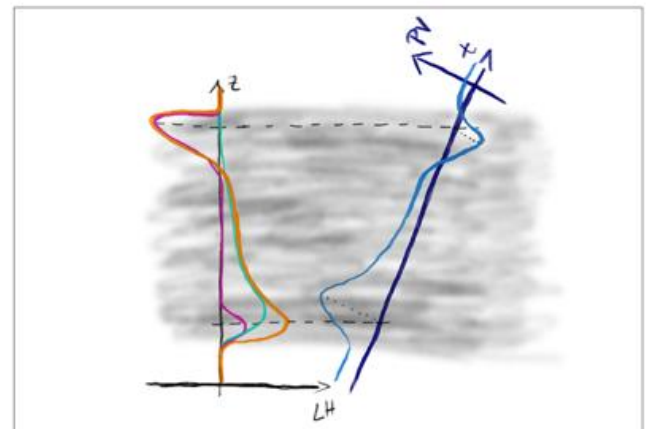


Abbildung 4-6: Illustration des Zusammenhangs von latentem Heizen (LH) und PV-Änderungen. Die graue Schattierung zeigt eine Wolke; die orangefarbene Linie ein typisches Eulersches Heizprofil basierend auf Phasenübergängen (türkis) und Strahlungsprozessen (violett). Das zweite Koordinatensystem folgt einem Luftpaket und zeigt die Lagrangesche PV-Entwicklung (blaue Linie).

von extratropischen Zyklonen entstehen, einen Einfluss auf die Entwicklung der Zyklonen und deren Stärke haben können (z. B. BÜELER und PFAHL 2017). Besonders entscheidend ist die in der unteren Troposphäre durch Wolkenbildung induzierte positive PV-Anomalie und ihre relative Position zu der mit dem Trog assoziierten positiven PV-Anomalie in der Tropopausenregion. Neben dem Phasenübergang, können auch Strahlungsprozesse und Impulsflüsse die PV verändern. Beispielsweise bewirkt die langwellige Ausstrahlung an der Wolkenoberkante ein lokales Minimum in der Heizrate und damit eine PV-Modifikation (Abbildung 4-6). Es wurde gezeigt, dass strahlungsgetriebene PV-Modifikationen ebenfalls Auswirkungen auf die Entwicklung extratropischer Zyklonen haben (KESHTGAR et al. 2023). Auf der Mesoskala sind zudem horizontale Heizgradienten relevant, die bei raumzeitlicher Aggregation die synoptische Strömung beeinflussen können (OERTEL et al. 2020; HARVEY et al. 2020).

Für die Vorhersagbarkeit der synoptisch-skaligen Strömung sind damit sowohl die Anfangsbedingungen, als auch die Repräsentation diabatischer Prozesse von Bedeutung. Die in der PV-Perspektive offensichtliche direkte Verknüpfung von großräumiger Strömung und lokalem diabatischen Heizen ermöglicht Fehlerwachstum von der lokalen auf die synoptische Skala. Für extratropische Zyklonen wurden systematische Unterschiede in der Rückenbildung in Abhängigkeit der Modellphysik nachgewiesen (z. B. JOOS und FORBES 2016; MAZOYER et al. 2021, 2023) mit Einfluss auf die weitere Rossby-Wellen-Dynamik. Im Folgenden betrachten wir die Studie von OERTEL et al. (2025) zum relativen Einfluss von Mikrophysikstörungen und Unsicherheiten in den Anfangsbedingungen (hier Meeresoberflächentemperatur und damit verknüpft Grenzschichtfeuchte in der WCB-Einströmregion).

#### 4.1 Aufstiegsverhalten

Das latente Heizen im warmen Transportband ermöglicht den Aufstieg von grenznahen Luftschichten in Tropopausennähe über viele Isentropen hinweg. Für den von OERTEL et al. (2025) untersuchten Fall beeinflussen vor allem Unsicherheiten in der Meeresoberflächentemperatur (*Sea Surface Temperature*, SST) den Gesamttransport an Luft, welcher durch die Anzahl aufsteigender WCB-Trajektorien quantifiziert ( $N_{tra}$ ) wird (Abbildung 4-7). Allerdings ist hier die Amplitude der SST-Unsicherheiten essentiell: für kleinere Unsicherheiten ( $\Delta SST < 0,5$  K) als in aktuell verfügbaren Anfangsdaten, spielen zusätzlich verschiedene Physikparameter (Anzahl von Wolkenkondensations- und Eiskeimen) eine vergleichbare Rolle. Desweiteren wird der Anteil an sehr rasch aufsteigenden Trajektorien (600 hPa Aufstieg in unter 3 h,  $f_{3h}$ ) durch Annahmen im Kondensationswachstum der Wolkentropfen beeinflusst. Unsicherheiten in der Mikrophysikrepräsentation beeinflussen darüber hinaus stark die instantane Vertikalwindverteilung in der Kaltphasenregion der WCB-Wolken (Lufttemperatur  $T < 273$  K,  $w_{cp}$ ). Dabei sind Parameter, die für die Existenz von unterkühlten Wolkentropfen und der Vereisung der

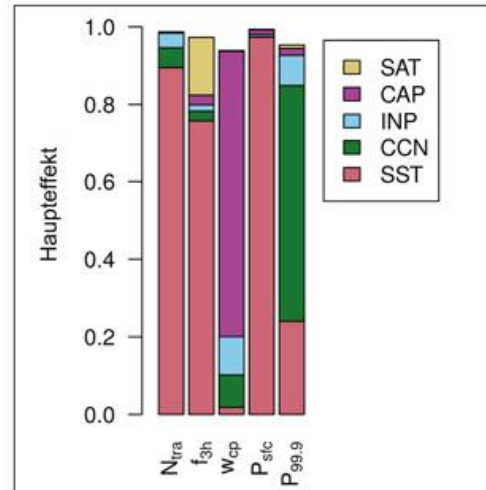


Abbildung 4-7: Resultate aus einer Ensemblesimulation einer WCB-Fallstudie im Oktober 2016. Im Ensemble wurden Parameter in der Beschreibung der Sättigungsadjustierung (SAT), der Kapazität von Eispartikeln (CAP), der heterogenen Eisbildung (INP), der Anzahl Wolkenkondensationskeime (CCN) und der Meeresoberflächentemperatur (SST) verwendet. Die Farbkodierung zeigt dabei die Varianz in der Zielvariable, die durch einen bestimmten Parameter erklärt wird. Gezeigte Zielvariablen sind von links nach rechts: Anzahl WCB-Trajektorien ( $N_{tra}$ ), Anteil der WCB-Trajektorien mit einer Aufstiegszeit unter drei Stunden ( $f_{3h}$ ), Vertikalwindgeschwindigkeit im Misch-/Eisphasenbereich ( $w_{cp}$ ), 72 h akkumulierter Niederschlag ( $P_{sfc}$ ) und 99,9. Perzentil der Bodenniederschlagsrate ( $P_{99.9}$ ).

Wolken relevant sind, dominant. Die Vertikalwindstruktur in diesem Bereich kann die relative Bedeutung verschiedener mikrophysikalischer Prozesse für die Niederschlagsbildung verändern, beispielsweise eine größere Bedeutung von Bereifungsprozessen bei größerem  $w_{cp}$ . Die bildet sich unter anderem in den Niederschlagsraten (z. B. das 99,9. Perzentil;  $P_{99.9}$ ) und der räumlichen Niederschlagsverteilung am Boden ab.

#### 4.2 Großräumige Strömung

Über ihren Einfluss auf das latente Heizprofil können Mikrophysikstörungen prinzipiell Einfluss auf die PV-Verteilung in der tropopausennahen Ausströmung des *warm conveyor belt* haben. OERTEL et al. (2024) analysieren für eine WCB-Fallstudie die Variabilitätsmuster der Strömung auf 300 hPa. Diese werden durch die Unsicherheit in der Meeresoberflächentemperatur dominiert, wie sich basierend auf dem dominanten Einfluss auf den Luftmassenaustausch schon erwarten lässt. Allerdings wurde auch ein systematischer Einfluss von Kondensations- und Eiskristallkeimen gefunden, der bei reduzierter Unsicherheit in den Meeresoberflächentemperaturen dominieren dürfte. Inwiefern sich diese Resultate auf andere WCB-Fälle verallgemeinern lassen, ist Gegenstand aktueller Forschung. Ebenso wird die Frage nach dem weiteren, d. h. zeitlich längerfristigen Einfluss der induzierten tropopausennahen Strömungs- und Feuchtevariabilität sowie die Rolle von Interaktionen der Feuchtevariabilität mit Strahlungsprozessen erforscht.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

Die zu erwartende raumzeitliche Verteilung von Wolken und Niederschlagsprozessen ist durch die Vorhersagbarkeit der atmosphärischen Strömung beeinflusst, zugleich beeinflussen Wolken aber selbst die Vorhersagbarkeit durch diabatische Modifikationen der Strömung und Unsicherheiten in der Repräsentation von Wolkenprozessen in Vorhersagemodellen. Im Allgemeinen sind Wolkenprozesse weniger gut vorhersagbar als trockene Strömungssituationen. Dabei modifizieren Wolken das Fehlerwachstum über die Lebensdauer einzelner Wolken hinaus durch eine veränderte Feuchteverfügbarkeit und eine veränderte thermodynamische Struktur der Atmosphäre (z. B. PV-Anomalien).

Der relative Beitrag von Unsicherheiten in den Anfangs- und Randbedingungen und von Repräsentationsfehlern in der Wolkenphysik ist sehr wahrscheinlich abhängig von der Strömungslage und den betrachteten Variablen. In den vergangenen Jahren konnte dieser relative Beitrag quantifiziert werden (basiert auf Fallstudien): Bodenniederschlag und die regional integrierte Hebungsprozesse scheinen auf einer Zeitskala von 1–3 Tagen durch die großräumige Strömungslage charakterisiert zu sein. Die horizontale Niederschlagsverteilung, die Niederschlagsintensität sowie die vertikale Umverteilung von Feuchte sind jedoch stark von Unsicherheiten in der Repräsentation der Wolkenmikrophysik beeinflusst. Der Einfluss diabatischer Prozesse auf die großräumige Strömung wurde für verschiedene Fälle demonstriert, jedoch dominieren in den (wenigen) bisher betrachteten Fällen die aktuell bestehenden Unsicherheiten in Anfangs- und Randbedingungen über Unsicherheiten in der Wolkenphysikrepräsentation.

Das Verständnis der Rolle von Wolken und Niederschlagsprozessen auf die Vorhersagbarkeit ist momentan allerdings erst sehr bruchstückhaft vorhanden und es bleiben noch viele offenen Fragen bestehen. Vom Standpunkt der Modellentwicklung stellt sich insbesondere die Frage, wie man mit dem Fehlen einer allgemeingültigen Repräsentation von Wolkenprozessen umgehen soll und wie diesem Umstand in Vorhersagesystemen adäquat Rechnung getragen wird. In den letzten Jahren deutete sich eine Entwicklung in Richtung stochastischer Schemata an, die eine a-priori Auswahl von konstanten Parametersets vermeiden (THOMPSON et al. 2021). Das physikalische Verständnis der Prozesse, die dem Einfluss von Wolkenprozessen auf die Vorhersagbarkeit zugrunde liegen, ist in vielen Bereichen noch bruchstückhaft vorhanden oder unzureichend quantifiziert. Zum Beispiel ist das Wachstum von Feuchtefehlern (SEYFERT 2021) sowie deren Strahlungsinteraktion und das damit einhergehende weitere Fehlerwachstum (KESHTGAR et al. 2023) noch kaum untersucht. Ebenso spärlich quantifiziert ist die Rolle von horizontalen Gradienten in den diabatischen Heizraten und ihre Verknüpfung mit der Entwicklung der tropopausennahen Strömung (Strahlstrom; BUKENBERGER et al. 2023). Die Rolle von Strukturbildung in Wolken, die in idealisierten Studien und Wolkenbildern dokumentiert ist, ist für die Interaktion

zwischen Wolken und Strömungsdynamik (sowie die Vorhersagbarkeit) weitgehend unerforscht. Diese Prozesse sind in bestehenden globalen Modellen nicht berücksichtigt und können in hochaufgelösten Modellen nur bedingt reproduziert werden. Eine weitere offene Fragestellung betrifft die Rolle von Aerosolvariabilität für Vorhersagen und Vorhersagbarkeit. Heutige operationelle Systeme repräsentieren diese Variabilität nicht (beziehungsweise nur eine saisonale Variabilität). Gegenstand aktueller Forschung ist die Untersuchung, ob dies mit systematischen Fehlvorhersagen in bestimmten Strömungslagen einhergeht.

Dass Wolken und Niederschlagsprozesse Vorhersagen und Vorhersagbarkeit beeinflussen steht außer Frage, ebenso wie das Fehlen einer allgemeingültigen Repräsentation der Wolkenprozesse in numerischen Wettervorhersagemodellen. Die Auswirkungen einer stark vereinfachten Wolkenrepräsentation auf Vorhersagen ist für einzelne Fälle quantifiziert, viele Fragen bleiben jedoch offen und stehen im Fokus aktueller Forschung.

## Literatur

- BÜELER, D., PFAHL, S., 2017: Potential Vorticity Diagnostics to Quantify Effects of Latent Heating in Extratropical Cyclones. Part I: Methodology. *Journal of the Atmospheric Sciences* **74**, 3567–3590, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-17-0041.1>.
- BUKENBERGER, M., RÜDISÜHLI, S., SCHEMM, S., 2023: Jet stream dynamics from a potential vorticity gradient perspective: The method and its application to a kilometre-scale simulation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 2409–2432, <https://doi.org/10.1002/qj.4513>.
- FIELD, P. R., HILL, A., SHIPWAY, B., FURTADO, K., WILKINSON, J., MILTENBERGER, A., GORDON, H., GROSVENOR, D.P., STEVENS, R., VAN WEVERBERG, K., 2023: Implementation of a double moment cloud microphysics scheme in the UK met office regional numerical weather prediction model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 703–739, <https://doi.org/10.1002/qj.4414>.
- HARVEY, B., METHVEN, J., SANCHEZ, C., SCHÄFLER, A., 2020: Diabatic generation of negative potential vorticity and its impact on the North Atlantic jet stream. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **146**, 1477–1497, <https://doi.org/10.1002/qj.3747>.
- HIERONYMUS, M., BAUMGARTNER, M., MILTENBERGER, A., BRINKMANN, A., 2022: Algorithmic differentiation for sensitivity analysis in cloud microphysics. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* **14**, e2021MS002849, <https://doi.org/10.1029/2021MS002849>.
- JOOS, H., FORBES, R.M., 2016: Impact of different IFS microphysics on a warm conveyor belt and the downstream flow evolution. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**, 2727–2739, <https://doi.org/10.1002/qj.2863>.

- KESHTGAR, B., VOIGT, A., HOOSE, C., RIEMER, M., MAYER, B., 2023: Cloud-radiative impact on the dynamics and predictability of an idealized extra-tropical cyclone. *Weather and Climate Dynamics* **4**, 115–132, <https://doi.org/10.5194/wcd-4-115-2023>.
- MARINESCU, P.J., VAN DEN HEEVER, S.C., HEIKENFELD, M., BARRETT, A.I., BARTHLOTT, C., HOOSE, C., FAN, J., FRIDLIND, A.M., MATSUI, T., MILTENBERGER, A.K., STIER, P., VIE, B., WHITE, B.A., ZHANG, Y., 2021: Impacts of varying concentrations of cloud condensation nuclei on deep convective cloud updrafts – a multimodel assessment. *Journal of the Atmospheric Sciences* **78**, 1147–1172, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-20-0200.1>.
- MAZOYER, M., RICARD, D., RIVIÈRE, G., DELANOË, J., ARBOGAST, P., VIÉ, B., LAC, C., CAZENAVE, Q., PELON, P., 2021: Microphysics impacts on the warm conveyor belt and ridge building of the NAWDEX IOP6 cyclone. *Monthly Weather Review* **149**, 3961–3980, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-21-0061.1>.
- MAZOYER, M., RICARD, D., RIVIÈRE, G., DELANOË, J., RIETTE, S., AUGROS, C., BORDERIES, M., VIÉ, B., 2023: Impact of mixed-phase cloud parameterization on warm conveyor belts and upper-tropospheric dynamics. *Monthly Weather Review* **151**, 1073–1091, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-22-0045.1>.
- MILTENBERGER, A.K., FIELD, P.R., HILL, A.A., ROSENBERG, P., SHIPWAY, B.J., WILKINSON, J.M., SCOVELL, R., BLYTH, A.M., 2018a: Aerosol-cloud interactions in mixed-phase convective clouds – Part 1: Aerosol perturbations. *Atmospheric Chemistry and Physics* **18**, 3119–3145, <https://doi.org/10.5194/acp-18-3119-2018>.
- MILTENBERGER, A.K., FIELD, P.R., HILL, A.A., SHIPWAY, B.J., WILKINSON, J.M., 2018b: Aerosol-cloud interactions in mixed-phase convective clouds – Part 2: Meteorological ensemble. *Atmospheric Chemistry and Physics* **18**, 10593–10613, <https://doi.org/10.5194/acp-18-10593-2018>.
- MILTENBERGER, A.K., SEIFERT, A., JOOS, H., WERNLI, H., 2015: A scaling relation for warm-phase orographic precipitation: a Lagrangian analysis for 2D mountains. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141**, 2185–2198, <https://doi.org/10.1002/qj.2514>.
- MORRIS, M.D., 1991: Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics* **33**, 161–174, <https://doi.org/10.2307/1269043>.
- OERTEL, A., BOETTCHER, M., JOOS, H., SPRENGER, M., WERNLI, H., 2020: Potential vorticity structure of embedded convection in a warm conveyor belt and its relevance for large-scale dynamics. *Weather and Climate Dynamics* **1**, 127–153, <https://doi.org/10.5194/wcd-1-127-2020>.
- OERTEL, A., MILTENBERGER, A.K., GRAMS, C.M., HOOSE, C., 2025: Sensitivities of warm conveyor belt ascent, associated precipitation characteristics and large-scale flow pattern: Insights from a perturbed parameter ensemble. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **151**, e4986, <https://doi.org/10.1002/qj.4986>.
- OLLINAHO, P., LOCK, S.-J., LEUTBECHER, M., BECHTOLD, P., BELJAARS, A., BOZZO, A., FORBES, R. M., HAIDEN, T., HOGAN, R. J., SANDU, I., 2017: Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **143**, 408–422, <https://doi.org/10.1002/qj.2931>.
- RIVIÈRE, G., WIMMER, M., ARBOGAST, P., PIRIOU, J.-M., DELANOË, J., LABADIE, C., CAZENAVE, Q., PELON, J., 2021: The impact of deep convection representation in a global atmospheric model on the warm conveyor belt and jet stream during NAWDEX IOP6. *Weather and Climate Dynamics* **2**, 1011–1031, <https://doi.org/10.5194/wcd-2-1011-2021>.
- SCHWENK, C., MILTENBERGER, A., 2024: The role of ascent timescales for warm conveyor belt (WCB) moisture transport into the upper troposphere and lower stratosphere (UTLS). *Atmospheric Chemistry and Physics* **24**, 14073–14099, <https://doi.org/10.5194/acp-24-14073-2024>.
- SEYFERT, A., 2021: Error growth of atmospheric moisture in the IFS ensemble. MSc Thesis, Johannes Gutenberg-Universität Mainz.
- THOMAS, J., BARRETT, A., HOOSE, C., 2023: Temperature and cloud condensation nuclei (CCN) sensitivity of orographic precipitation enhanced by a mixed-phase seeder-feeder mechanism: a case study for the 2015 Cumbria flood. *Atmospheric Chemistry and Physics* **23**, 1987–2002, <https://doi.org/10.5194/acp-23-1987-2023>.
- THOMPSON, G., BERNER, J., FREDIANI, M., OTKIN, J.A., GRIFFIN, S.M., 2021: A stochastic parameter perturbation method to represent uncertainty in a microphysics scheme. *Monthly Weather Review* **149**, 1481–1497, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-20-0077.1>.

## Kontakt

JUN.-PROF. DR. ANNETTE K. MILTENBERGER  
Johannes Gutenberg-Universität Mainz  
Institut für Physik der Atmosphäre  
Johann-Joachim-Becher-Weg 21  
55128 Mainz  
amiltenb@uni-mainz.de

DR. ANNIKA OERTEL  
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)  
Institut für Meteorologie und Klimaforschung (IMKTRO)  
Wolfgang-Gaede-Strasse 1  
76131 Karlsruhe  
annika.oertel@kit.edu

PROF. DR. CORINNA HOOSE  
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)  
Institut für Meteorologie und Klimaforschung (IMKTRO)  
Wolfgang-Gaede-Strasse 1  
76131 Karlsruhe  
corinna.hoose@kit.edu

T. BIRNER, D. DOMEISEN

# 5 Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen

## Predictability on Subseasonal Time Scales

### Zusammenfassung

Vorhersagen auf Zeitskalen von zwei Wochen bis zwei Monaten (sogenannte subsaisonale Zeitskalen) stellen eine große Herausforderung dar, weil auf diesen Zeitskalen kaum noch Vorhersagbarkeit durch Anfangszustände vorhanden ist und Vorhersagbarkeit durch sich langsam verändernde Randbedingungen einen noch geringen Einfluss ausübt. Ausnahmen stellen bestimmte Anfangszustände und Konfigurationen von Randbedingungen dar (sogenannte Gelegenheitsfenster), die eine signifikant erhöhte Vorhersagegüte auf subsaisonalen Zeitskalen hervorbringen. Solche Ausnahmen entstehen durch Fernwirkung von Zirkulationsanomalien in Bereichen des Gesamtsystems, die für das Vorhersagegebiet und den vorhergesagten Prozess als näherungsweise extern betrachtet werden können. Hierzu zählen unter anderem Variabilität des stratosphärischen Polarwirbels (v. a. hervorgerufen durch plötzliche Stratosphärenwärmungen) und tropische Variabilitätsmuster (z. B. durch El-Niño-Ereignisse, die Quasi-Zweijährige-Oszillation der tropischen Stratosphäre und die Madden-Julian-Oszillation). Wir beschreiben den Stand des Wissens zur subsaisonalen Vorhersagbarkeit basierend auf diesen und anderen Fernwirkungen mit einem Fokus auf Vorhersagbarkeit in den mittleren Breiten der Nordhemisphäre.

### Summary

Skillful predictions on time scales of two weeks to two months (the so-called subseasonal forecast range) represent a major challenge, because on these time scales predictability due to initial conditions has mostly ceased and predictability due to slowly evolving boundary conditions still has a small influence. Exceptions are certain initial states and configurations of boundary conditions (so-called windows of opportunity) that produce a strongly increased prediction quality on subseasonal time scales. Such exceptions arise due to the remote effect of circulation anomalies in areas of the climate system that can be regarded as external to the forecasted area or process. These include the variability of the stratospheric polar vortex (including so-called sudden stratospheric warming events) and tropical variability patterns (e.g. due to El Niño events, the quasi-biennial oscillation, and the Madden-Julian oscillation). We describe the state of knowledge on subseasonal predictability based on these and other remote effects with a focus on predictability in the mid-latitudes of the Northern Hemisphere.

### 1 Einleitung und Einordnung des Begriffs „subsaisonale Vorhersagbarkeit“

Der Ausdruck „subsaisonal“ (*subseasonal*) bezieht sich vorwiegend auf die Zeitskalen von zwei Wochen bis zwei Monaten. Subsaisonale Vorhersagen stellen eine Brücke zwischen klassischen (mittelfristigen) Wettervorhersagen auf Zeitskalen von Tagen bis zu zwei Wochen und saisonalen Vorhersagen für Drei-Monats-Mittel der kommenden Jahreszeit (Frühling, Sommer, Herbst, Winter) dar. Subsaisonale Vorhersagen werden oft als Wochenmittel ausgegeben, da auf Vorhersagezeiträumen von mehr als zwei Wochen tagesgenaue Prognosen nicht sinnvoll sind (siehe

Abschnitt 1.1 zu probabilistischer Vorhersage sowie Beitrag 1 von SELZ und Beitrag 2 von JUDT zu den Grenzen der Vorhersagbarkeit). Zudem werden durch die hohe intrinsische Streuung der Vorhersagen auf subsaisonalen Zeitskalen meist große Vorhersage-Ensembles berechnet (mehr dazu unten).

Während mittelfristige numerische Wettervorhersagen auf Zeitskalen von wenigen Tagen eine lange Geschichte haben und seit Jahrzehnten berechnet, publiziert und verbessert werden, haben die Vorhersagen für Zeiträume von Wochen bis Monaten eine kürzere Geschichte. Lange war unklar, ob auf Zeitskalen von mehr als zwei Wochen überhaupt

Vorhersagen mit genügend hoher Vorhersagegüte möglich sind. Mit der Verbesserung der numerischen Modelle, verbesserter Methodik (z. B. Ensemblevorhersagen) und einem besseren Verständnis der auf diesen Zeitskalen wichtigen Prädiktoren wurde aber klar, dass Vorhersagen auf solchen Zeitskalen durchaus nützliche Informationen enthalten.

Generell basiert Vorhersagbarkeit zum einen darauf, dass die zukünftige Entwicklung des Systems durch einen gegebenen Anfangszustand bestimmt wird. Zum anderen beeinflussen geeignete Randbedingungen (z. B. für mittelfristige Vorhersagen der Zustand der Meeresoberflächentemperaturen, *Sea Surface Temperatures*, SSTs) die zukünftige Entwicklung des Systems. Hierbei müssen intrinsische Grenzen der durch den Anfangszustand gegebenen Vorhersagbarkeit beachtet werden: nicht zu vermeidende Unsicherheiten des Anfangszustands führen nach einer gewissen Vorhersagezeit zu so großen Unsicherheiten, dass die entsprechende Vorhersagegüte eine sogenannte Klimatologievorhersage nicht übertrifft (vgl. Beitrag 1 von SELZ). Mit anderen Worten entspricht die Streuung der möglichen Endzustände zum gewünschten Vorhersagezeitpunkt in etwa der Streuung der klimatologisch erfassten möglichen Zustände zum jeweiligen Zeitpunkt (einschließlich des Jahresgangs). Für subsaisonale Vorhersagezeiträume greift deshalb die Vorhersagbarkeit durch atmosphärische Anfangsbedingungen kaum noch. Außerdem haben die sich langsam entwickelnden SSTs und andere Randbedingungen (z. B. Meereisbedeckung) einen noch geringen Einfluss auf subsaisonalen Zeitskalen. Subsaisonale Vorhersagbarkeit ist daher von vornherein stark limitiert, zielt in erster Linie auf Witterung und Großwetterlagen ab und schwankt zeitlich und räumlich stark. Der subsaisonale Vorhersagezeitraum wurde daher lange als „Vorhersagbarkeitswüste“ (*predictability desert*) bezeichnet (VITARD et al. 2012).

Basierend auf diesen Überlegungen ist klar, dass für subsaisonale Vorhersagen speziell jene Anfangszustände und Konfigurationen von Randbedingungen von besonderem Interesse sind, die eine signifikant höhere Vorhersagegüte hervorbringen. Ist dies zu einem gegebenen Zeitpunkt der Fall, spricht man von „Gelegenheitsfenstern“ (*windows of opportunity*). Solche Anfangszustände sind typischerweise durch bestimmte großräumige Zirkulationsmuster gekennzeichnet, die durch Fernwirkung (*teleconnections*) auf das Subsystem von Interesse einen Einfluss ausüben. Solche Fernwirkungen entstehen zum einen durch Komponenten des Gesamtsystems, die außerhalb des Vorhersagegebiets liegen: zum Beispiel tropische Variabilität verbunden mit der *El Niño Southern Oscillation* (ENSO), der *Quasi-Biennial Oscillation* (QBO) oder der *Madden-Julian Oscillation* (MJO); sowie Variabilität der polaren Stratosphäre im Winterhalbjahr. Sie können aber auch durch sich langsam entfaltende Komponenten innerhalb des Vorhersagegebiets entstehen, beispielsweise durch Anomalien der Landoberfläche (Schnee- und Eisbedeckung, Vegetation und Bodenbeschaffenheit oder Bodenfeuchte) oder auch langanhaltende SST-Anomalien in den Extratropen.

### 1.1 Probabilistische Natur und Relevanz von subsaisonalen Vorhersagen

Die nicht zu vermeidenden großen Unsicherheiten der Vorhersagen auf subsaisonalen Zeitskalen werden gemeinhin durch numerische Ensemblevorhersagen erfasst: statt einer einzelnen Vorhersage aus einem gegebenen Anfangszustand werden viele ähnliche Vorhersagen berechnet, die sich nur durch kleine Störungen des Anfangszustands unterscheiden. Solche sogenannten Ensemblevorhersagen sind daher generell probabilistisch: das Ensemblemittel entspricht in etwa der wahrscheinlichsten Vorhersage, die Ensemblestreuung erfasst dagegen den Bereich an möglichen Vorhersagezuständen und dient daher der Abschätzung der Vorhersageunsicherheit.

Außerdem lassen sich aus der Ensembleverteilung beispielsweise Risiken für Extremwetterlagen berechnen (z. B. indem der Anteil des Ensembles, der Extremniederschlag produziert, bestimmt wird). Bisherige Untersuchungen haben sich größtenteils auf Vorhersagbarkeit hervorgerufen durch Signaturen im Ensemblemittel konzentriert (wie unten näher beschrieben). Aber auch robuste Signaturen der Ensemblestreuung, hervorgerufen beispielsweise durch die oben erwähnten Fernwirkungen, können ein wichtiger Faktor für die Vorhersagbarkeit sein (SPAETH et al. 2024; WU et al. 2024).

Durch Ensemblevorhersagen lässt sich das Vorhersagbarkeitsproblem auf subsaisonalen Zeitskalen illustrieren. Abbildung 5-1 zeigt beispielhaft die zeitliche Entwicklung der Verteilung der Ensemblevorhersagewerte für die 2-Meter-Temperatur über Europa. Sowohl die 4- als auch die 3-Wochen-Vorhersage zeigen eine gegenüber der Klimatologie leicht verschobene Verteilung hin zu niedrigeren Temperaturen. Diese Vorhersagen zeigen noch eine große Streuung (ähnlich groß wie die der Klimatologie), weisen jedoch nichtsdestotrotz ein signifikantes Signal auf (in diesem Fall eine negative Anomalie gegenüber der Klimatologie). Auf kürzeren Vorhersagezeiträumen von ein bis zwei Wochen, für welche die Anfangsbedingungen einen stärkeren Einfluss ausüben, ist das Verhältnis von Signal zu Rauschen (*Signal-to-Noise Ratio*, SNR) größer und es kann von einer höheren Vorhersagegüte ausgegangen werden. Das liegt in diesem Fall an der Fernwirkung der Stratosphäre, hervorgerufen durch eine sogenannte plötzliche Stratosphärenenerwärmung (*Sudden Stratospheric Warming*, SSW; BALDWIN et al. 2021), die zu Beginn der 2-Wochen-Vorhersage stattfand. Dies verursacht eine Tendenz hin zu einer negativen Anomalie der Nordatlantischen Oszillation (NAO), welche wiederum mit anomal tiefen Temperaturen über Europa einher geht (mehr Details zur Fernwirkung der Stratosphäre in Abschnitt 2.1).

Langfristige Prognosen der Großwetterlage, selbst wenn sie mit großen Unsicherheiten versehen sind, können essenziell für Ökonomie, Landwirtschaft, Energieversorgung, Gesundheitsversorgung, Versicherungen und Militär sein. Gerade probabilistische Vorhersagen mit großen Ensembles

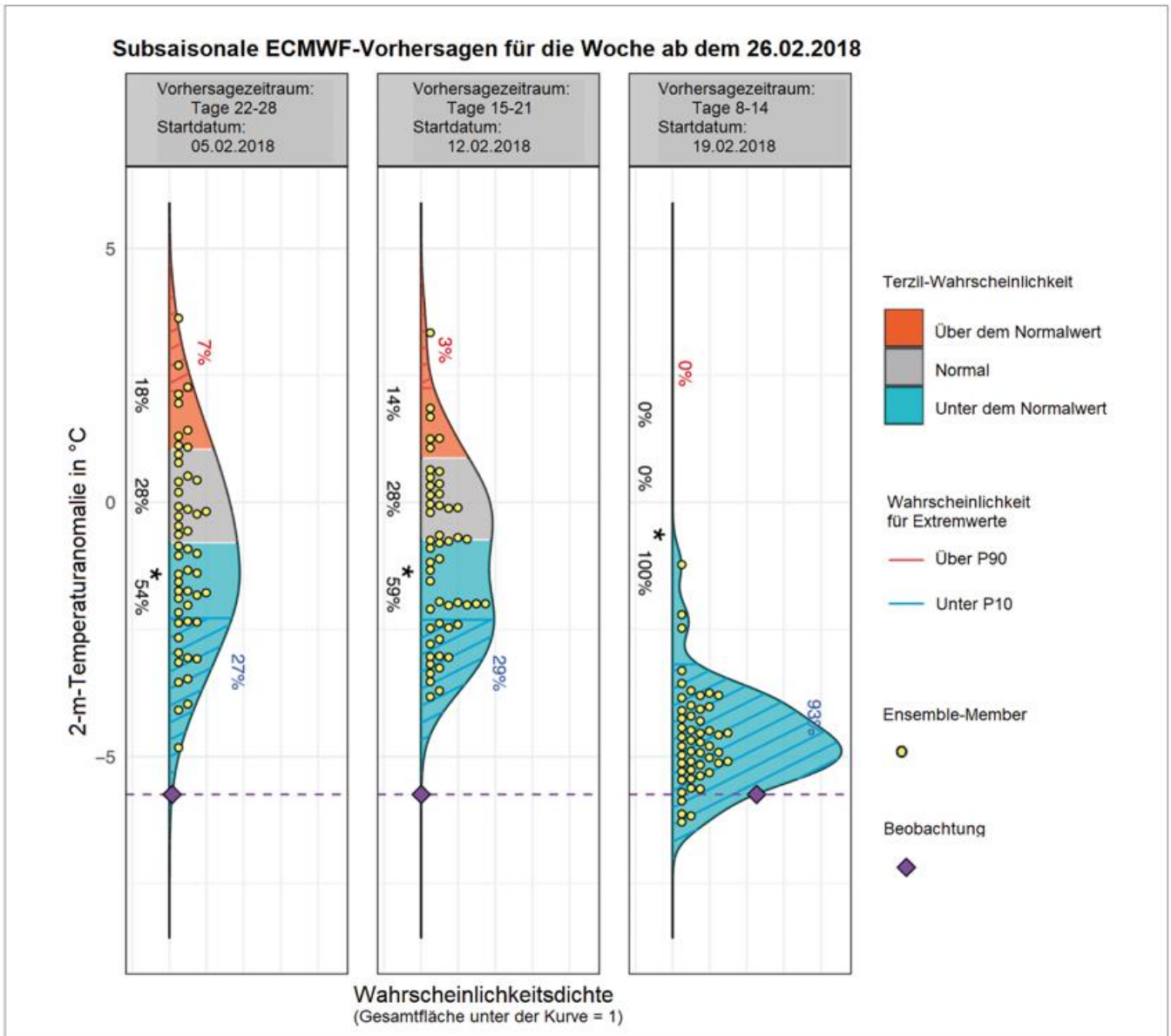


Abbildung 5-1: Verteilung der vorhergesagten 2-m-Temperaturanomalien aus dem ECMWF-Modellensemble gemittelt über die Zielwoche (26. Februar – 4. März 2018) und gemittelt über Europa, initialisiert (von links nach rechts) 4, 3 und 2 Wochen vor Beginn der Zielwoche. Die Terzilgrenzen (kälter als normal: blau; Normalbereich: grau; wärmer als normal: rot) sind in Bezug auf die zeitabhängige Modellklimatologie berechnet. Werte oberhalb des 66. Perzentils (unterhalb des 33. Perzentils) werden durch rote (blaue) Schattierung dargestellt. Graue Schattierungen stellen Werte zwischen diesen Perzentilen dar. Die gelben Punkte zeigen die 51 Ensemblemitglieder an, die für die Erstellung der Verteilung verwendet wurden. Die Extremwerte oberhalb des 90. (unterhalb des 10.) Perzentils sind schraffiert und ihre Wahrscheinlichkeiten sind durch rote (blaue) Zahlen angegeben. Die violette gestrichelte Linie stellt die über die Zielwoche gemittelte Anomalie in ERA5 dar. Aus DOMEISEN et al. 2022, Abbildung 4b, bearbeitet.

erlauben die für diese Branchen wichtigen Risikoabschätzungen. Gleichzeitig stellen die benötigten großen Ensembles eine Herausforderung dar, da

1. sie die relevanten Prozesse abdecken und ausreichend auflösen müssen,
2. konkurrierende Einflüsse (z. B. ENSO-Fernwirkung versus Bodenfeuchte) sich konstruktiv oder destruktiv überlagern können und
3. Fernwirkungen miteinander gekoppelt sein können (beispielsweise Einfluss von ENSO auf die Wahrscheinlichkeit des Eintretens eines SSW).

Punkt 1 verlangt hohe Rechenkapazitäten (am ECMWF, dem *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*, werden z. B. derzeit täglich über hundert Einzelvorhersagen innerhalb eines subsaisonalen Ensembles für einen Vorhersagezeitraum von 45 Tagen gerechnet). Außerdem benötigen diese Ensemble-Vorhersagen zusätzlich „Nachhersagen“ (*hindcast*) zum gleichen Zeitpunkt innerhalb des Jahres aus möglichst vielen zurückliegenden Jahren, um aus einer Modell-konsistenten Klimatologie pro Vorhersage Anomalien berechnen zu können. Hierfür werden am ECMWF derzeit entsprechend 11 einzelne Ensemblemitglieder für den entsprechenden Tag des Jahres der letzten 20 Jahre gerechnet.

## 1.2 Bisherige Bestrebungen zu subsaisonalen Vorhersagen

Die mittelfristige Wettervorhersage auf Zeitskalen von wenigen Tagen bis zwei Wochen hat in den letzten Jahrzehnten große Fortschritte in der Vorhersagbarkeit gemacht, unter anderem durch Verbesserungen in den Modellen und den als Anfangsbedingungen assimilierten Beobachtungen (siehe Beitrag 1 von SELZ in diesem Heft). Auch auf saisonalen Zeitskalen hat ein sehr erfolgreicher Entwicklungsprozess der Vorhersagen über mehrere Jahrzehnte stattgefunden (z. B. MERRYFIELD et al. 2020). Auf subsaisonalen Skalen von mehreren Wochen gab es allerdings bis vor wenigen Jahren nur wenige Untersuchungen. Außerdem mangelte es an Vorhersage-Datensätzen, die öffentlich zugänglich und für die Wissenschaft nutzbar gewesen wären. Mit der Erkenntnis, dass es Prozesse auf diesen Zeitskalen gibt, welche eine gewisse Vorhersagbarkeit aufweisen und welche globale – oder zumindest regionale – Auswirkungen haben, wurde jedoch klar, dass Vorhersagen auch auf subsaisonalen Zeitskalen sinnvoll sind und nutzbar sein sollten.

Am Ende der 2010er-Jahre wurden dann mehrere internationale Projekte realisiert, welche die von operationellen Zentren durchgeführten subsaisonalen Vorhersagen vernetzten. Es wurden mehrere Datensätze von „Nachhersagen“ etabliert, welche von unterschiedlichen Zentren gerechnet und in einer zentralen Datenbank zur Verfügung gestellt wurden. Konkret etablierte zum Beispiel das ECMWF die sogenannte S2S-Initiative (VITART et al. 2017) unter dem Dach der WMO, welche einen Datensatz aus verschiedensten Vor- und Nachhersagen verschiedener internationaler Zentren zusammenbringt. „S2S“ steht für *Subseasonal to Seasonal*, ein Begriff, der unterdessen wegen seiner Mehrdeutigkeit vom Begriff „subsaisonal“ abgelöst wurde (VITART et al. 2025).

Zu Beginn waren die Datensätze verschiedener Zentren noch sehr unterschiedlich, zum Beispiel in Bezug auf die Anzahl von Ensemblemitgliedern, die Häufigkeit der Initialisierung, des abgedeckten Zeitraumes der Nachhersagen, der involvierten Modellkomponenten und der Komplexität der Modelle, sowie der horizontalen und vertikalen Modellauflösung. Trotz dieser Inkonsistenzen ergab dies ein sogenanntes *ensemble of opportunity*, eine Art Gelegenheitsdatensatz, welcher es der Wissenschaftsgemeinschaft erlaubte, erste Modellvergleiche und systematische Studien zur Vorhersage verschiedenster Phänomene auf subsaisonalen Zeitskalen durchzuführen. Eine weitere internationale Initiative ist die SubX-Initiative (PEGION et al. 2019), unterdessen in SubC umbenannt, welche ebenfalls internationale Modellzentren zusammenbringt, aber dabei keine operationellen Vorhersagen verlangt, sondern sich auf Nachhersage für Forschungszwecke konzentriert.

Während eine gewisse Diversität der Modelle hilfreich ist, werden Vergleiche von Prozessen oder Fallstudien durch die Modellunterschiede auch erschwert. Nichtsdesto-

trotz haben es die oben beschriebenen Datensätze der Forschungsgemeinschaft erlaubt, erste Schlüsse zur Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen zu ziehen, zum Beispiel zur langfristigen Vorhersage von Extremereignissen, zum Gewinn an Vorhersagbarkeit durch den Einfluss der Tropen auf die mittleren Breiten und zur Erforschung vieler weiterer Themen, welche in Beitrag 6 von BÜELER und GRAMS in diesem Heft konkret behandelt werden. Darüber hinaus haben diese frühen Bestrebungen zum Vergleich der subsaisonalen Vorhersagen verschiedener Modelle Erkenntnisse darüber hervorgebracht, welche Modellkomponenten wichtig sind, welche Initialisierungsstrategien erfolgreich sind und wie viele Ensemblemitglieder sinnvoll sind.

## 2 Hauptquellen von subsaisonaler Vorhersagbarkeit

Im Folgenden richten wir den Fokus zunächst auf Vorhersagbarkeit in den nördlichen mittleren Breiten im Winterhalbjahr. Andere Gebiete und Jahreszeiten werden anschließend zusammengefasst, wobei wir keinen Anspruch auf Vollständigkeit erheben.

### 2.1 Polare Stratosphäre

Bestimmte Zirkulationszustände der Stratosphäre, vor allem in den Polarregionen im Winterhalbjahr, können als Quelle von subsaisonaler Vorhersagbarkeit dienen (DOMEISEN et al. 2020a). In gewisser Weise kann der Stratosphärenzustand als eine Art obere Randbedingung für das troposphärische Wetter betrachtet werden. Streng genommen ist dies nur näherungsweise der Fall, da die Zirkulation der Stratosphäre zu einem großen Teil von der Troposphäre angetrieben wird (vor allem durch vertikal propagierende planetare Rossbywellen, deren Ursprung in Bodennähe liegt). Entscheidend hierfür ist, dass die Zeitskalen der dynamischen Zirkulationsentwicklung und damit die Vorhersagbarkeitszeitskalen in der Stratosphäre deutlich länger als in der Troposphäre sind (SON et al. 2020). Das heißt, der gegenwärtige Stratosphärenzustand ist das integrierte Resultat des vergangenen troposphärischen Antriebs und kann näherungsweise als obere Randbedingung für den weiteren Verlauf der Troposphäre betrachtet werden.

Die am besten beschriebene stratosphärische Quelle von subsaisonaler Vorhersagbarkeit entsteht durch SSWs. Dies sind Ereignisse in der polaren Winterstratosphäre, während denen die typische Westwindzirkulation (d. h. der Polarwirbel) innerhalb weniger Tage zusammenbricht und in mehr oder weniger starke Ostwinde übergeht. Diese Extremereignisse der Stratosphärenzirkulation treten auf der Nordhalbkugel etwa in einem von zwei Wintern auf, allerdings mit starker dekadischer Variabilität. Die entsprechende Zirkulationsanomalie pflanzt sich typischerweise von der oberen Stratosphäre sukzessive nach unten bis in die unterste Stratosphäre und zur Tropopause fort und kann dann mit der Troposphärenzirkulation koppeln (z. B.

BALDWIN et al. 2021). Dabei kommt es im Anschluss typischerweise zu einer Verschiebung des Strahlstroms in Richtung des Äquators, vor allem über dem Atlantik. Damit einher geht eine erhöhte Wahrscheinlichkeit für blockierende Hochdruckwetterlagen über dem Nordatlantik und Europa, welche sich in einer persistenten negativen Phase der Nordatlantischen Oszillation (NAO) äußert (DOMEISEN 2019). Diese Wetterlage kann dann über Eurasien zu Kälteeinbrüchen führen. Dieses Signal ist im Mittel über viele SSWs in Beobachtungsdaten sehr klar zu sehen und wird von modernen subsaisonalen Ensemblevorhersagen zuverlässig wiedergegeben (DOMEISEN et al. 2020b). Die erhöhte Wahrscheinlichkeit einer negativen NAO-Phase lässt sich aus einem genügend großen Vorhersageensemble berechnen, solange ausreichende Informationen über das SSW in den Anfangsbedingungen existieren und/oder das Vorhersagemodell eine ausreichend realistische Repräsentation der Stratosphärendynamik beinhaltet. Dies zeigt auch, wie essenziell die in Abschnitt 1.2 beschriebene probabilistische Betrachtungsweise für subsaisonale Vorhersagbarkeit ist.

Abbildung 5-2a illustriert das durch diese Stratosphären-Troposphären-Kopplung hervorgerufene Signal anhand der über 10 Tage (25. Februar – 6. März 2018) gemittelten Anomalien der 2-Meter-Temperaturen und des Drucks auf Meeressniveau als Folge des SSWs vom 12. Februar 2018. Hierbei zeigt sich – konsistent mit einer stark negativen NAO-Phase – eine starke Hochdruckanomalie zwischen Grönland und Skandinavien, die nördlich einer Tiefdruckanomalie über dem Atlantik westlich von Spanien liegt. Die Hochdruckanomalie ist mit anomaler Kaltluftadvektion von Nordost über dem Kontinent verbunden und sorgt

über Eurasien für Kaltlufteinbrüche mit Bodentemperatur-anomalien von bis zu  $-10$  K.

Abbildung 5-2b zeigt in Übereinstimmung mit Abbildung 5-1, dass diese stark negative NAO-Phase bis zu etwa 10 Tage im Voraus sehr gut vom ECMWF-Ensemble vorhergesagt wurde (Initialisierungen vom 19. und 22. Februar), was in etwa der typischen Vorhersagbarkeit für Mittelfrist-Vorhersagen entspricht. Allerdings ist selbst in der 3-Wochen-Vorhersage (Initialisierung vom 05. Februar 2018) eine negative NAO-Phase zu sehen, wenn auch weniger stark als tatsächlich eingetreten. Diese längerfristige Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen kommt in diesem Fall mutmaßlich durch das Stratosphärenereignis zustande, da in dieser Vorhersage das SSW bereits gut prognostiziert war. Eine Aufteilung der Ensemblemitglieder mit Initialisierung am 01. Februar 2018 nach solchen, die das SSW vorhersagen („1:ssw“) und solchen, die das SSW nicht vorhersagen („1:no ssw“), zeigt im ersteren Fall eine signifikant höhere Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der anomalen NAO-Phase. Eine Sensitivitätsrechnung des am 01. Februar 2018 initialisierten Ensembles, in dem der beobachtete Verlauf der Stratosphäre im Nachhinein vorgegeben wird („1:N-O“), zeigt eine stark erhöhte Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der stark negativen NAO-Phase. Eine weitere, auch am 01. Februar 2018 initialisierte Simulation, bei der die Stratosphäre künstlich unverändert mit dem Zustand der Initialisierung vorgeschrieben wird („1:N-F1“), zeigt hingegen keine Tendenz für eine solche negative NAO-Phase.

Die am Beispiel des im Jahr 2018 stattgefundenen SSWs gezeigte Fernwirkung der Stratosphäre mit entsprechender

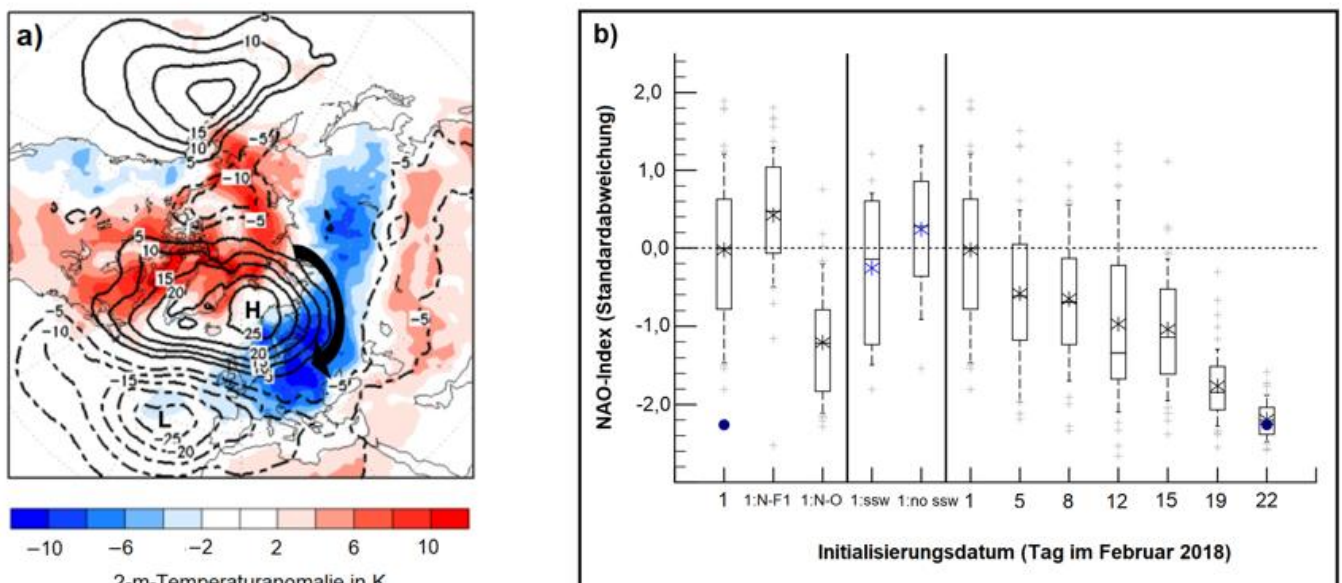


Abbildung 5-2: (a) Anomalien der 2-m-Temperatur (Farbschattierung, in K) und des Drucks auf Meeressniveau (schwarze Konturen, in hPa), gemittelt über den Zeitraum 25.02.–06.03.2018 (ca. Woche 3 nach der plötzlichen Stratosphärenwärmung am 12.02.2018); (b) Entwicklung der ECMWF-Ensemble-Vorhersage des NAO-Index für denselben Zeitraum wie (a). Für jedes Initialisierungsdatum (x-Achse) zeigt die Box den Bereich zwischen dem 25. und 75. Perzentil, die Antennen (*whiskers*) und die 10. und 90. Perzentile. Ausreißer sind durch Pluszeichen markiert, der Stern zeigt den Mittelwert und der horizontale Strich den Median. Der blaue Punkt markiert den beobachteten Wert. Details siehe Text. Aus KAUTZ et al. 2020, bearbeitet.

subsaisonalen Vorhersagbarkeit existiert auch für andere SSWs, jedoch zeigen nur etwa zwei Drittel der SSWs die erwartete Kopplung zur Troposphäre. Manche SSWs zeigen kaum Zirkulationsanomalien in der untersten Stratosphäre und koppeln somit kaum zur Troposphärenzirkulation. Andere SSWs sind sehr kurzlebig, meistens durch eine kurzlebige Verschiebung des Polarwirbels vom Pol weg mit anschließender Erosion und Verkleinerung des Wirbels (z. B. das im Jahr 2019 stattgefundenene SSW). Diese kurzlebigen SSWs ziehen teils vertikale Reflektion von planetaren Wellen nach sich, welche dann wiederum die Troposphäre beeinflussen können (PERLWITZ und HARNIK 2003). Außerdem kann das stratosphärisch induzierte Bodensignal durch troposphärische Variabilität überlagert werden.

Die Stratosphäre kann auch eine indirekte Rolle für subsaisonale Vorhersagbarkeit spielen, beispielsweise als Brücke für tropische Fernwirkungen. Hierbei ist z. B. in El-Niño-Jahren (siehe Abschnitt 2.2) der Polarwirbel typischerweise anomal schwach und die Wahrscheinlichkeit für SSWs ist erhöht (DOMEISEN et al. 2019). Die Fernwirkung von El-Niño kann also in diesem Fall zunächst die polare Stratosphäre betreffen und anschließend von der Stratosphäre nach unten in die extratropische Troposphäre koppeln.

### 2.2 Fernwirkungen tropischen Ursprungs: ENSO, MJO, QBO

Ein weiterer Teil der Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen kommt aus den Tropen, beispielsweise durch SST-Anomalien im äquatorialen Pazifik aufgrund von ENSO-Variabilität. Diese SST-Anomalien erzeugen Rossbywellen, die pol- und ostwärts ausbreiten und die die Großwetterlagen in mittleren Breiten, vor allem über Nord- und Südamerika aber auch über dem Nordatlantik, beeinflussen können (JIMÉNEZ-ESTEVE und DOMEISEN 2018). Da ENSO auf saisonalen Zeitskalen variiert, ist dieses Phänomen vor allem für die saisonale Vorhersagbarkeit interessant. Allerdings können die vorhandenen Signale auch auf subsaisonalen Zeitskalen verwendet werden, vor allem wenn sie im Zusammenhang mit der Stratosphäre aktiv sind. Konkret beeinflusst ENSO zum Beispiel die Wahrscheinlichkeit einer Stratosphärenenerwärmung, d. h. SSWs werden häufiger beobachtet in Wintern mit einer El-Niño-Anomalie (DOMEISEN et al. 2019), was wiederum eine erhöhte Vorhersagbarkeit für Europa bedeutet.

Die MJO, ein sich über dem indischen und pazifischen Ozean nach Osten ausbreitendes organisiertes Konvektionsmuster, das sich ca. alle 40 bis 60 Tage wiederholt, ist eine der Hauptquellen globaler subsaisonalen Vorhersagbarkeit (VITART 2017). Die tropischen Aktivitätsmuster der MJO auf wöchentlichen Zeitskalen und der Einfluss der damit verbundenen großräumigen tropischen Konvektion auf die mittleren Breiten macht die MJO zu einer idealen Kandidatin für die subsaisonale Vorhersage. Allerdings ist es nicht leicht, den Einfluss der MJO für Europa zu quantifizieren, weil die MJO selbst schwierig in Modellen zu

repräsentieren ist und ihrerseits von einer guten Repräsentation der tropischen Konvektion abhängt. Wie ENSO hat die MJO eine Fernwirkung über die Stratosphäre, welche unter bestimmten MJO-Phasen eine verstärkte Aktivität aufweist. In den letzten Jahren konnten auch im Bereich der MJO-Fernwirkungen und deren Nutzung für subsaisonale Vorhersagen große Fortschritte erzielt werden (STAN et al. 2022).

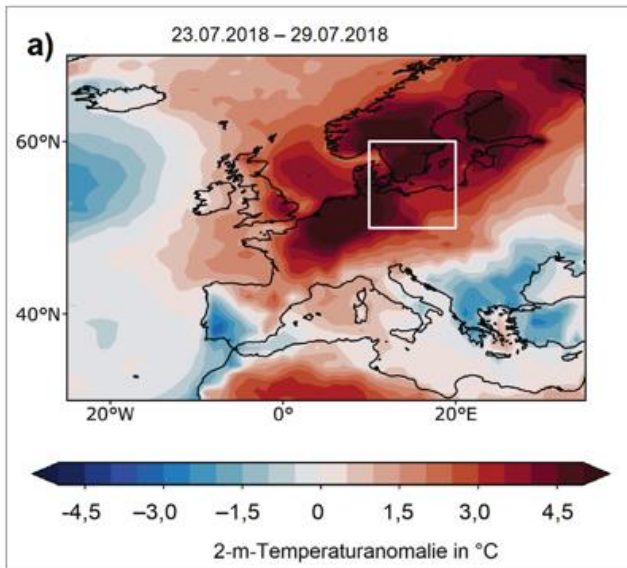
Auf noch längeren Zeitskalen agiert die QBO, die abwärts propagierende ost- und westwärts gerichtete Windbänder in der tropischen Stratosphäre mit einer Periode von etwa 28 Monaten beschreibt (BALDWIN et al. 2001). Die QBO hat mehrere verschiedene Mechanismen, durch welche sie Europa beeinflussen kann, unter anderem direkt innerhalb der Stratosphäre, aber auch über die tropische Troposphäre (GRAY et al. 2018). Die QBO ist ebenfalls schwierig zu reproduzieren in Modellen, da sie wegen des Zusammenspiels mehrerer Wellenprozesse auf verschiedenen Längenskalen in den meisten Modellen auf Parametrisierungen beruht. Die QBO verliert deshalb in Vorhersagemodellen schnell an Amplitude, auf subsaisonalen Zeitskalen jedoch ist die QBO meist noch realistisch und stark genug, dass sie nach der Initialisierung zu Vorhersagbarkeit in den Extratropen beitragen kann (GARFINKEL et al. 2018).

### 2.3 Weitere Quellen für subsaisonale Vorhersagbarkeit

Zusätzlich zu den bereits diskutierten Quellen spielt der Unterrand der Atmosphäre eine weitere sehr wichtige Rolle für subsaisonale Vorhersagen, das heißt die Meeres- und Landoberflächen. Bei der Vorhersage kommt es daher auch darauf an, ob in den Modellen interaktive Komponenten für diese Teile des Klimasystems verwendet werden.

Während die dynamische Entwicklung des Ozeans auf saisonalen Zeitskalen eine klare Rolle spielt, war es auf subsaisonalen Zeitskalen lange weniger klar, wieviel Vorhersagbarkeit durch einen dynamischen Ozean zustande kommt. Daher waren beispielsweise im ersten Datensatz des S2S-Projektes nur die Hälfte der Modelle an ein Ozeanmodul gekoppelt. Unterdessen ist klar, dass der Ozean auch auf subsaisonalen Zeitskalen Vorhersagbarkeit liefern kann, und die Ozeankomponente der subsaisonalen Modelle wird inzwischen auch für die Ozeananalyse selbst benutzt.

Auch bezüglich der Landoberfläche gibt es große Unterschiede zwischen den für die subsaisonale Vorhersage verwendeten Modellen, speziell in der Komplexität der verwendeten Landmodelle, zum Beispiel in Bezug auf die Modellierung der Bodenfeuchte, der Auflösung der Topographie, der Oberflächenbeschaffenheit und der Vegetation. Diese Unterschiede wirken sich zum Beispiel auf die subsaisonale Vorhersage von Extremereignissen wie Sommerhitzewellen aus. Generell gehören Hitzewellen zu den am besten vorhergesagten Extremwetterereignissen, im Vergleich beispielsweise mit Kältewellen, Starkregen oder Stürmen (DOMEISEN et al. 2022).



Als Beispiel zeigt Abbildung 5-3 die Entwicklung der Ensemble-Vorhersage für die Hitzewelle über Europa Ende Juli 2018. Die beobachtete 2-m-Temperaturanomalie für die vorhergesagte Woche ist dabei Abbildung 5-3a zu entnehmen. Bereits vier Wochen vor der Hitzewelle (Abbildung 5-3b, linker Plot) zeigt sich eine klare Tendenz des Ensembles hin zu Temperaturen über dem Durchschnitt.

Bei einer Vorlaufzeit von drei Wochen (Abbildung 5-3b, Mitte) liegen bereits 86 % des Ensembles im oberen Terzil. Zwei Wochen vor dem Extremereignis (Abbildung 5-3b, rechter Plot) zentriert sich das Ensemble schließlich eindeutig um den beobachteten Temperaturanomalie-Wert von etwa +4 °C. Dieses Beispiel zeigt eindrücklich die erhöhte subsaisonale Vorhersagbarkeit von Hitzewellen im Vergleich zu Kältewellen (Abbildung 5-1).

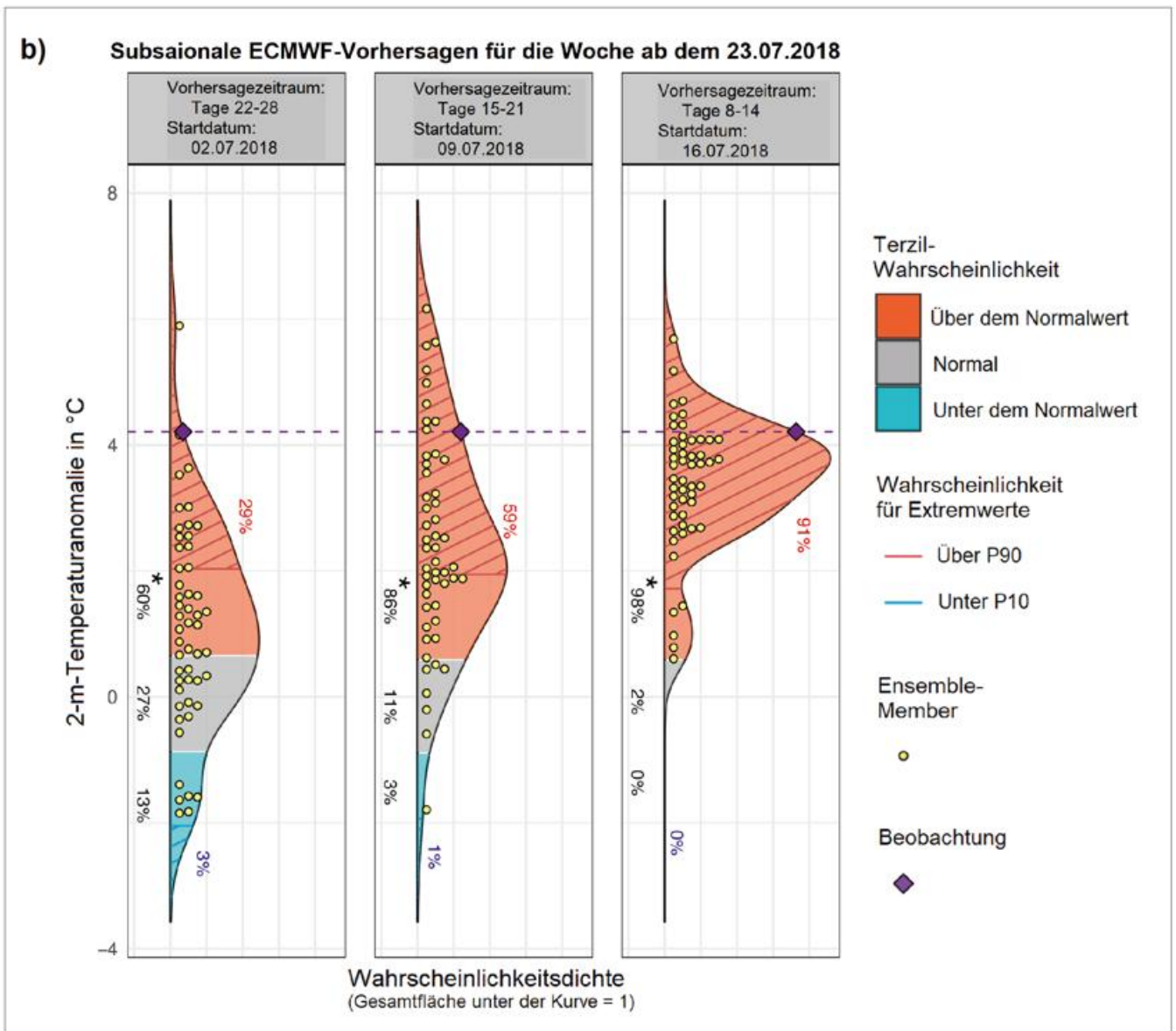


Abbildung 5-3: (a) Anomalien der 2-m-Temperatur gemittelt über den Beobachtungszeitraum der Zielwoche 23.–29.07.2018; (b) Verteilungen der Anomalien der vorhergesagten 2-m-Temperaturen des Modellensembles, gemittelt über die Zielwoche (23.–29.07.2018) und gemittelt über die mit weißer Box markierte Region in (a). Initialisiert (von links nach rechts) 4, 3 und 2 Wochen vor Beginn der Zielwoche. Aus DOMEISEN et al. 2022, Abbildungen 1c) und 2b), bearbeitet.

### 3 Diskussion und Ausblick

Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen entsteht vorwiegend durch Fernwirkungen von Phänomenen in Komponenten des Klimasystems, die näherungsweise als extern für das Subsystem von Interesse betrachtet werden können: für die extratropische Troposphäre betrifft dies niederfrequente tropische Variabilität (ENSO, QBO, MJO), Variabilität durch Ozean- und Landoberflächeneigenschaften sowie stratosphärische Variabilität. Befindet sich eine solche Systemkomponente in einem anomalen Zustand (z. B. El-Niño-Ereignis, SSW), dann erzeugt ein solcher Anfangszustand ein Gelegenheitsfenster (*window of opportunity*) für subsaisonale Vorhersagen. Die entsprechende Systemkomponente fungiert dann näherungsweise als (seitliche, untere oder obere) Randbedingung. Allerdings handelt es sich hierbei nicht um eine Randbedingung im strengen Sinne, da sich die Quelle der Fernwirkung selbst in Abhängigkeit des Systems verändert (z. B. reagiert die stratosphärische Zirkulation auf eine veränderte Troposphärenzirkulation). Vielmehr übt die Fernwirkung über einen gewissen Zeitraum einen modulierenden Einfluss aus. Relevante Quellen dieser Fernwirkung sind vor allem solche, die intrinsische Zeitskalen aufweisen, die länger als die angestrebten Vorhersagezeiten sind. Die mit SSWs verbundene Ostwindanomalie in der untersten Stratosphäre, die mutmaßlich für die Kopplung zur Troposphäre entscheidend ist, kann beispielsweise für 2–3 Monate anhalten. Ein MJO-Zyklus dauert ca. 2 Monate, eine QBO-Phase oder eine ENSO-Anomalie halten typischerweise mehrere Monate an.

Vorhersagbarkeit kann gewonnen werden aus einer Vielzahl von Prozessen, welche sich innerhalb der Atmosphäre abspielen, z. B. der Einfluss der MJO auf die Extratropen und der Einfluss der Stratosphäre auf Europa, sowie Prozessen basierend auf der Interaktion von verschiedenen Komponenten des Klimasystems: z. B. zwischen Land und Atmosphäre, Ozean und Atmosphäre. Die Vorhersagegüte für diese Prozesse sind stark abhängig von der Repräsentation der jeweiligen Modellkomponenten, und im gegebenen Fall von deren Kopplung. Ein weiterer solcher Prozess ist die Wechselwirkung zwischen Atmosphärenchemie und -dynamik. An der Verbesserung dieser Komponenten wird aktuell weltweit gearbeitet, beispielsweise an der Berücksichtigung der Effekte von interaktivem stratosphärischem Ozon, das auf subsaisonalen Zeitskalen Vorhersagbarkeit an der Erdoberfläche verbessern kann (FRIEDEL et al. 2022). Zudem kann eine erhöhte Modellauflösung in mehreren Bereichen Verbesserungen bringen, beispielsweise durch eine verbesserte Auflösung starker SST-Gradienten im Golfstrom, und damit der entsprechenden Kopplung mit der Atmosphäre darüber, wodurch die Position der nordatlantischen Zyklonen im Modell verbessert werden kann (ATHANASIADIS et al. 2022).

Unterdessen wird auch maschinelles Lernen erfolgreich für Wettervorhersagen eingesetzt. Eine *prize competition* organisiert durch das ECMWF, die WMO und das Swiss

Data Science Center (VITART et al. 2022) fokussierte sich auf die Nachbearbeitung von Modelldaten aus subsaisonalen Modellen (sog. *postprocessing*), um die Fortschritte im Gebrauch von maschinellem Lernen zu evaluieren. Eine neue Version dieser *competition*, die *“AI Weather Quest”* des ECMWF, läuft aktuell. Große Datensätze wie die Datenbasis der subsaisonalen Modelle repräsentieren eine exzellente Möglichkeit, um solche Modelle zu trainieren und zu testen. Die Entwicklung von mittelfristigen und subsaisonalen Vorhersagemodellen, die direkt auf künstlicher Intelligenz basieren, schreitet ebenfalls rasch voran. Diese Modelle werden von privaten Firmen und öffentlichen Organisationen wie dem ECMWF entwickelt und generell mithilfe von Reanalyse-Daten trainiert.

Weitere Fortschritte können mit einer erweiterten globalen Perspektive auf die Untersuchung der subsaisonalen Vorhersagbarkeit erzielt werden. Der Fokus der Evaluation von subsaisonalen Vorhersagen lag bisher vor allem auf Europa, Nordamerika, Australien, und seit einigen Jahren auch auf Asien. Für andere Regionen, wie zum Beispiel Südamerika und Afrika, gibt es bisher weniger Forschung, und es ist deshalb noch nicht genügend geklärt, wie gut subsaisonale Vorhersagen in diesen Regionen sind. Hier besteht großes Potenzial, dass internationale Projekte zur subsaisonalen Vorhersage zu Verbesserungen in der Vorhersage in vulnerablen Regionen beitragen können, vor allem in Bezug auf Warnhorizonte für Extremwetterereignisse (WHITE et al. 2022). Der öffentliche Zugang zu subsaisonalen Vorhersagen, den dazugehörigen Nachhersagen, sowie der öffentlichen Verfügbarkeit von Modellen basierend auf maschinellem Lernen spielt hierbei eine wichtige Rolle.

Zudem spielt der Klimawandel auch für die subsaisonale Vorhersage eine Rolle. Die Vorhersage von Extremwetterereignissen (z. B. Hitzewellen oder Starkniederschlagsereignisse) ist umso wichtiger, da ihre Auftrittswahrscheinlichkeit mit dem Klimawandel zunimmt. Der Klimawandel hat aber auch selbst einen Einfluss auf die Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen. Da bei Vorhersagen immer Vergleiche mit der Klimatologie benutzt werden, um die Vorhersage einzuordnen, zeigen beispielsweise dekadische und saisonale Vorhersagen meist warme Anomalien wegen des langfristigen Aufwärtstrends der Temperaturen. Dieser Trend wird – im Gegensatz zum Jahresgang – bei den Vorhersagen generell nicht herausgerechnet, und daher kann der langfristige Trend auf diesen Zeitskalen einen Teil der Vorhersagegüte ausmachen. Ein ähnlicher Effekt zeigt sich bei subsaisonalen Vorhersagen, auch wenn der Effekt wegen der kürzeren Zeitskalen, über welche gemittelt wird (Wochen statt Monate oder Jahre wie bei der saisonalen oder dekadischen Vorhersage) geringer ist (WULFF et al. 2022).

In Zukunft können wir zudem weitere Fortschritte in der Modellentwicklung erwarten. Viele Modelle werden zurzeit noch exklusiv für eine bestimmte Zeitskala betrieben, zum Beispiel für Wetterzeitskalen, subsaisonale Vorhersage, saisonale Vorhersage, dekadische Vorhersage

oder Klimaprojektionen. Die Berechnung von saisonalen, dekadischen und Klimavorhersagen erfolgt generell mithilfe von Klimamodellen, während für Wetter- und subsaisonale Vorhersagen Wettermodelle benutzt werden. Oft werden unterschiedliche Modellparametrisierungen verwendet für unterschiedliche Zeitskalen, was einen Übergang zu sogenannter nahtloser Vorhersage (*seamless prediction*) – also die Nutzung desselben Modells für alle Zeitskalen – erschwert. Es sind jedoch Bestrebungen im Gang, die nahtlose Vorhersage zu verbessern und konsistente Modelle für alle Zeitskalen zu entwickeln und zur operationellen Nutzung zur Verfügung zu stellen.

Die raschen Fortschritte im Bereich der subsaisonalen Vorhersage und die stark wachsende Gemeinschaft in diesem Forschungsbereich – insbesondere im Hinblick auf Nachwuchswissenschaftler – versprechen gute Aussichten auf weitere Fortschritte in unserem Verständnis von Vorhersagbarkeit auf subsaisonalen Zeitskalen, bei der Anwendung dieser Forschung sowie bei unserem Verständnis der betreffenden Wechselwirkungen des Klimasystems auf subsaisonalen Zeitskalen.

## Literatur

- ATHANASIADIS, P.J., OGAWA, F., OMRANI, N.E., KEENLYSIDE, N., SCHIEMANN, R., BAKER, A.J., VIDALE, P.L., BELLUCCI, A., RUGGIERI, P., HAARSMA, R., ROBERTS, M., ROBERTS, C., NOVAK, L., GUALDI, S., 2022: Mitigating climate biases in the midlatitude North Atlantic by increasing model resolution: SST gradients and their relation to blocking and the jet. *Journal of Climate* **35**, 6985–7006, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-21-0515.1>.
- BALDWIN, M.P., AYARZAGÜENA, B., BIRNER, T., BUTCHART, N., BUTLER, A.H., CHARLTON-PEREZ, A.J., DOMEISEN, D.I.V., GARFINKEL, C.I., GARNY, H., GERBER, E.P., HEGGLIN, M.I., LANGEMATZ, U., PEDATELLA, N.M., 2021: Sudden stratospheric warmings. *Reviews of Geophysics* **59**, e2020RG000708, <https://doi.org/10.1029/2020RG000708>.
- BALDWIN, M.P., GRAY, L.J., DUNKERTON, T.J., HAMILTON, K., HAYNES, P.H., RANDEL, W.J., HOLTON, J.R., ALEXANDER, M.J., HIROTA, I., HORINOUCHE, T., JONES, D.B.A., KINNERSLEY, J.S., MARQUARDT, C., SATO, K., TAKAHASHI, M., 2001: The quasi-biennial oscillation. *Reviews of Geophysics* **39**, 179–229, <https://doi.org/10.1029/1999RG000073>.
- DOMEISEN, D.I., 2019: Estimating the frequency of sudden stratospheric warming events from surface observations of the North Atlantic Oscillation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **124**, 3180–3194, <https://doi.org/10.1029/2018JD030077>.
- DOMEISEN, D.I., BUTLER, A.H., CHARLTON-PEREZ, A.J., AYARZAGÜENA, B., BALDWIN, M.P., DUNN-SIGOUIN, E., FURTADO, J.C., GARFINKEL, C.I., HITCHCOCK, P., KARPECHKO, A.Y., KIM, H., KNIGHT, J., LANG, A.L., LIM, E.P., MARSHALL, A., ROF, G., SCHWARTZ, C., SIMPSON, I., SON, S.-W., TAGUCHI, M., 2020a: The role of the stratosphere in subseasonal to seasonal prediction: 1. Predictability of the stratosphere. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **125**, e2019JD030920, <https://doi.org/10.1029/2019JD030920>.
- DOMEISEN, D.I., BUTLER, A.H., CHARLTON-PEREZ, A.J., AYARZAGÜENA, B., BALDWIN, M.P., DUNN-SIGOUIN, E., FURTADO, J.C., GARFINKEL, C.I., HITCHCOCK, P., KARPECHKO, A.Y., KIM, H., KNIGHT, J., LANG, A.L., LIM, E.P., MARSHALL, A., ROF, G., SCHWARTZ, C., SIMPSON, I., SON, S.-W., TAGUCHI, M., 2020b: The role of the stratosphere in subseasonal to seasonal prediction: 2. Predictability arising from stratosphere-troposphere coupling. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **125**, e2019JD030923, <https://doi.org/10.1029/2019JD030923>.
- DOMEISEN, D.I., GARFINKEL, C.I., BUTLER, A.H., 2019: The teleconnection of El Niño Southern Oscillation to the stratosphere. *Reviews of Geophysics* **57**, 5–47, <https://doi.org/10.1029/2018RG000596>.
- DOMEISEN, D.I., WHITE, C.J., AFARGAN-GERSTMAN, H. et al., 2022: Advances in the subseasonal prediction of extreme events: Relevant case studies across the globe. *Bulletin of the American Meteorological Society* **103**, E1473–E1501, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-20-0221.1>.
- FRIEDEL, M., CHIODO, G., STENKE, A., DOMEISEN, D.I., FUEGLISTALER, S., ANET, J.G., PETER, T., 2022: Springtime arctic ozone depletion forces northern hemisphere climate anomalies. *Nature Geoscience* **15**, 541–547, <https://doi.org/10.1038/s41561-022-00974-7>.
- GARFINKEL, C.I., SCHWARTZ, C., DOMEISEN, D.I., SON, S.W., BUTLER, A.H., WHITE, I.P., 2018: Extratropical atmospheric predictability from the quasi-biennial oscillation in subseasonal forecast models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **123**, 7855–7866, <https://doi.org/10.1029/2018JD028724>.
- GRAY, L.J., ANSTEY, J.A., KAWATANI, Y., LU, H., OSPREY, S., SCHENZINGER, V., 2018: Surface impacts of the quasi biennial oscillation. *Atmospheric Chemistry and Physics* **18**, 8227–8247, <https://doi.org/10.5194/acp-18-8227-2018>.
- JIMÉNEZ-ESTEVE, B., DOMEISEN, D.I.V., 2018: The Tropospheric Pathway of the ENSO-North Atlantic Teleconnection. *Journal of Climate* **31**, 4563–4584, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-17-0716.1>.
- KAUTZ, L.A., POLICHTCHOUK, I., BIRNER, T., GARNY, H., PINTO, J.G., 2020: Enhanced extended-range predictability of the 2018 late-winter Eurasian cold spell due to the stratosphere. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **146**, 1040–1055, <https://doi.org/10.1002/qj.3724>.
- MERRYFIELD, W.J., BAEHR, J., BATTÉ, L. et al., 2020: Subseasonal to decadal prediction: Filling the weather-climate gap. *Bulletin of the American Meteorological Society* **101**, 767–770, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0037.A>.
- PEGION, K., KIRTMAN, B.P., BECKER, E. et al., 2019: The Subseasonal Experiment (SubX): A multimodel

subseasonal prediction experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society* **100**, 2043–2060, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-18-0270.1>.

PERLWITZ, J., HARNIK, N., 2003: Observational evidence of a stratospheric influence on the troposphere by planetary wave reflection. *Journal of Climate* **16**, 3011–3026, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2003\)016<3011:OEOASI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2003)016<3011:OEOASI>2.0.CO;2).

SON, S.W., KIM, H., SONG, K., KIM, S.W., MARTINEAU, P., HYUN, Y.K., KIM, Y., 2020: Extratropical prediction skill of the subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **125**, e2019JD031273, <https://doi.org/10.1029/2019JD031273>.

SPAETH, J., RUPP, P., GARNY, H., BIRNER, T., 2024: Stratospheric impact on subseasonal forecast uncertainty in the northern extratropics. *Commun Earth Environ* **5**, <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01292-z>.

STAN, C., ZHENG, C., CHANG, E.K.M., DOMEISEN, D.I., GARFINKEL, C.I., JENNEY, A.M., KIM, H., LIM, Y., LIN, H., ROBERTSON, A., SCHWARTZ, C., VITART, F., WANG, J., YADAV, P., 2022: Advances in the prediction of MJO teleconnections in the S2S forecast systems. *Bulletin of the American Meteorological Society* **103**, E1426–E1447, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-21-0130.1>.

VITART, F., 2017: Madden–Julian Oscillation prediction and teleconnections in the S2S database. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **143**, 2210–2220, <https://doi.org/10.1002/qj.3079>.

VITART, F., ARDILOUZE, C., BONET, A. et al., 2017: The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database. *Bulletin of the American Meteorological Society* **98**, 163–173, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0017.1>.

VITART, F., ROBERTSON, A.W., ANDERSON, D.L., 2012: Subseasonal to seasonal prediction project: Bridging the gap between weather and climate. *Bulletin of the World Meteorological Organization* **61**, 23–27.

VITART, F., ROBERTSON, A.W., BROOKSHAW, A., CALTABIANO, N., COELHO, C.A.S., DE CONING, E., DIRMEYER, P.A., DOMEISEN, D.I.V., HIRONS, L., KIM, H.J., LIN, H., KUMAR, A., MOLOD, A., ROBBINS, J., SEGELE, Z., SPILLMAN, C.M., STAN, C., TAKAYA, Y., WOOLNOUGH, S., WHITE, C.J., WU, T., 2025: The WWRP / WCRP S2S Project and its achievements. *Bulletin of the American Meteorological Society* **106**, E791–E808, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-24-0047.1>.

VITART, F., ROBERTSON, A.W., SPRING, A., PINAULT, F., ROŠKAR, R., CAO, W., BECH, S., BIENKOWSKI, A., CALTABIANO, N., DE CONING, E., DENIS, B., DIRKSON, A., DRAMSCH, J., DUEBEN, P., GIERSCHENDORF, J., KIM, H., NOWAK, K., LANDRY, D., LLEDÓ, L., PALMA, L., RASP, S., ZHOU, S., 2022: Outcomes of the WMO prize challenge to improve subseasonal to seasonal predictions using artificial intelligence. *Bulletin of the American Meteorological Society* **103**, E2878–E2886, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-22-0046.1>.

WHITE, C.J., DOMEISEN, D.I., ACHARYA, N. et al., 2022: Advances in the application and utility of subseasonal-to-seasonal predictions. *Bulletin of the American Meteorological Society* **103**, E1448–E1472, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-20-0224.1>.

WU, R.W.-Y., CHIODO, G., POLICHTCHOUK, I., DOMEISEN, D.I., 2024: Tropospheric links to uncertainty in stratospheric subseasonal predictions. *Atmospheric Chemistry and Physics* **24**, 12259–12275, <https://doi.org/10.5194/acp-24-12259-2024>.

WULFF, C.O., VITART, F., DOMEISEN, D.I., 2022: Influence of trends on subseasonal temperature prediction skill. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **148**, 1280–1299, <https://doi.org/10.1002/qj.4259>.

**Kontakt**

PROF. DR. THOMAS BIRNER  
 Ludwig-Maximilians-Universität München  
 Meteorologisches Institut an der Fakultät für Physik  
 Theresienstr. 37  
 80333 München  
 &  
 Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt  
 Institut für Physik der Atmosphäre  
 Münchener Straße 20  
 82234 Oberpfaffenhofen-Wessling  
 thomas.birner@lmu.de

PROF. DR. DANIELA DOMEISEN  
 Université de Lausanne  
 Faculté des géosciences et de l’environnement  
 1015 Lausanne  
 Schweiz  
 &  
 ETH Zürich  
 Institut für Atmosphäre und Klima  
 Universitätstrasse 92  
 8092 Zürich  
 Schweiz  
 daniela.domeisen@unil.ch

D. BÜELER, C. M. GRAMS

# 6 Wetterregime im Atlantisch-Europäischen Raum

## Atlantic-European Weather Regimes

### Zusammenfassung

Wetterregime sind großskalige, quasi-stationäre, wiederkehrende und langanhaltende Strömungsmuster in den mittleren Breiten, welche die auftretende Witterung (Temperatur, Niederschlag, Sonnenschein) in größeren Regionen eines Kontinents über mehrere Tage bis Wochen hinweg beeinflussen. Wetterregime haben sich daher als nützliches Instrument in subsaisonalen Vorhersagen etabliert, die aufgrund der intrinsischen Grenzen der Vorhersagbarkeit von lokalem, täglichem Wetter auf diese größeren Skalen abzielen. Darüber hinaus sind Wetterregime ein nützliches Forschungsinstrument, um die atmosphärische Variabilität auf diesen Skalen zu verstehen und dadurch in Wetter- und Klimamodellen besser abzubilden. Verschiedene Regionen der Erde sind durch ganz unterschiedliche Wetterregime charakterisiert. Im Atlantisch-Europäischen Raum unterscheidet man je nach Definition und Anwendung zwischen vier und acht Wetterregimen. Die durchschnittliche Vorhersagegüte für diese Region unterscheidet sich je nach Jahreszeit und Wetterregime teils markant. So können Wetterregime im Winter weiter in die Zukunft vorhergesagt werden als im Sommer. Auch hat sich gezeigt, dass gewisse blockierende (hochdruckgeprägte) Wetterregime über Europa besonders schwierig vorherzusagen sind. Schließlich wird das Auftreten von Wetterregimen von verschiedenen Telekonnektionen beeinflusst. Sind solche Telekonnektionen aktiv, kann dies den Vorhersagehorizont für Wetterregime markant erhöhen. Solche sogenannten „Fenster erhöhter Vorhersagbarkeit“ besser zu verstehen und in der nahtlosen operationellen Vorhersage systematisch zu identifizieren, ist daher Gegenstand aktueller Forschung und wird in Zukunft den Weg für bessere Wetterregime-Vorhersagen ebnen.

### Summary

Weather regimes are large-scale, quasi-stationary, recurrent, and persistent circulation patterns in the midlatitudes, which influence the predominant weather conditions (temperature, precipitation, sunshine) in larger regions of a continent over multiple days to weeks. Weather regimes have thus been established as a useful tool for subseasonal prediction, which, due to the intrinsic predictability limit of local, daily weather, targets these larger scales instead. Moreover, weather regimes are a useful research tool to understand atmospheric variability on these scales and ultimately improve its representation in weather and climate models. Different regions of the Earth experience very different weather regimes. The Atlantic-European region is characterized by four to eight weather regimes, depending on the definition and application. The average prediction skill for this region varies considerably for different seasons and weather regimes. For instance, weather regimes can be predicted further ahead during winter than during summer. Furthermore, specific blocked weather regimes over Europe are particularly hard to predict. Last but not least, the occurrence of weather regimes is strongly influenced by different teleconnections. If active, these teleconnections can thus substantially enhance the prediction skill horizon for weather regimes. Improving our understanding of such so-called “windows of forecast opportunity” and systematically identifying them in seamless operational forecasts is thus a topic of active research, and will pave the way for better weather regime predictions in the future.

### 1 Einleitung

Vorhersagen auf subsaisonalen bis saisonalen Zeitskalen (*Subseasonal to Seasonal*, S2S) knüpfen direkt an die Zeitskalen der klassischen Mittelfristvorhersagen an (10–15 Tage; siehe Beitrag 5 von BIRNER und DOMEISEN in diesem Heft). Aufgrund der naturgegebenen Grenze der intrinsischen Vorhersagbarkeit von Wetter (vgl. Beitrag 1 von SELZ) sind solche Vorhersagen daher nicht in der Lage, das

Wetter an spezifischen Orten für einzelne Tage vorherzusagen. Stattdessen besteht ihre Aufgabe darin, die mögliche Entwicklung der Witterung (d. h. des Wettercharakters) auf kontinentalen Skalen (1000–10000 km) über mehrere Tage bis Wochen vorherzusagen (vgl. Beitrag 5). In den mittleren Breiten ist die Witterung stark durch typische und immer wiederkehrende, quasi-stationäre und langanhaltende großskalige Strömungsmuster dominiert, welche sich unter anderem durch die Lage des Strahlstroms in der oberen

Troposphäre ergeben und gemeinhin als „Wetterregime“ bezeichnet werden. Wetterregime können daher als nützliche „Übersetzer“ der großskaligen atmosphärischen Strömung in die Witterung und als Beschreibung des allgemeinen Wettercharakters über größeren Regionen fungieren. Aus diesem Grund haben sich Wetterregime als wichtiges Instrument am Übergang von klassischen Mittelfristvorhersagen zu S2S-Vorhersagen etabliert.

Verschiedene Regionen der Erde sind durch ganz unterschiedliche Wetterregime charakterisiert. Die größte Vielfalt an Wetterregimen findet sich in den nördlichen mittleren Breiten, weil die Nordhemisphäre von viel Landmasse und Bergketten bedeckt ist, die im Zusammenspiel mit den Ozeanen zu starken Schwankungen in der atmosphärischen Strömung auf Zeitskalen von Tagen bis Wochen führen. Da die Südhemisphäre mit weniger Landmasse bedeckt ist, ist dort auch die Vielfalt an Wetterregimen kleiner. In den Subtropen und Tropen hingegen findet man die stärksten Schwankungen in der atmosphärischen Strömung entweder innerhalb eines Tages (z. B. ein starker Tagesgang im Niederschlag) oder aber auf saisonalen, halbjährigen oder mehrjährigen Zeitskalen. Aus diesem Grund ist das Konzept der Wetterregime in diesen Breiten weniger etabliert. Der vorliegende Beitrag konzentriert sich daher auf Wetterregime im Atlantisch-Europäischen Raum, der für Lesende dieser *promet*-Ausgabe von größtem Interesse sein dürfte. Die Literaturangaben sind als unvollständige Anregung zum Einstieg in die Vertiefung des Themas gedacht.

## 2 Was sind Wetterregime?

### 2.1 Hintergrund

Frühe Arbeiten seit etwa den 1950er-Jahren zeigten auf, dass die Variabilität des Wettergeschehens in den mittleren Breiten nicht nur durch barokline Instabilität auf Skalen von wenigen Tagen und durch Saisonalität bestimmt ist, sondern auch durch die dazwischen liegende Wetterregime-Skala von 10 bis 50 Tagen. Dabei weckte insbesondere das wiederkehrende Phänomen von stationären „blockierenden“ Hochdrucklagen Interesse, welches die übliche Abfolge von Hoch- und Tiefdruckgebieten für einige Tage bis wenige Wochen unterbrechen kann und gemeinhin als „Blocking“ bezeichnet wird (REX 1950). Mit der fortschreitenden Datenverfügbarkeit, vor allem gegitterter Luftdruck- und Geopotentialdaten, intensivierte sich die Forschung zu Wetterregimen. Zunächst überwogen Studien, die mit verschiedenen Ansätzen Wetterregime als metastabile Gleichgewichtszustände im Phasenraum eines nichtlinearen dynamischen Systems oder in einem System nichtlinearer statistischer Gleichungen definierten und das Regimeverhalten untersuchten (z. B. REINHOLD und PIERRE-HUMBERT 1982; VAUTARD 1990; PALMER 1993). Es stellte sich eine andauernde Debatte ein, ob ein Wetterregime als dynamisches physikalisches Phänomen zu verstehen ist oder ob Wetterregime als ein reines Instrument zur Klassifizierung von Strömungsmustern dienen.

Mittlerweile zeigen zahlreiche Studien ein dynamisches Regimeverhalten auf (z. B. HOCHMAN et al. 2021; HAUSER et al. 2024).

Spätestens mit den Arbeiten von VAUTARD (1990) und MICHELANGELI et al. (1995) haben sich Wetterregime als quasi-stationäre, wiederkehrende und langanhaltende Strömungsmuster etabliert. Im Atlantisch-Europäischen Raum wurden dabei interessanterweise mit ganz unterschiedlichen Verfahren die gleichen typischen Wetterregime gefunden, wie MICHELANGELI et al. (1995) unter anderem durch Hauptkomponentenanalyse verknüpft mit *k-means-clustering* zeigte. Mit der Verfügbarkeit globaler Reanalysedaten haben sich heute derartige Mustererkennungsalgorithmen zur Regimedetektion durchgesetzt, wobei diese kontinuierlich, inzwischen auch unter Zuhilfenahme von maschinellem Lernen, weiterentwickelt werden. Den interessierten Leserinnen und Lesern sei der Übersichtsartikel von HANNACHI et al. (2017) empfohlen, der einen guten Überblick über die historische Entwicklung und den aktuellen Wissensstand zum Thema Wetterregime der mittleren Breiten gibt.

Wetterregime sind nicht mit Wetterlagen oder Wettertypen zu verwechseln, welche in der Synoptik zur Einteilung des typischen Wettergeschehens eine lange Tradition haben. Wetterlagen/-typen haben ihren Ursprung in der täglichen operationellen Wettervorhersage, wo man bemüht war, subjektives Wissen über das typische Wettergeschehen bei bestimmten Luftdruckverhältnissen in Europa für ein gewisses Gebiet zu systematisieren. Es ist wichtig zu unterscheiden, dass solche Wetterlagen/-typen sich im Gegensatz zu Wetterregimen meist auf ein kleineres Gebiet, maximal von der Größe Europas, beziehen und nicht notwendigerweise mit langanhaltenden Strömungsbedingungen einhergehen müssen. Als Beispiele seien für Deutschland die Großwetterlagen nach HESS und BREZOWSKI (1977) und für die Schweiz die Wetterlagen im Alpenraum nach SCHÜEPP (1959) genannt. Die *COST Action 733 “Harmonisation and Applications of Weather Types Classifications for European Regions”* versuchte die große Anzahl an Klassifikationen zu harmonisieren (TVEITO und HUTH 2016).

Auch für die größerskaligen Wetterregime im Atlantisch-Europäischen Raum gibt es einige verschiedene Klassifizierungsschemata. Diese unterscheiden sich meist im Umgang mit der Saisonalität, was letztlich in vier bis acht verschiedenen Wetterregimen mündet. Am Europäischen Zentrum für Mittelfristige Wettervorhersage (EZMW) werden beispielsweise vier saisonale Wetterregime unterschieden (Abbildung 6-1), darunter die beiden Phasen der Nordatlantischen Oszillation (NAO+, auch zonales Regime; NAO-, auch Grönlandblocking) und blockierender Hochdruck über Europa (Europäisches, auch Skandinavisches Blocking) bzw. dem Atlantik (Atlantischer Rücken). Die Autoren des vorliegenden Beitrags haben in ihrer eigenen Forschung eine Regimedefinition benutzt, die unabhängig von der Jahreszeit sieben Wetterregime unterscheidet

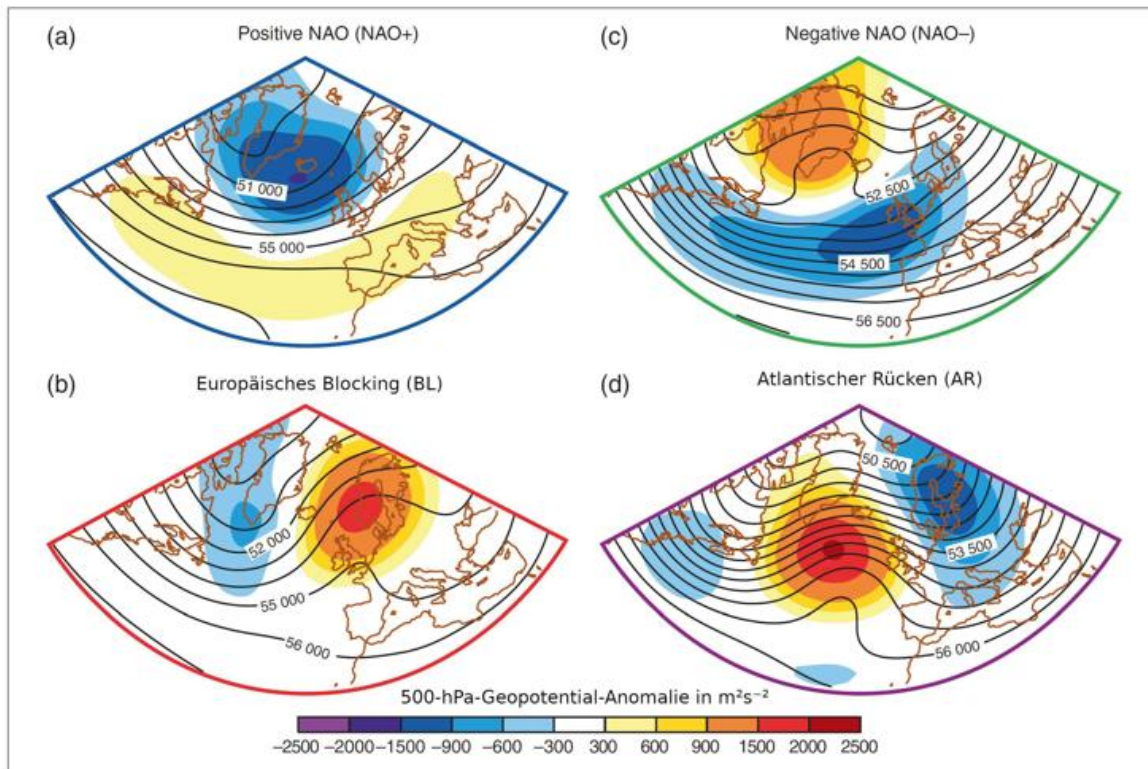


Abbildung 6-1: Muster der typischen vier saisonalen Wetterregime für Europa. Die Abbildungen zeigen Karten der 500-hPa-Geopotential-Anomalie (Farbschattierung in  $m^2s^{-2}$ ) und des 500-hPa-Geopotentials (Konturen in  $m^2s^{-2}$ ). Regionen mit negativen Geopotential-Anomalien erleben eine tiefdruckgeprägte Witterung, während in Regionen mit positiven Geopotential-Anomalien eine hochdruckgeprägte Witterung vorherrscht. Aus FERRANTI et al. 2015, Abbildung 1, bearbeitet.

(GRAMS et al. 2017). Beispiele für neuere Regimedefinitionen in anderen Weltregionen finden sich in LEE et al. 2023 (Nordamerika) oder MATSUEDA und KYOUDA 2016 (Ostasien).

## 2.2 Bedeutung der Wetterregime

Wie bereits angedeutet, sind Wetterregime ein zweckmäßiges Instrument sowohl für die Forschung als auch für die operationelle Wettervorhersage. Darüber hinaus sind sie auch aus klimatologischer Sicht für verschiedene sozioökonomische Anwendungen nützlich.

Aus Sicht der Forschung liegt der Nutzen der Wetterregime vor allem darin, dass sie Schwankungen in der großskaligen atmosphärischen Strömung auf mehrtägigen bis mehrwöchigen Zeitskalen in eine kleine Anzahl wichtiger, wiederkehrender Zustände einteilen (aus mathematischer Sicht eine sogenannte Reduktion der Dimensionalität). Dies ermöglicht Schwankungen auf diesen Zeitskalen besser zu verstehen und schlussendlich in Wetter- und Klimamodellen besser abzubilden. Beispiele solcher Einteilungen in Zustände auf kürzeren Zeitskalen von Stunden bis wenigen Tagen sind allerdings der Öffentlichkeit viel geläufiger: So ist allgemein bekannt, dass sich die Abfolge von Regen und Sonnenschein in den mittleren Breiten über mehrere Tage hinweg oft durch das abwechselnde Auftreten von Tief- und Hochdruckgebieten ergibt. Wetterregime können als ebensolche Abfolge von wiederkehrenden bzw. typischen

atmosphärischen Phänomenen verstanden werden, jedoch auf größeren räumlichen und längeren zeitlichen Skalen.

Aus Sicht der operationellen Wettervorhersage sind Wetterregime vor allem deshalb nützlich, weil sie die auftretende Witterung (Temperatur, Niederschlag, Sonnenschein) auf kontinentaler Skala über mehrere Tage bis Wochen hinweg dominieren. Kontinental bedeutet in diesem Zusammenhang nicht, dass ein bestimmtes Wetterregime zur gleichen Witterung auf dem ganzen Kontinent führt, sondern dass es zu sehr spezifischen regionalen Mustern in der Witterung führt (z. B. viel Wind in Nordskandinavien, während in Mitteleuropa und dem Nordseeraum schwacher Wind vorherrscht, und umgekehrt; Abbildung 6-2b). Eine Wetterregime-Definition für eine bestimmte Region ist daher umso nützlicher im Kontext der Wettervorhersage, je besser sie diese regionale Modulation der Witterung beschreibt. Grundsätzlich lässt sich sagen, dass eine höhere Anzahl Wetterregime die regionale Variabilität in der Witterung besser beschreibt (siehe z. B. SCHIEMANN und FREI 2010).

Der Einsatz von Wetterregimen in der operationellen Wettervorhersage beschränkt sich allerdings nicht nur darauf, die Witterung in verschiedenen Regionen vorherzusagen. Wetterregime können auch ein nützliches Instrument für sogenannte impact-orientierte Wettervorhersagen sein, wobei die eigentliche atmosphärische Vorhersage weiter in nutzerorientierte Indikatoren für witterungsabhängige Sektoren wie Gesundheit, Energie oder Infrastruktur übersetzt

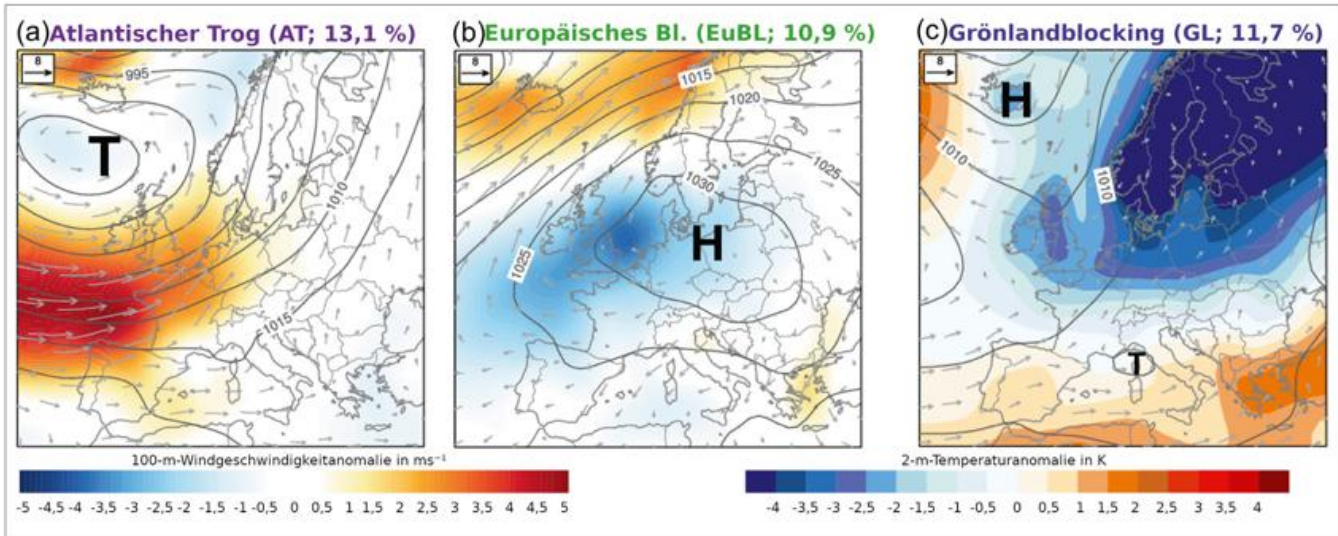


Abbildung 6-2: Anomalien der Windgeschwindigkeit auf 100 m (farbig schattiert in  $\text{ms}^{-1}$ ), Windvektoren auf 100 m (grau), und Luftdruck auf Meereshöhe (Konturen, alle 10 hPa) im Winter während des (a) Atlantischen Trog-Regimes und (b) Europäischen Blocking-Regimes. In (c) ist die Anomalie der 2-m-Temperatur (farbig schattiert in K) während des Grönlandblocking-Regimes gezeigt. Es liegt die Definition von sieben ganzjährigen Regimen von GRAMS et al. (2017) zugrunde. Die Zahlen in den jeweiligen Überschriften geben die relative Regimehäufigkeit in den Wintermonaten (Dezember, Januar, Februar) an.

wird. So treten beispielsweise durch extreme Kälte verursachte Übersterblichkeit und erhöhte Hospitalisierungsraten im Vereinigten Königreich am häufigsten während des sogenannten Grönlandblockings auf (CHARLTON-PEREZ et al. 2019), da dieses Wetterregime typischerweise zu langanhaltender Advektion von kalter arktischer Luft nach Nordeuropa führt (Abbildung 6-2c). Ähnliche Zusammenhänge finden sich auch zwischen hitzebedingter Übersterblichkeit und Wetterregimen für verschiedene Regionen Europas im Sommer (CASSOU et al. 2005). Wetterregime-Vorhersagen auf subsaisonalen Zeitskalen könnten daher als nützliche Basis für Frühwarnsysteme im Gesundheitssektor fungieren. Die Forschung dazu steckt allerdings noch in Kinderschuhen.

Viel etablierter sind operationelle Wetterregime-Vorhersagen bereits im Energiesektor, der durch die Entkarbonisierung und den dadurch zunehmenden Einbezug von erneuerbaren Energien immer witterungsabhängiger wird. Diese Witterungsabhängigkeit macht die Stromproduktion und dadurch die Strompreise volatil. Einige Studien zeigen, dass Wetterregime direkt den über längere Zeit aggregierten Wind- und Solarstromertrag beeinflussen und besonders im Winter mit sogenannten Dunkelflauten in Verbindung gebracht werden können (z. B. GRAMS et al. 2017; MOCKERT et al. 2023). Wetterregime-Vorhersagen für die kommenden Wochen sind daher ein fester Bestandteil der täglichen Geschäfte vieler Energieunternehmen.

Darüber hinaus hat interdisziplinäre Forschung zur Anwendung von Wetterregimen im Energiesektor gezeigt, dass auf den Energiesektor zugeschnittene, sogenannte *Targeted Circulation Types* (TCTs), allenfalls noch nützlicher sein könnten als meteorologisch motivierte Wetterregime (BLOOMFIELD et al. 2020). Die Idee dahinter ist, dass man

den bereits beschriebenen Ansatz der Strömungsklassifizierung nicht auf die atmosphärische Strömung, sondern direkt auf die europaweite Elektrizitätsproduktion oder auch -nachfrage anwendet. Einen ähnlichen „impact-orientierten“ Ansatz verfolgt DORRINGTON et al. (2024) zur potenziellen Frühwarnung von Extremniederschlägen. Aus klimatologischer Sicht können Wetterregime für verschiedene planerische Aktivitäten relevant sein, wie beispielsweise zur Optimierung witterungsbedingter Schwankungen in der gesamteuropäischen Windstromproduktion (GRAMS et al. 2017, vgl. Abbildung 6-2).

### 3 Wie nutzt man Wetterregime in der Vorhersage?

#### 3.1 Verwendung in der operationellen Vorhersage

Subsaisonale Wettervorhersagen sind mit sehr großer Unsicherheit behaftet (vgl. Beitrag 5 von BIRNER und DOMEISEN), was deren operationelle Anwendung erschwert. Es hat sich jedoch gezeigt, dass Wetterregime ein nützliches Hilfsmittel zur Interpretation subsaisonalen Vorhersagen darstellen, da sie es ermöglichen, ein wahrscheinliches Vorhersageszenario relativ einfach zu identifizieren.

Die breite Verwendung von Wetterregimen in operationellen Vorhersagen ist jedoch einerseits durch folgende Herausforderung geprägt: Unter der Annahme, dass ein numerisches Wettermodell den physikalischen Zusammenhang zwischen einem Wetterregime und der vorherrschenden Witterung in einer Region richtig abbildet, ist es nicht offensichtlich, warum die Vorhersage eines Wetterregimes (von der man statistisch bzw. aufgrund von Erfahrung auf die regionale Witterung schließen kann) im Vergleich zur direkten Vorhersage der Witterung am Boden (also zur

direkten Modellvorhersage von Temperatur, Niederschlag oder Wind) einen Mehrwert bilden sollte. Auch wenn diese wichtige Frage noch nicht genügend untersucht wurde, zeigen erste Studien sowie die Erfahrung aus der Praxis, dass der Mehrwert von Wetterregimen für subsaisonale Vorhersagen durchaus vorhanden ist: Beispielsweise haben BLOOMFIELD et al. (2021) gezeigt, dass die Vorhersagegüte für tägliche Temperaturen und Windstärken in vielen Regionen Europas auf Vorhersagehorizonten von mehr als 10 Tagen besser ist, wenn man sie statistisch aus dem vorhergesagten Wetterregime ableitet als wenn man sie direkt aus den Gitterpunkt-Vorhersagen des Vorhersagemodells extrahiert. Abgesehen von diesem direkten statistischen Beweis von BLOOMFIELD et al. (2021) zeigt sich der Mehrwert aber auch aus der Erfahrung in der Praxis. Denn eine Einteilung der Ensemble-Vorhersage in Wetterregime-Auftretenswahrscheinlichkeiten ermöglicht es dem erfahrenen Endnutzer anhand eines einzigen Indikators sehr viel einfacher und schneller informiert zu werden, welche Witterung aufgrund eines vorhergesagten Wetterregimes in verschiedenen Regionen vorherrschen wird. Quantitativ zeigten SPAETH et al. (2024), dass Ensemble-Vorhersagen für Bodendruck und 2-m-Temperatur aufgrund des Auftretens von bestimmten Wetterregimen für die gleiche Vorhersagezeit für gewisse Regionen verlässlicher, für andere Regionen jedoch unsicherer werden als im Mittel. Die bereits erwähnte Tatsache, dass Wetterregime-Vorhersagen vor allem im Energiesektor schon relativ intensiv genutzt werden, ist ein guter Beweis für diesen Mehrwert, da Energiemeteorologinnen und -meteorologen bei ihrer Arbeit oft unter einem gewissen Zeitdruck stehen.

Eine weitere Herausforderung bei der Verwendung von Wetterregimen in operationellen Vorhersagen besteht darin, einen vermeintlichen Zielkonflikt zwischen Repräsentation der regionalen Variabilität und Vorhersagbarkeit zu lösen: Je mehr Wetterregime eine Regimedefinition umfasst,

umso genauer wird regionale Variabilität in der Witterung wiedergegeben (SCHIEMANN und FREI 2010; GRAMS et al. 2020, Abbildung 1), desto schwieriger ist aber die Vorhersage. Das gleichzeitige Monitoring verschiedener Regimedefinitionen kann diesen Zielkonflikt teilweise lösen. Dabei achtet man für längere Vorhersagehorizonte (mehr als 2–3 Wochen) zuerst darauf, ob sich beispielsweise die Einstellung einer bestimmten NAO-Phase oder von eher hoch- oder tiefdruckgeprägten Wetterregimen andeutet. Je näher das Zieldatum der Vorhersage dann rückt, umso genauer interpretiert man die detaillierte Wetterregime-Vorhersage.

Dieses Vorgehen wird in GRAMS et al. (2020) zusammengefasst und sei im Folgenden knapp anhand der Vorhersage-Entwicklung für die Kältewelle im Februar / März 2018 erläutert (Abbildung 6-3, vgl. WHITE et al. 2022, Abbildung 1 und zugehöriger Text). Dieselbe Kältewelle wurde auch bereits in dieser Ausgabe in Beitrag 5 von BIRNER und DOMEISEN thematisiert. Abbildung 6-3a zeigt die Spannweite der Ensemble-Vorhersage für die räumlich gemittelte 2-m-Temperatur über Südengland am 28. Februar 2018 für verschiedene Vorhersage-Startzeiten (x-Achse). Vorhersagen, die im Zeitraum 2–4 Wochen vor dem Zieldatum gestartet wurden (29. Januar–12. Februar 2018) zeigen eine hohe Spannweite an möglichen Temperaturen für den 28. Februar 2018. Mit der Vorhersage vom 13. Februar und bis zur Vorhersage vom 19. Februar bleibt die Spannweite groß, das Ensemble beginnt jedoch Temperaturen im unteren Bereich der Klimatologie (roter Balken, rechts) anzudeuten. Erst die Vorhersagen ab dem 20. Februar konvergieren zu den sehr kalten Bedingungen. Betrachtet man nun die Regime-Vorhersagen auf dieselbe Weise, zeigt sich, wie das oben beschriebene Monitoring von Wetterregimen bzw. Wetterregime-Gruppen einen Mehrwert bringen kann (Abbildung 6-3b): Bereits ab der Vorhersage vom 1. Februar beginnen im Ensemble die blockierenden Hochdrucklagen

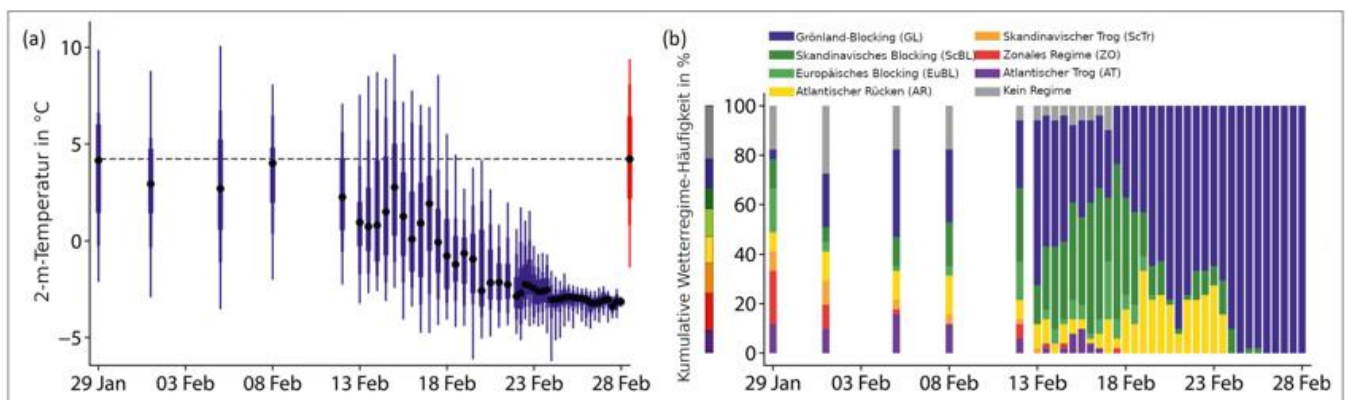


Abbildung 6-3: (a) Vorhersagen der über Südengland gemittelten 2-m-Temperatur für den 28.2.2018 vom EZMW-Modellensemble, die bis zu 4 Wochen vor dem Zieldatum gestartet wurden (Startdatum auf der x-Achse). Die Verteilung der 99., 75., 25. und 1. Perzentile ist in den blauen *Box-and-Whisker*-Plots gezeigt, die schwarzen Punkte stellen die Kontroll-Vorhersage dar, die gestrichelte horizontale Linie zeigt den Median und der rote *Box-and-Whisker*-Plot die Modellklimatologie (d. h. die normalerweise zu erwartende Temperaturverteilung) für das Zieldatum an. (b) Ensemble-Vorhersagen der Auftretenswahrscheinlichkeit der 7 Wetterregime (Farbcodierung siehe Legende) bzw. des indifferenten Regimes (grau) für den 28.2.2018, die bis zu 4 Wochen vor dem Zieldatum gestartet wurden. Das Startdatum ist auf der x-Achse angegeben. Die für das Zieldatum normalerweise zu erwartende klimatologische Auftretenswahrscheinlichkeit der Wetterregime ist im Balken links von der y-Achse dargestellt. Aus WHITE et al. 2022, Abbildung 1d,e, bearbeitet.

(Gelb-, Grün- und Blautöne), die typischerweise mit niedrigeren Temperaturen in Großbritannien verbunden sind, zu dominieren. Ab der Vorhersage vom 13. Februar beginnt sich dann das Eintreten des in Großbritannien besonders kalten Grönlandblockings mehr und mehr zu erhärten. Eine derartige Interpretation von aufeinanderfolgenden Regime-Vorhersagen mit kontinuierlich steigendem Detaillierungsgrad kann also eine nützliche Strategie für die Lösung des beschriebenen Zielkonfliktes sein, und dadurch operationelle S2S-Vorhersagen sowie die Frühwarnung von Extremen vereinfachen.

Die Entwicklungen der vergangenen Jahre am *Met Office* stellen ein anschauliches Beispiel dar, wie dieses Regimedenken im operationellen Dienst angegangen werden kann (NEAL et al. 2024): In einem operationellen Tool namens *Decider* werden die seit einiger Zeit am *Met Office* benutzten 30 Wetterlagen, welche die tägliche Variabilität des Wetters über Großbritannien charakterisieren, zusätzlich und parallel in acht übergeordnete Wetterregime gruppiert (welche den bekannten Atlantisch-Europäischen Wetterregimen sehr ähnlich sind). Da die Vorhersage der 30 Wetterlagen für längere Vorhersagehorizonte zu unsicher ist (wie oben beschrieben), können Prognostikerinnen und Prognostiker mögliche Umschwünge in der großskaligen atmosphärischen Strömung mehr als eine Woche im Voraus zuerst mithilfe dieser acht übergeordneten Wetterregime erkennen, bevor sie ihren Wetterbericht mit näherrückendem Vorhersagezeitpunkt dann vermehrt und nahtlos mit den untergeordneten Wetterlagen verfeinern können. Auch wenn dieses mehrschichtige System noch in der Implementierungsphase ist, könnte es in Zukunft auch als pionierartiges Modell für andere Wetterdienste fungieren.

### 3.2 Vorhersagegüte

Die Vorhersagegüte (oder im Fachjargon oft „Vorhersage-skill“ genannt) für Atlantisch-Europäische Wetterregime wurde in verschiedenen Studien untersucht (wobei entweder die bereits beschriebenen vier saisonalen oder sieben

ganzjährigen Wetterregime im Fokus standen (FERRANTI et al. 2015; BÜELER et al. 2021). Dabei hat sich gezeigt, dass der Vorhersagehorizont (Zeitpunkt in einer Vorhersage, ab dem die numerische Wettervorhersage gegenüber einer statistischen Referenzvorhersage, typischerweise der Klimatologie entsprechend, keinen Mehrwert mehr erbringt) für Wetterregime an einem bestimmten Tag im ganzjährigen Mittel in operationellen numerischen Wettermodellen ungefähr zwei Wochen beträgt (Abbildung 6-4). Dieser Wert ist allerdings eine konservative Schätzung, und je nach Methodik und Wetterregime-Definition ist der Vorhersagehorizont länger. Wichtig hierbei ist die Tatsache, dass der Vorhersagehorizont für Wetterregime grundsätzlich länger ist als für Phasen, an denen kein Wetterregime aktiv ist (Abbildung 6-4c). Auch ist der Vorhersagehorizont länger als für die geopotentielle Höhe in der mittleren Troposphäre an einem bestimmten Tag (vgl. OSMAN et al. 2023, Abbildung S4). Diese beiden Vergleiche zeigen den Mehrwert von Wetterregimen für subsaisonale Vorhersagen. Weiter hat sich gezeigt, dass Wetterregime im Winter ungefähr fünf Tage weiter in die Zukunft vorher-sagbar sind als im Sommer und Frühling (während der Herbst bezüglich der Vorhersagegüte dazwischen liegt, Abbildung 6-4b; BÜELER et al. 2021). Eine weitere Erkenntnis war, dass die beiden NAO-verwandten Regime (also je nach Regimedefinition die positive und negative NAO-Phase oder das Zonale Regime und das Grönlandblocking) einige Tage weiter in die Zukunft vorhergesagt werden können (also bis zu rund 20 Tagen im Voraus) als die Blocking-Regime über Europa (Abbildungen 6-4a und 6-4c). Zudem führen die beiden NAO-verwandten Regime zu besseren Vorhersagen über Europa, falls sie zu Beginn einer Vorhersage auftreten (Abbildung 6-4a). Insbesondere das Blocking-Regime über Mitteleuropa (im Gegensatz zu demjenigen über Skandinavien) hat sich ganzjährig als am schwierigsten vorher-sagbar erwiesen (Abbildung 6-4c).

Woher diese situationsbedingten Unterschiede in der Vorhersagegüte kommen, ist nur teils verstanden und daher Gegenstand aktueller Forschung. Ein bekannter Grund dafür

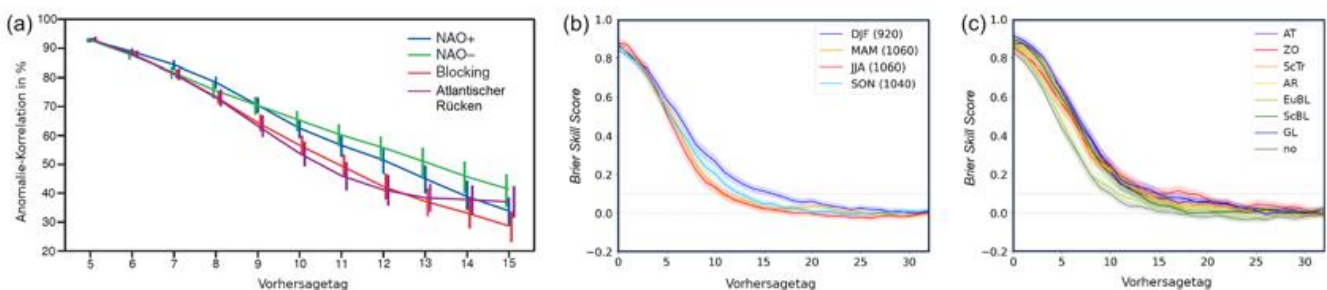


Abbildung 6-4: Vorhersageskill des EZMW-Vorhersagesystems für verschiedene Wetterregime-Definitionen und Jahreszeiten als Funktion der Vorhersagezeit. Detaillierte Vergleiche zwischen (a) und (b,c) sollten nicht gemacht werden, da die verschiedenen Studien auf verschiedenen EZMW-Modellversionen beruhen. (a) Regimeabhängige Vorhersagegüte im Winter für Vorhersagen, bei denen zum Startzeitpunkt eines der vier verschiedenen Wetterregime vorgeherrscht hat (aus FERRANTI et al. 2015, Abbildung 3). (b) Vorhersagegüte für alle sieben Atlantisch-Europäischen Wetterregime zusammen (inklusive „no“-Regime) während der vier Jahreszeiten (aus BÜELER et al. 2021, Abbildung 9). (c) Ganzjährige Vorhersagegüte für die einzelnen sieben Atlantisch-Europäischen Wetterregime (Abkürzungen siehe Abbildung 6-3; aus BÜELER et al. 2021, Abbildung 10). In den Studien mit den Abbildungen (b) und (c) wurde als Vorhersagehorizont konservativ der Zeitpunkt definiert, an dem der *Brier Skill Score* (BSS) 0,1 erreicht, obwohl rein mathematisch gesehen ein sehr schwacher BSS zwischen 0 und 0,1 auch noch als nützlicher Skill gelten würde.

sind Unterschiede in der sogenannten intrinsischen Vorhersagbarkeit: Es gibt atmosphärische Zustände (also Wetterregime), die von Natur aus, also intrinsisch, besser vorhersehbar sind als andere. Das liegt daran, dass diese Zustände aufgrund ihrer physikalischen Eigenschaften entweder länger anhalten oder auf einem eher vorhersehbaren Weg im atmosphärischen Zustandsraum entstehen und abgelöst werden können als andere Zustände (HOCHMAN et al. 2021). Unterschiede in der intrinsischen Vorhersagbarkeit ergeben sich oft auch durch die Tatsache, dass gewisse Wetterregime stärker von atmosphärischen Phänomenen bzw. Prozessen auf noch größeren zeitlichen und räumlichen Skalen angetrieben werden (siehe Ende dieses Abschnitts).

Ein zweiter wichtiger Grund für die situationsbedingten Unterschiede in der Vorhersagegüte sind situations- bzw. prozessabhängige Modellfehler. So haben diverse Studien gezeigt, dass numerische Wetter- und Klimamodelle noch immer Schwierigkeiten mit Blocking-Regimen haben, deren Ursprünge noch nicht vollständig geklärt sind. Einer der möglichen Ursprünge sind Modellfehler in der zeitlich gemittelten atmosphärischen Strömung, die sich in Fehlern in der Propagation bzw. der Stationarität von Rossby-Wellen manifestieren (QUINTING und VITART 2019). Ein weiterer Ursprung sind möglicherweise Modellfehler in der Interaktion zwischen Luftfeuchtigkeit und großskaliger Strömung (sogenannte feucht-dynamische Prozesse, z. B. WANDEL et al. 2024). Diese Interaktion trägt maßgebend zum Rossby-Wellen-Brechen sowie zur Langlebigkeit von Hochdruckgebieten bei – zwei für Blocking-Regime entscheidende Phänomene – und ist in Modellen aufgrund ihrer kleinen räumlichen Skala nur parametrisiert (d. h. physikalisch nicht explizit) wiedergegeben, was letztlich zu Fehlerwachstum in Regime-Vorhersagen führt (PICKL et al. 2023).

Trotz der in diesem Beitrag beschriebenen, unvermeidbaren Grenzen der subsaisonalen Vorhersagbarkeit, gibt es Situationen, in denen Wetterregime (oder sonstige Phänomene auf diesen Skalen) über den mittleren subsaisonalen Vorhersagehorizont hinaus vorhergesagt werden können. Diese Situationen nennt man „Fenster erhöhter Vorhersagbarkeit“. Die physikalische Grundlage für diese Fenster sind Phänomene und Prozesse im Erdsystem, die typischerweise auf längeren Zeitskalen als die Wetterregime selbst variieren und die Atmosphäre beeinflussen. Aufgrund dieser längeren Zeitskalen können diese Phänomene die Auftretenswahrscheinlichkeit von gewissen Wetterregimen in einer Region Tage bis Wochen später beeinflussen. Dies geschieht durch sogenannte Telekonnektionen, das heißt durch eine Kaskade kausaler physikalischer Prozesse zwischen der Region, in der das Phänomen auftritt, und der Region des Wetterregimes (oft sind dies Rossby-Wellen, die vom Ursprungsort in die mittleren Breiten propagieren und dort den Strahlstrom bzw. das damit verbundene Rossby-Wellen-Muster beeinflussen). Wenn nun numerische Wettermodelle diese Telekonnektionen gut genug abbilden, führt das dazu, dass der Vorhersagehorizont für gewisse Wetterregime signifikant länger wird, wenn das entsprechende treibende Phänomen zu Beginn der Vorhersage aktiv ist. Einige solcher treibenden Phänomene für Europa sind die Madden-Julian-Oszillation (MJO) über dem Indischen Ozean und dem zentralen Pazifik, der Polarwirbel in der nördlichen Stratosphäre, die Meerestemperaturen über dem Atlantik und El Niño und La Niña (ENSO) über dem äquatorialen Pazifik (Abbildung 6-5 zeigt den kombinierten Effekt einiger dieser Phänomene im Winterhalbjahr; siehe LEE et al. 2019 für weitere Details). Eine vertiefte Behandlung solcher durch Telekonnektionen verursachte „Fenster erhöhter Vorhersagbarkeit“ findet sich im Beitrag 5 von BIRNER und DOMEISEN.

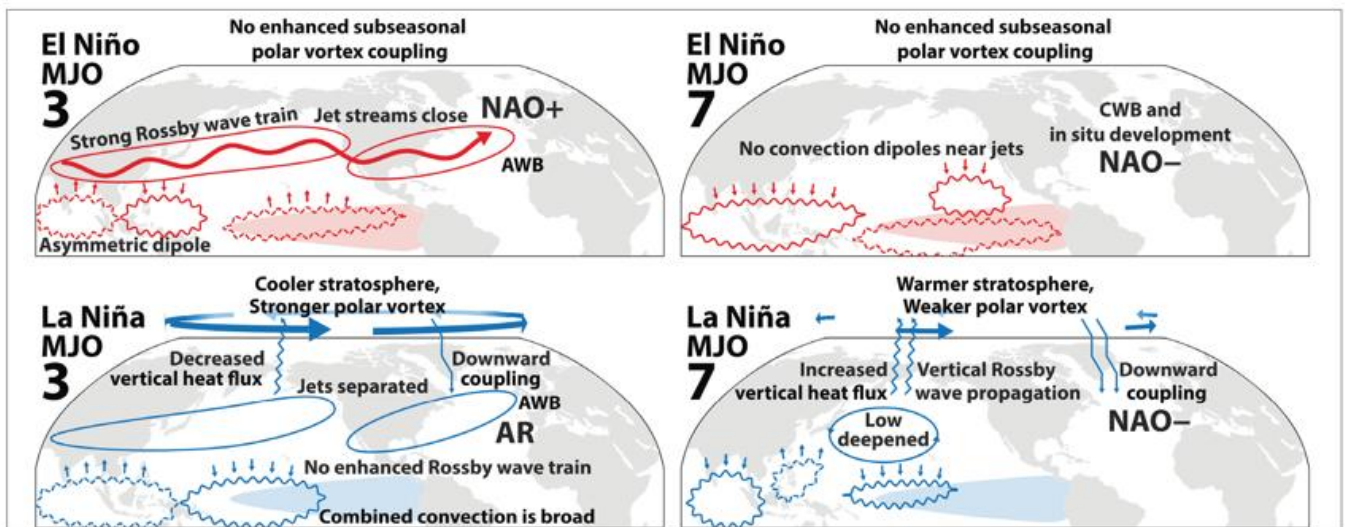


Abbildung 6-5: Schematische Darstellung, wie die beiden ENSO-Zustände (El Niño, oben in rot; La Niña, unten in blau) im Winterhalbjahr die subsaisonale Telekonnektion von den beiden Madden-Julian-Oszillation (MJO)-Phasen 3 (linke Spalte) und 7 (rechte Spalte) in den Nordatlantisch-Europäischen Raum (und das dortige Auftreten der vier Wetterregime) verändern, und welche Rolle der stratosphärische Polarwirbel dabei spielt. AWB und CWB stehen für antizyklonales bzw. zyklonales Wellenbrechen. Die anomalen Signale in der Konvektion (durchgezogen: erhöht; gestrichelt: reduziert) zeigen, wie die beiden MJO-Phasen durch die großskalige ENSO-Zirkulation verändert werden. Aus LEE et al. 2019, Abbildung 4.

#### 4 Diskussion und Ausblick

Wetterregime haben sich in den letzten Jahren als wichtiges Hilfsmittel in subsaisonalen Vorhersagen etabliert, insbesondere für den Atlantisch-Europäischen Raum. Von besonderem Interesse dabei ist ihr Zusammenhang mit der Witterungscharakteristik in größeren Gebieten sowie die Beeinflussung ihrer Vorhersagbarkeit durch Telekonnektionen. Die Forschung hat gezeigt, dass die Vorhersagbarkeit von Wetterregimen variabel und regimeabhängig ist, was sowohl auf intrinsische als auch praktische (also modellbedingte) Grenzen der Vorhersagbarkeit zurückzuführen ist. Von gewissen Endnutzerinnen und Endnutzern wie beispielsweise der Energieindustrie wird das Regimedenken bereits routinemäßig in der Wettersvorhersage genutzt. Der enorme Fortschritt im Wissen über die Vorhersagegüte für Wetterregime in verschiedenen subsaisonalen Wettermodellen und den damit verbundenen Fenstern erhöhter Vorhersagbarkeit ist nicht zuletzt den koordinierten Forschungsanstrengungen innerhalb des 2023 offiziell zu Ende gegangenen WMO-WCRP/WWRP "Subseasonal-to-seasonal Prediction Project" zu verdanken. Eine wichtige Forschungsaufgabe für die kommenden Jahrzehnte wird allerdings sein, dieses Wissen für weitere Endnutzerinnen und Endnutzer und deren Anwendungen systematisch nutzbar zu machen (WOOLNOUGH et al. 2024).

Diese Aufgabe steht jedoch auch vor fundamentalen Herausforderungen: Unser Wissen zu den treibenden Phänomenen der subsaisonalen Vorhersagbarkeit von Wetterregimen (wie z. B. der MJO oder dem stratosphärischen Polarwirbel) bzw. den damit verbundenen Telekonnektionen ist noch nicht robust genug. Das liegt daran, dass die Reanalyse-Datensätze, aus denen wir dieses Wissen ableiten, oft zu kurz sind, um statistische Evidenz zu erlangen. Hier bieten neue rückwirkende Ensemble-Vorhersage-Datensätze (sogenannte *Hindcasts* oder *Reforecasts*) die Möglichkeit mittels physikalisch plausibler Szenarienbildung die statistische Datenbasis zu erhöhen. Insbesondere die immer verlässlicheren Wettermodelle basierend auf künstlicher Intelligenz (KI) könnten die Berechnung solcher rückwirkender Ensemble-Vorhersagen durch einen massiv reduzierten Rechenaufwand deutlich beschleunigen, und helfen, Vorhersage-Datensätze mit viel mehr Ensemble-Mitgliedern und über längere Zeiträume zu generieren. Solche längeren Datensätze würden helfen, ein statistisch robusteres Bild zu erhalten, wie Telekonnektionen die subsaisonale Vorhersagbarkeit von Wetterregimen beeinflussen.

Schließlich wird es in Zukunft nicht nur von Interesse sein, Wetterregime-Vorhersagen auf subsaisonalen Zeitskalen zu verbessern. Eine weitere drängende Frage ist es auch zu verstehen, ob und wie sich das Auftreten von Wetterregimen in verschiedenen Regionen der Welt aufgrund des menschengemachten Klimawandels in Zukunft verändern könnte. Forschung dazu hat bisher kein einheitliches Bild ergeben, hilft jedoch bereits, den Beitrag der Änderung in der großräumigen Zirkulation an zukünftige Veränderungen in der Witterung besser zu verstehen.

#### Literatur

- BLOOMFIELD, H.C., BRAYSHAW, D.J., CHARLTON-PEREZ, A.J., 2020: Characterizing the winter meteorological drivers of the European electricity system using targeted circulation types. *Meteorological Applications* **27**, e1858, <https://doi.org/10.1002/met.1858>.
- BLOOMFIELD, H.C., BRAYSHAW, D.J., GONZALEZ, P.L.M., CHARLTON-PEREZ, A.J., 2021: Pattern-based conditioning enhances sub-seasonal prediction skill of European national energy variables. *Meteorological Applications* **28**, e2018, <https://doi.org/10.1002/met.2018>.
- BÜELER, D., FERRANTI, L., MAGNUSSON, L., QUINTING, J.F., GRAMS, C.M., 2021: Year-round sub-seasonal forecast skill for Atlantic–European weather regimes. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **147**, 4283–4309, <https://doi.org/10.1002/qj.4178>.
- CASSOU, C., TERRAY, L., PHILLIPS, A.S., 2005: Tropical Atlantic Influence on European Heat Waves. *Journal of Climate* **18**, 2805–2811, <https://doi.org/10.1175/JCLI3506.1>.
- CHARLTON-PEREZ, A.J., ALDRIDGE, R.W., GRAMS, C.M., LEE, R., 2019: Winter pressures on the UK health system dominated by the Greenland Blocking weather regime. *Weather and Climate Extremes* **25**, 100218, <https://doi.org/10.1016/j.wace.2019.100218>.
- DORRINGTON, J., WENTA, M., GRAZZINI, F., MAGNUSSON, L., VITARI, F., GRAMS, C.M., 2024: Precursors and pathways: dynamically informed extreme event forecasting demonstrated on the historic Emilia-Romagna 2023 flood. *Natural Hazards and Earth System Sciences* **24**, 2995–3012, <https://doi.org/10.5194/nhess-24-2995-2024>.
- FERRANTI, L., CORTI, S., JANOUSER, M., 2015: Flow-dependent verification of the ECMWF ensemble over the Euro-Atlantic sector. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141**, 916–924, <https://doi.org/10.1002/qj.2411>.
- GRAMS, C.M., BEERLI, R., PFENNINGER, S., STAFFELL, I., WERNLI, H., 2017: Balancing Europe's wind-power output through spatial deployment informed by weather regimes. *Nature Climate Change* **7**, 557–562, <https://doi.org/10.1038/nclimate3338>.
- GRAMS, C.M., MAGNUSSON, L., FERRANTI, L., 2020: How to make use of weather regimes in extended-range predictions for Europe. *ECMWF Newsletter* **165**, <https://www.ecmwf.int/en/newsletter/165/meteorology/how-make-use-weather-regimes-extended-range-predictions-europe> (Abruf: 06.05.2025).
- HAUSER, S., TEUBLER, F., RIEMER, M., KNIPPERTZ, P., GRAMS, C.M., 2024: Life cycle dynamics of Greenland blocking from a potential vorticity perspective. *Weather and Climate Dynamics* **5**, 633–658, <https://doi.org/10.5194/wcd-5-633-2024>.
- HANNACHI, A., STRAUS, D.M., FRANZKE, C.L.E., CORTI, S., WOOLLINGS, T., 2017: Low-frequency nonlinearity and regime behavior in the Northern Hemisphere extratropical atmosphere. *Reviews of Geophysics* **55**, 199–234, <https://doi.org/10.1002/2015RG000509>.

- HESS, P., BREZOWSKY, H., 1977: Katalog der Grosswetterlagen Europas 1881–1976. 3. verbesserte und ergänzte Auflage. *Berichte des Deutschen Wetterdienstes* **15(113)**.
- HOCHMAN, A., MESSORI, G., QUINTING, J.F., PINTO, J.G., GRAMS, C.M., 2021: Do Atlantic-European Weather Regimes Physically Exist? *Geophysical Research Letters* **48**, e2021GL095574, <https://doi.org/10.1029/2021GL095574>.
- LEE, S.H., TIPPETT, M.K., POLVANI, L.M., 2023: A New Year-Round Weather Regime Classification for North America. *Journal of Climate* **1**, 1–42, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-23-0214.1>.
- LEE, R.W., WOOLNOUGH, S.J., CHARLTON-PEREZ, A.J., VITART, F., 2019: ENSO modulation of MJO teleconnections to the North Atlantic and Europe. *Geophysical Research Letters* **46**, 13535–13545, <https://doi.org/10.1029/2019GL084683>.
- MATSUEDA, M., KYOUDA, M., 2016: Wintertime East Asian Flow Patterns and Their Predictability on Medium-Range Timescales. *SOLA* **12**, 121–126, <https://doi.org/10.2151/sola.2016-027>.
- MICHELANGELI, P.-A., VAUTARD, R., LEGRAS, B., 1995: Weather Regimes: Recurrence and Quasi Stationarity. *Journal of the Atmospheric Sciences* **52**, 1237–1256, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1995\)052<1237:WRRASQ>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1995)052<1237:WRRASQ>2.0.CO;2).
- MOCKERT, F., GRAMS, C.M., BROWN, T., NEUMANN, F., 2023: Meteorological conditions during periods of low wind speed and insolation in Germany: The role of weather regimes. *Meteorological Applications* **30**, e2141, <https://doi.org/10.1002/met.2141>.
- NEAL, R., ROBBINS, J., CROCKER, R., COX, D., FENWICK, K., MILLARD, J., KELLY, J., 2024: A seamless blended multi-model ensemble approach to probabilistic medium-range weather pattern forecasts over the UK. *Meteorological Applications* **31**, e2179, <https://doi.org/10.1002/met.2179>.
- OSMAN, M., BEERLI, R., BÜELER, D., GRAMS, C.M., 2023: Multi-model assessment of sub-seasonal predictive skill for year-round Atlantic–European weather regimes. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 2386–2408, <https://doi.org/10.1002/qj.4512>.
- PALMER, T.N., 1993: Extended-Range Atmospheric Prediction and the Lorenz Model. *Bulletin of the American Meteorological Society* **74**, 49–66, [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1993\)074<0049:ERAPAT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1993)074<0049:ERAPAT>2.0.CO;2).
- PICKL, M., QUINTING, J.F., GRAMS, C.M., 2023: Warm conveyor belts as amplifiers of forecast uncertainty. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 3064–3085, <https://doi.org/10.1002/qj.4546>.
- QUINTING, J.F., VITART, F., 2019: Representation of synoptic-scale Rossby wave packets and blocking in the S2S prediction project database. *Geophysical Research Letters* **46**, 1070–1078, <https://doi.org/10.1029/2018GL081381>.
- REINHOLD, B.B., PIERREHUMBERT, R.T., 1982: Dynamics of Weather Regimes: Quasi-Stationary Waves and Blocking. *Monthly Weather Review* **110**, 1105–1145, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1982\)110<1105:DOWRQS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1982)110<1105:DOWRQS>2.0.CO;2).
- REX, D.F., 1950: Blocking Action in the Middle Troposphere and its Effect upon Regional Climate. *Tellus* **2**, 275–301, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v2i4.8603>.
- SCHIEMANN, R., FREI, C., 2010: How to quantify the resolution of surface climate by circulation types: An example for Alpine precipitation. *Physics and Chemistry of the Earth* **35**, 403–410, <https://doi.org/10.1016/j.pce.2009.09.005>.
- SCHÜEPP, M., 1959: Die Klassifikation der Witterungslagen. *Geofisica Pura e Applicata* **44**, 242–248, <https://doi.org/10.1007/BF01997652>.
- SPAETH, J., RUPP, P., OSMAN, M., GRAMS, C.M., BIRNER, T., 2024: Flow-dependence of ensemble spread of subseasonal forecasts explored via North Atlantic-European weather regimes. *Geophysical Research Letters* **51**, e2024GL109733, <https://doi.org/10.1029/2024GL109733>.
- TVEITO, O.E., HUTH, R., 2016: Circulation-type classifications in Europe: results of the COST 733 Action. *International Journal of Climatology* **36**, 2671–2672, <https://doi.org/10.1002/joc.4768>.
- VAUTARD, R., 1990: Multiple weather regimes over the North Atlantic: analysis of precursors and successors. *Monthly Weather Review* **118**, 2056–2081, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1990\)118<2056:MWROTN>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1990)118<2056:MWROTN>2.0.CO;2).
- WANDEL, J., BÜELER, D., KNIPPERTZ, P., QUINTING, J.F., GRAMS, C.M., 2024: Why moist dynamic processes matter for the sub-seasonal prediction of atmospheric blocking over Europe. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* **129**, e2023JD039791, <https://doi.org/10.1029/2023JD039791>.
- WHITE, C.J., DOMEISEN, D., ACHARYA, N. et al., 2022: Advances in the Application and Utility of Subseasonal-to-Seasonal Predictions. *Bulletin of the American Meteorological Society* **103**, E1448–E1472, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-20-0224.1>.
- WOOLNOUGH, S.J., VITART, F., ROBERTSON, A.W. et al., 2024: Celebrating 10 Years of the Subseasonal to Seasonal Prediction Project and Looking to the Future. *Bulletin of the American Meteorological Society* **105**, E521–E526, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-23-0323.1>.

---

**Kontakt**

DR. DOMINIK BÜELER  
Eidgenössisches Departement des Innern EDI  
Bundesamt für Meteorologie und Klimatologie  
MeteoSchweiz  
Operation Center 1, Postfach  
8058 Zürich-Flughafen  
Schweiz  
dominik.bueeler@meteoswiss.ch  
&  
ETH Zürich  
Institut für Atmosphäre und Klima  
Universitätsstrasse 16  
8092 Zürich  
Schweiz

DR. CHRISTIAN M. GRAMS  
Eidgenössisches Departement des Innern EDI  
Bundesamt für Meteorologie und Klimatologie  
MeteoSchweiz  
Operation Center 1, Postfach  
8058 Zürich-Flughafen  
Schweiz  
christian.grams@meteoschweiz.ch

## 7

A. H. FINK, P. KNIPPERTZ

# Neue Methoden der Niederschlagsvorhersage in den Tropen

## New Methods of Precipitation Forecasting in the Tropics

### Zusammenfassung

Eine verbesserte Vorhersage tropischer Regenfälle ist eine der großen Herausforderungen in der Wetterforschung. Mit numerischen Wettervorhersagemodellen erstellte Vorhersagen haben eine gegenüber den mittleren Breiten um ein Vielfaches reduzierte Vorhersagegüte. In dem Beitrag wird gezeigt, dass diese in Teilen Afrikas für den Niederschlag des nächsten Tages sogar schlechter sind, als eine aus vergangenen Beobachtungen erstellte Ensembleprognose. Dies gilt oft auch dann noch, wenn die Vorhersagen zuvor mit Methoden einer statistischen Nachbearbeitung (*postprocessing*) kalibriert wurden. Daher wird nun verstärkt an neuen Methoden der Niederschlagsvorhersage in den Tropen geforscht. Hier kommen vermehrt statistische Modelle zum Einsatz, die als Prädiktoren aktuelle Beobachtungen oder Felder beziehungsweise Phänomene aus numerischen Vorhersagen als Input nehmen. Diese sind häufig den numerischen Vorhersagen überlegen. Jüngst wurden auch *Convolutional Neural Network* (CNN)-Modelle mit beachtlichen ersten Erfolgen getestet. Insgesamt deuten die Ergebnisse darauf hin, dass es nicht der sehr komplexen und kostspieligen Erzeugung von hochaufgelösten numerischen Ensemblevorhersagen bedarf, sondern dass für die Niederschlagsprognose des nächsten Tages in den Tropen sehr einfache und schnelle datengetriebene Vorhersagen einen Mehrwert liefern können.

### Summary

Improved forecasting of tropical rainfall is one of the major challenges in weather research. Forecasts produced with numerical weather prediction models have a much lower forecast quality compared to the mid-latitudes. The article shows that in parts of Africa these are even worse for precipitation forecasts for the next day than an ensemble forecast based on past observations. This is often also the case if the forecasts were previously calibrated using post-processing methods. For this reason, more research is now being carried out into new methods of forecasting precipitation in the tropics. Statistical models are increasingly being used here, which take current observations or fields or weather phenomena from numerical forecasts as input as predictors. These models are often superior to numerical predictions. Recently, convolutional neural network (CNN) models have also been tested with considerable initial success. Overall, the results indicate that there is no need for the very complex and costly generation of high-resolution numerical ensemble forecasts, but that very simple and fast, data-driven forecasts can provide added value for the next day's precipitation forecast in the tropics.

### 1 Einleitung

Gute Niederschlagsprognosen für die nächsten Tage und Wochen sind in den Tropen von besonderer sozio-ökonomischer Relevanz. In vielen tropischen Regionen wird Regenfeldbau in Subsistenzwirtschaft betrieben und das verspätete Einsetzen der Regenzeit, trockene Episoden oder extreme Niederschläge haben für die Kleinbauern oft existenzbedrohende Konsequenzen. Weiterhin können übermäßige Niederschläge Krankheiten wie Malaria, Cholera oder das Rift-Valley-Fieber auslösen. Wie auch in den mittleren Breiten würde das Management von Staudämmen von guten Niederschlagsvorhersagen profitieren.

Schließlich basiert ein funktionierendes Frühwarnsystem vor Extremniederschlägen und Überflutungen auf einer verlässlichen Kurzfristvorhersage. Bedauerlicherweise zeigen Haiden et al. (2012), dass die Güte einer Eintagesvorhersage des Niederschlags in den Tropen der einer Sechstages-Vorhersage in den mittleren Breiten entspricht. Aus den Beiträgen 2 und 3 von Judt und Keil in diesem Heft lässt sich ableiten, warum eine solche Diskrepanz zu erwarten ist. Zum einen besitzen relativ kleine räumliche Skalen, auf denen tropischer Niederschlag auftritt, eine geringere intrinsische Vorhersagbarkeit als die großflächigen Niederschlagsgebiete in den mittleren Breiten. Zum anderen ist der dynamische Antrieb für Niederschlag durch

die größerskalige Zirkulation in den Tropen geringer als in den mittleren Breiten. Für die planetare Skala in den Tropen sorgen dagegen Wellenphänomene wie die Madden-Julian Oszillation für intrinsische Vorhersagbarkeiten von mehr als 2 Wochen, was diejenige in den mittleren Breiten übertrifft. Auch sind in Teilen der Tropen im Gegensatz zu den mittleren Breiten Jahreszeitvorhersagen von verwertbarer Güte. Dies liegt an der längeren intrinsischen Vorhersagbarkeit des Ozeans, an den die tropische Atmosphäre relativ stark angekoppelt ist. Der vorliegende Beitrag konzentriert sich allerdings auf die Vorhersagehorizonte von einem Tag bis zu 14 Tagen, also auf die Kurz- und Mittelfristvorhersage, mit einem besonderen Fokus auf das schwierige Problem der Niederschlagsvorhersage in den afrikanischen Tropen.

Die niedrige intrinsische Vorhersagbarkeit in den Tropen erfordert zunächst einmal einen Ansatz, bei dem eine hohe Anzahl von Ensemble-Mitgliedern für die Vorhersage verfügbar sein sollte, um die Unsicherheit besser abschätzen zu können. Die Ensemble-Vorhersagegüte wird dann mit geeigneten statistischen Maßzahlen gegen eine triviale Referenzvorhersage abgeschätzt. VOGEL et al. (2018) zeigen in ihrer Studie, dass die operationellen Ensemblevorhersagen von neun numerischen Wettervorhersagemodellen (NWV-Modelle) für den Niederschlag der nächsten 24 Stunden im afrikanischen Sahel und an der Guineaküste schlechter sind als eine simple Ensemblevorhersage, welche aus Beobachtungen der vergangenen 20 Jahre gewonnen wurde. In VOGEL et al. (2020) wird diese Art von Analysen auf die ganzen Tropen und eine Fünftages-Vorhersage ausgedehnt. Hier zeigt sich die besonders schlechte Performanz

in den west- und zentralafrikanischen Tropen. Beide Flachlandregionen sind durch ein Spektrum von Konvektionstypen gekennzeichnet, welches von einzelnen Gewitterzellen bis zu den mesoskaligen Konvektionssystemen reicht (MARANAN et al. 2018). Hierin wird ein wesentlicher Grund für das schlechte Abschneiden der globalen NWV-Modelle in diesen Regionen gesehen (VOGEL et al. 2018), da diese aufgrund der groben Auflösung und der dadurch notwendigen Parametrisierung das Auslösen und die Organisation von Konvektion sehr schlecht vorhersagen können und orographische Merkmale fehlen, die als untere Randbedingung die Vorhersagbarkeit erhöhen würden (vgl. Beitrag 3 von KEIL in diesem Heft).

Vor dem Hintergrund der niedrigen intrinsischen und praktischen Vorhersagbarkeit sind ergänzende beziehungsweise neue Methoden der Niederschlagsvorhersage in den Tropen vonnöten. Hierzu gehört das sogenannte *postprocessing* (oder Nachbearbeitung) der Ensemblevorhersagen, welches systematische Fehler in den statistischen Momenten der vorhergesagten Niederschlagsverteilung korrigiert (vgl. den Überblicksartikel von VANNITSEM et al. 2018). Hier auf wird im nächsten Abschnitt eingegangen. Weitere Ansätze sind statistische Vorhersagen auf Basis von beobachteten meteorologischen Größen, welche in Abschnitt 3 beschrieben werden. Dabei kommen klassische statistische Modelle zum Einsatz wie auch Verfahren der künstlichen Intelligenz (KI). In Abschnitt 4 werden neuartige Ansätze des maschinellen Lernens und hybride Methoden vorgestellt, die statistische beziehungsweise KI-Verfahren mit dem Output eines NWV-Modells verknüpfen. Im Abschnitt 5 folgt eine Zusammenfassung und ein Ausblick.

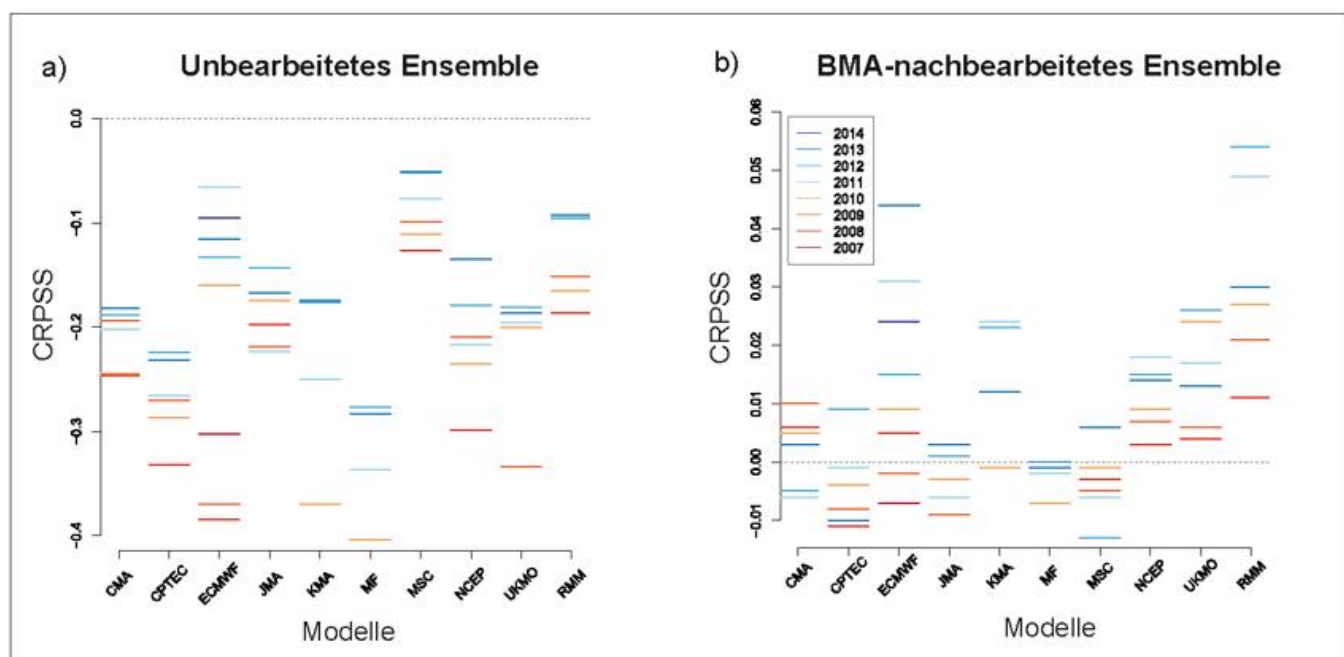


Abbildung 7-1: Continuous Ranked Probability Skill Scores (CRPSS) für die (a) nicht bearbeiteten und (b) mit dem Bayesian Model Averaging nachbearbeiteten Ensemble-Niederschlagsvorhersagen aus dem TIGGE-Modell-Ensemble für den 24-stündig akkumulierten Niederschlag über dem Westsahel für die Monsunjahreszeiten 2007–2014, verifiziert gegenüber täglichen Stationsbeobachtungen. Auf der x-Achse sind neun Modelle gelistet sowie ein *Reduced Multi Model* (RMM)-Ensemble. Die Farben zeigen die jeweiligen Jahre an. Der Skill-Wert, welcher der Referenzvorhersage aus der Klimatologie entspricht, ist mit einer gestrichelten Linie angezeigt. Aus VOGEL et al. 2018, bearbeitet.

## 2 Numerische Vorhersagen und statistische Nachbearbeitung

Für die Vorhersageverifikation oder das Erstellen einer klimatologischen Referenzvorhersage sind Niederschlagsdaten von Regensammlern in Afrika nur für einige Staaten frei bzw. überhaupt verfügbar, wobei Beobachtungslücken und Qualitätsprobleme recht häufig auftreten. Das Institut für Meteorologie und Klimaforschung – Troposphärenforschung (IMKTRO) am Karlsruher Institut für Technologie verfügt jedoch mit der *Karlsruhe African Surface Station – Database* (KASS-D) über einen der umfangreichsten, qualitätskontrollierten Datensätze mit täglichen Niederschlagsdaten in Afrika, welcher in den im Folgenden beschriebenen Studien zur Vorhersagbarkeit des Niederschlags verwendet wurde (VOGEL et al. 2018). Allerdings ist die kleinste räumliche Einheit einer numerischen Wettervorhersage das Pixel mit Kantenlänge der Gitterweite des Modelles und es ergibt sich das „Punkt-zu-Pixel“-Problem bei der Verifikation mit Sammlerdaten.

Da fast überall in Afrika keine Radardaten zur Verfügung stehen, wird daher auf vom Satelliten abgeschätzte, und bei Verfügbarkeit von Regensammlerdaten durch diese kalibrierte, Niederschlagssummen zurückgegriffen. Ein vielfach verwendeter Datensatz ist das *Integrated Multi-satellitE Retrievals for Global precipitation mission* (IMERG; HUFFMANN et al. 2020), sowie sein Vorgängerprodukt *Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) 3B42* (HUFFMANN et al. 2007). Aus IMERG- bzw. TRMM-Beobachtungen des Zeitraums 2000–2019 wurden probabilistische Referenzvorhersagen, die sogenannten *Extended Probabilistic Climatologies* (EPC) erzeugt, gegen welche numerische Vorhersagen getestet werden können (VOGEL et al. 2018; WALZ et al. 2021). Die EPC werden dabei für

jeden Gitterpunkt aus allen beobachteten TRMM- bzw. IMERG-Niederschlägen in der obengenannten 20-jährigen Periode für einen Zeitraum von 31 Tagen zentriert um den Vorhersagetag gewonnen. Aus den mehr als 600 Datenpunkten wird dann eine probabilistische Referenzvorhersage gewonnen (vgl. WALZ et al. 2021).

VOGEL et al. (2018) testeten die ein- bis fünftägigen Ensemblevorhersagen von neun Wettervorhersagemodellsystemen für den Zeitraum 2007–2014 für das nördliche tropische Afrika. Sie zeigen, dass die Vorhersagen aller Modelle schlechter waren als die einfache Referenzvorhersage aus vergangenen Beobachtungen. In Abbildung 7-1a ist dies durch negative *Continuous Ranked Probability Skill Scores* (CRPSS) dokumentiert. Der CRPS quantifiziert auf robuste Weise die Zuverlässigkeit und Schärfe der probabilistischen Prognose und reduziert sich im deterministischen Fall zum mittleren absoluten Fehler. Die Gründe für das schlechte Abschneiden der NWV-Modelle sind, dass die Ensemblevorhersagen in Bezug auf den Bias und die Streuung der Vorhersageverteilung nicht kalibriert und besonders bei einer hohen vorhergesagten Niederschlagswahrscheinlichkeit unzuverlässig waren, das heißt dass es in solchen Fällen sehr häufig nicht regnete. Diese Ergebnisse waren robust für Ein- und Fünftagesvorhersagen, sowie eine räumliche Aggregation bis auf eine Gitterbox von 200 km x 500 km und trafen auf alle untersuchten Monsunjahreszeiten, d. h. Juni–September 2007–2014, zu (Abbildung 7-1a). Mit Methoden der statistischen Nachbearbeitung, welche Bias und Dispersion der Vorhersageverteilung anhand von Beobachtungen korrigieren, erreichten die Skill-Werte der numerischen Vorhersagen zwar teilweise positive Werte, die aber immer noch nahe bei 0 lagen und somit nur auf das Niveau der Referenzvorhersage gehoben werden konnten (Abbildung 7-1b).

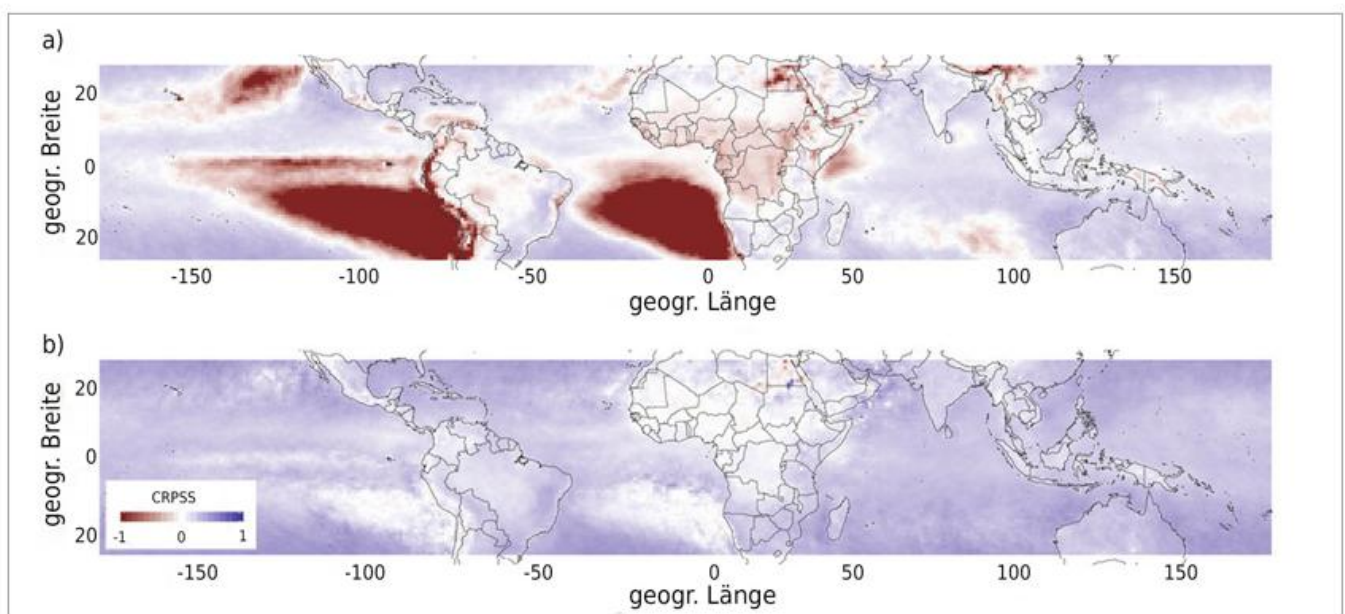


Abbildung 7-2: *Continuous Ranked Probability Skill Score* (CRPSS) für Eintages-Vorhersagen des ECMWF (a) als Rohdaten und (b) als nachbearbeitete Vorhersagen für die kumulierte Niederschlagsmenge im Vergleich zur klimatologischen Referenzvorhersage EPC (Erklärung siehe Abschnitt 2) im Zeitraum 2009–2017. Aus VOGEL et al. 2020, bearbeitet.

Die Erkenntnisse der Studie von VOGEL et al. (2018) wurden in VOGEL et al. (2020), WALZ et al. (2021) und AGEET et al. (2023) vertieft und erweitert. Diese Studien untermauern, dass eine statistische Nachbearbeitung unabdingbar dafür ist, den Output der NWV-Modelle über, oder – wie in West- und Zentralafrika – auf das Niveau der Referenzvorhersage zu bringen (Abbildung 7-2b). Es zeigte sich darüber hinaus, dass letztere Regionen wegen der schlechten Repräsentation organisierter Konvektion in den NWV-Modellen über den Landmassen der Tropen außerhalb der Hochgebirge tropenweit die geringste Vorhersagbarkeit aufweisen (Abbildung 7-2a). Die jüngste Arbeit zeigt auch, dass sich die Vorhersagen verbessern, wenn ein Mittel über eine größere Vorhersageregion gebildet wird oder die Akkumulationsperiode verlängert wird (Abbildung 7-3a,b). Im Allgemeinen werden dadurch Vorhersagefehler des Niederschlags in Raum und Zeit reduziert. Das gilt aber nicht für alle Regionen Ostafrikas. Dort, wo die Vorhersagemodelle systematisch zu oft und zu viel Niederschlag vorhersagen, wird der Fehler für längere Akkumulationsperioden sogar größer.

### 3 Statistische Vorhersagen auf Basis von beobachteten Feldern

Da, wie im vorhergehenden Abschnitt gezeigt, auch nach der Nachbearbeitung die numerischen Wettervorhersagen besonders in West- und Zentralafrika oft nur in der Nähe der Güte von klimatologischen Referenzvorhersagen liegen, sind in den vergangenen Jahren weitere alternative Vorhersagemethoden getestet worden. Für den Niederschlag der nächsten 24 Stunden zeigen VOGEL et al. (2021), dass ein simples logistisches Regressionsmodell, basierend auf

den räumlichen Korrelationen des Niederschlags der letzten beiden Tage, in Teilen des nördlichen tropischen Afrika nicht nur mehr Vorhersagegüte in Bezug auf das Auftreten des Niederschlags als die klimatologische Referenz aufweist, sondern in der Hauptregenzzone des westafrikanischen Sommermonsuns oft auch mehr Güte als das postprozessierte numerische Vorhersagemodell des *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF). Die gute Performanz des statistischen Modells ist darauf zurückzuführen, dass es an afrikanischen Wellenstörungen (*African Easterly Waves*, AEWs) geknüpfte Niederschlagsysteme besser vorhersagen kann. In einer Folgestudie von RASHEEDA SATHEESH et al. (2023) wurde dieser Aspekt über die Einführung eines kohärenten linearen Propagationsfaktor des Niederschlags verdeutlicht und durch Betrachtung konvektionsrelevanter meteorologischer Felder um eine vertiefte meteorologische Interpretation erweitert. In dieser Studie zeigte sich allerdings auch, dass die postprozessierten numerischen Ensemblevorhersagen und die datengetriebenen statistischen Vorhersagen jetzt zumindest in der Hauptregenzzone Westafrikas im Juni–September statistisch in ihrer Qualität nicht zu unterscheiden sind (Abbildung 7-4). Dies liegt an Verbesserungen im ECMWF-Modell und einem neueren Verfahren der statistischen Nachbearbeitung.

Der Grund für die allgemein schlechte und für beide Verfahren nicht unterscheidbare Vorhersagequalität in der Hauptregenzzone des tropischen Westafrikas liegt darin, dass die räumliche Korrelation und eine kohärente Propagation der Niederschlagssysteme durch die in dieser Region vorherrschende Stochastizität der Konvektion niedrig sind. Das liegt vor allem an der niedrigen statischen Stabilität, so dass sich Konvektion überall leicht auslösen lässt.

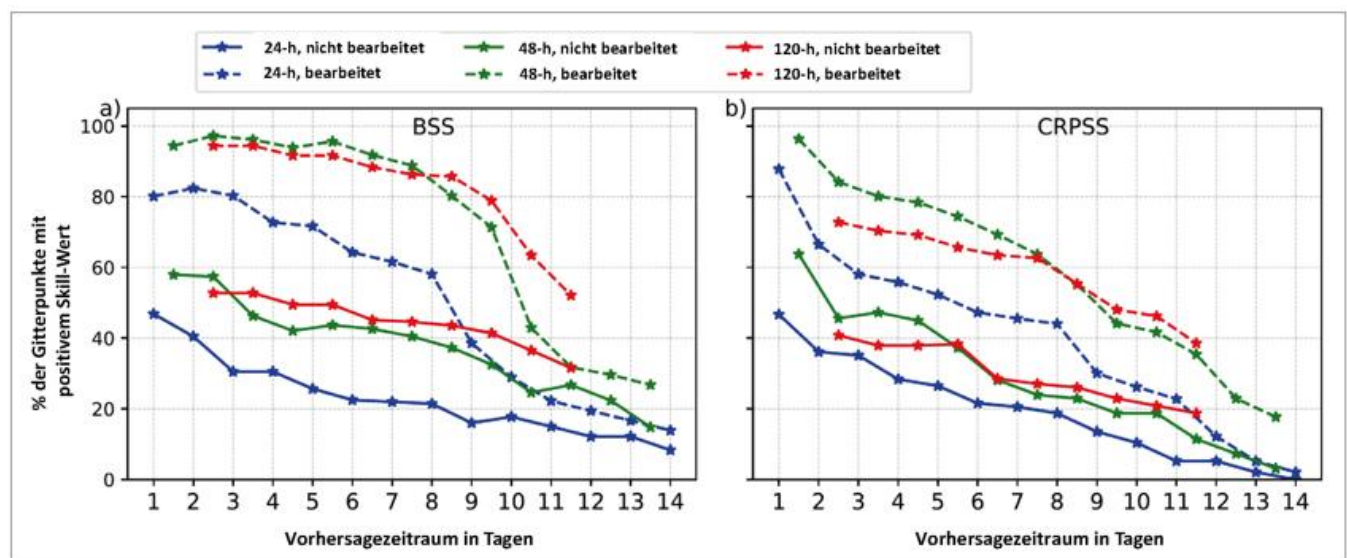


Abbildung 7-3: Prozentsatz der Gitterpunkte mit höherem (a) *Brier Skill Score* (BSS) und (b) *Continuous Ranked Probability Skill Score* (CRPSS) gegenüber der Referenzvorhersage in der nicht und der nachbearbeiteten Vorhersage (durchgezogene bzw. gestrichelte Linien) für 24-, 48- und 120-stündige Niederschlagsakkumulationen, gemittelt über das gesamte Untersuchungsgebiet in Ostafrika für den Zeitraum 2001–2018. Auf der Abszisse ist der Vorhersagezeitraum in Tagen angegeben. Für die längeren zeitlichen Aggregationen liegen die Datenpunkte in der Mitte der 24-Stunden-Intervalle, z. B. liegt der 48-h-Akkumulationsdatenpunkt bei 1,5 Tagen (in der Mitte von Tag 1 und Tag 2), und der 120-h-Akkumulationsdatenpunkt liegt bei 2,5 Tagen (in der Mitte von Tag 1 und Tag 5). Aus AGEET et al. 2023, bearbeitet.

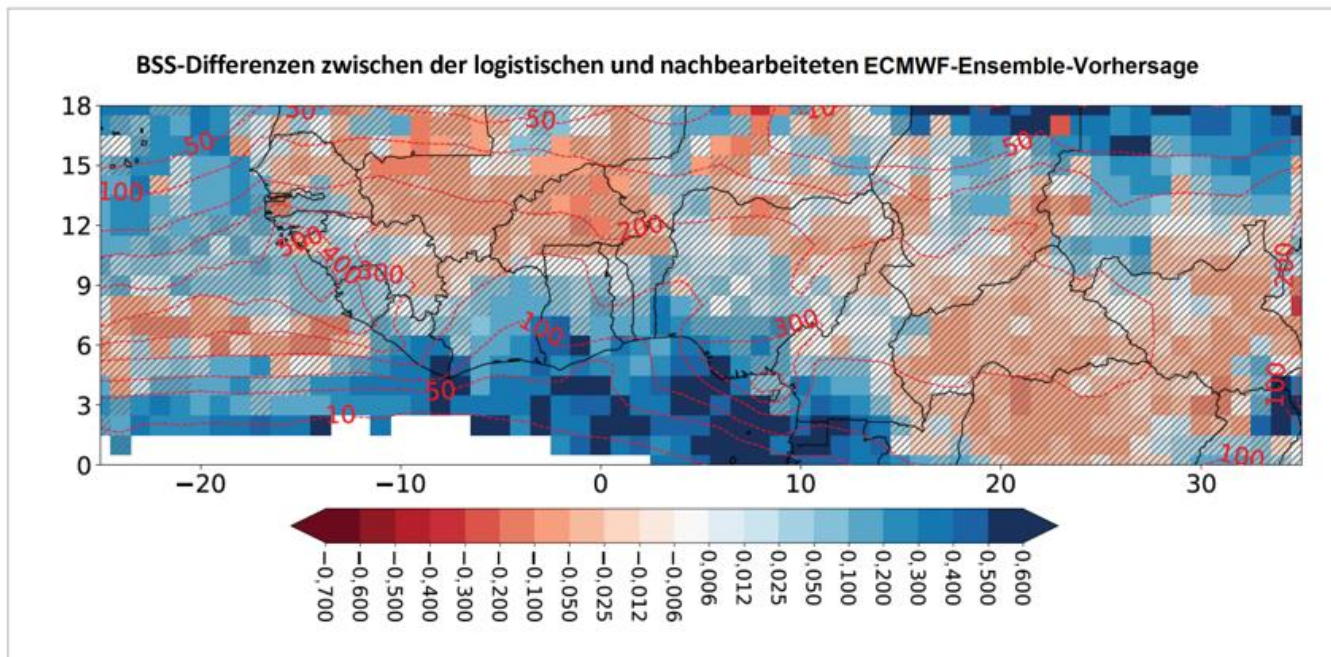


Abbildung 7-4: *Brier Skill Score* (BSS)-Differenzen zwischen der logistischen Vorhersage und der nachbearbeiteten Ensemblevorhersage des ECMWF für Juli–September (JAS) 2007–2019. Die Schraffierung zeigt Gitterpunkte an, bei denen der Unterschied im mittleren *Brier Score* (BS) gemäß dem Benjamini-Hochberg-korrigierten Diebold-Mariano-Test für gleiche Vorhersagefähigkeit auf einem Niveau von 0,05 statistisch nicht signifikant ist. Die Konturen zeigen die durchschnittliche monatliche Niederschlagsakkumulation in mm. Rasterpunkte mit weniger als 5 mm durchschnittlicher monatlicher Niederschlagsmenge sind leer gelassen. Aus RASHEEDA SATHEESH et al. 2023, bearbeitet.

An den Rändern der Regenzone hingegen, zum Beispiel an der bevölkerungsreichen Guineaküste, schlagen die datengetriebenen Vorhersagen die numerischen (Abbildung 7-4). Dort gibt es kohärente, nach Westen wandernde zyklonale und antizyklonale niedertroposphärische Störungen (vgl. KNIPPERTZ et al. 2017), die von den Modellen offenbar schlecht vorhergesagt werden. Gleichzeitig ist die statische Stabilität in dieser Region höher und es bedarf synoptischer Antriebe zur Auslösung der Konvektion (vgl. Beitrag 3 von KEIL in diesem Heft). Insgesamt bestätigt die Studie die Ergebnisse von VOGEL et al. (2021) und RASHEEDA SATHEESH et al. (2023), dass ausschließlich mit rezenten Beobachtungen des Niederschlags angetriebene statistische Vorhersagen des Niederschlags bereits sehr gute Ergebnisse im Vergleich mit NWV-Modellen liefern. Sehr vielversprechende Ergebnisse lassen sich auch mit rezenten Beobachtungen von tropischen Wellen, darunter afrikanische Wellenstörungen, unter Nutzung einer Gamma-Regression oder einem *Convolutional Neural Network* (CNN) erzielen (RASHEEDA SATHEESH et al. 2025).

Der überzeugende Erfolg datengetriebener Modelle darf nicht verschleiern, dass die Vorhersagbarkeit generell schlecht und bei den oben genannten statistischen Methoden nur das Auftreten und nicht die Menge des Niederschlags vorhergesagt wird. Eine wichtige Weiterentwicklung sind sogenannte hybride Vorhersagemodelle (z. B. FERRET et al. 2023; DE ANDRADE et al. 2021; WOLF et al. 2024). Darunter versteht man einerseits statistische Vorhersagemodelle, die Prädiktoren aus numerischen Vorhersagen entnehmen, von denen bekannt ist, dass sie besser als

der Niederschlag selbst vorhergesagt werden können. So zeigt zum Beispiel eine Studie von FERRET et al. 2023 für die Inseln im südostasiatischen Inselarchipel und Vietnam, dass ein hybrides Modell, welches numerische Vorhersagen von tropischen Wellenphänomenen als Prädiktoren in einem Bayesischen Modell zur probabilistischen Vorhersage des 24-h-Niederschlags nutzt, die Ensemblevorhersagen des NWV-Modells des UK MetOffice in den meisten Regionen und Jahreszeiten übertrifft. Dieses hybride Modell für die Vorhersage von intensiven Niederschlägen in dieser Region wird dadurch in seiner Qualität bei einer Mehrtagesvorhersage begrenzt, dass die Vorhersagegüte der als Prädiktor verwendeten Kelvin-Wellen im NWV-Modell nach 4–5 Tagen zu schlecht wird. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen DE ANDRADE et al. (2021) im östlichen Afrika und für subsaisonale Vorhersagen von bis zu 4 Wochen; wäre die Vorhersage der Madden-Julian-Oszillation auf dieser Zeitskala genauer, würde sich für die Wochen 3–4 auch die Güte der einwöchig akkumulierten Niederschläge erhöhen.

Für die Vorhersage des Niederschlags der nächsten 24 Stunden in Westafrika – gemeint ist hier eine Niederschlagsvorhersage von 00 UTC für den darauffolgenden Zeitraum 06–06 UTC – liegt jetzt mit WALZ et al. (2024a) die wohl umfassendste Vergleichsstudie verschiedener Niederschlagsvorhersagemethoden vor, die sich zudem sowohl auf die Vorhersage des Auftretens von Niederschlag als auch der Niederschlagsmenge erstreckt. Die dabei verglichenen klimatologischen, physikalisch basierten, statistischen, *Machine Learning* (ML)- und hybriden Verfahren

Tabelle 7-1: Überblick über probabilistische Vorhersagemethoden für das Auftreten und/oder die Akkumulation von Niederschlag, einschließlich Vorhersage-Typ, Kurzbeschreibung und Akronym. Die hellblau unterlegten Methoden liefern nur eine Vorhersage des Auftretens von Niederschlag, für mittelblau hinterlegte werden nur Ergebnisse der Niederschlagsmenge gezeigt, auch wenn sie das Auftreten vorhersagen können. Für weitere Details siehe Walz et al. (2024a).

Vorhersage-Typ	Beschreibung	Akronym
Klimatologisch	Ensemblevorhersage wird aus vergangenen Beobachtungen von Tagesniederschlägen für jeden Monat gerechnet	MPC
Physikalisch basiert	ECMWF-Ensemblevorhersagen	EPS
	Für Auftreten von Niederschlag postprozessiertes EPS	EPS + ISO
	Für Niederschlagsmenge postprozessiertes EPS	EPS + OS
	Mit EasyUQ erstellte Ensemblevorhersage aus deterministischer Vorhersage des ECMWF	HRES + EasyUQ
Statistisch	Logistische Regression basierend auf Niederschlag der 3 Vortage (wie in RASHEEDA SATHEESH et al. 2023) für das Auftreten von Niederschlag (5 Prädiktoren)	Logit-base
	Logistische Regression für das Auftreten von Niederschlag mit 20+5 (aus Logit-Base) = 25 Prädiktoren	Logit-full
	<i>Distributional Index Model</i> basierend auf Niederschlag der 3 Vortage (5 Prädiktoren) für die Niederschlagsmenge	DIM-base
	<i>Distributional Index Model</i> für die Niederschlagsmenge mit 20+5 (aus DIM-Base) = 25 Prädiktoren	DIM-full
Machine Learning	Mit EasyUQ erstellte Ensemblevorhersage mit einem <i>convolutional neural network</i> trainiert mit den 25 Prädiktoren (Logit-full/DIM-full) für das kontinentale Westafrika	CNN + EasyUQ
Hybrid	$0,5 \times ((\text{CNN} + \text{EasyUQ}) + (\text{HRES} + \text{EasyUQ}))$	hybrid

sind in Tabelle 7-1 aufgelistet. Die statistischen Modelle wurden mit Prädiktoren trainiert, welche sich aus den 00-UTC-ERA5-Re-Analysen (HERSBACH et al. 2020) und IMERG-Niederschlagsdaten zusammensetzen. Bei der ersten Gruppe erfolgte die Auswahl auf der Basis ihrer Korrelation mit dem Niederschlag am gleichen Gitterpunkt. Weiterhin wurden die deterministischen Vorhersagen aus dem hochaufgelösten Vorhersagelauf des ECMWF und aus dem CNN mithilfe des neuen EasyUQ (*Easy Uncertainty Quantification*, WALZ et al. 2024b)-Verfahrens in eine Ensemblevorhersage umgewandelt (HRES+EasyUQ bzw. CNN+EasyUQ). EasyUQ ist dabei eine einfach zu implementierende Methode, die deterministische Modellausgaben in kalibrierte statistische Verteilungen umwandelt. EasyUQ wird auf Paaren von deterministischen Prognosen und entsprechenden Beobachtungen trainiert und ist somit unabhängig von der Art des Modells, das zur Erstellung der deterministischen Prognosen verwendet wird. Das hybride Modell (Hybrid) schließlich wird aus dem Mittel des HRES+EasyUQ und CNN+EasyUQ gewonnen. Mit Ausnahme der EPS- und Hybrid-Verfahren wurden alle Vorhersagemodelle über viele Jahre trainiert.

Ein erstes überraschendes Resultat dieser Studie ist, dass der deterministische Lauf des ECMWF, welcher mithilfe des neuen EasyUQ-Verfahrens in eine Ensemblevorhersage umgewandelt wurde (HRES + EasyUQ, Abbildung 7-5),

deutlich besser ist als die eigentliche ECMWF-Ensemblevorhersage (EPS). Letztere ist aber z. B. beim *Brier Score* bis 2015 auch die schlechteste Vorhersage von allen – also auch schlechter als die klimatologische Vorhersage (MPC, Abbildung 7-5b). Selbst nach Kalibrierung der Ensemblevorhersage (EPS+ISO und EPS+EMO in Abbildung 7-5) bleibt HRES + EasyUQ besser. Ein nächstes interessantes Resultat ist, das rein statistische Vorhersagen mit 25 beobachteten Prädiktoren (Logit-full und DIM-full) für den *Brier Score* (Abbildung 7-5a) und den CRPS (Abbildung 7-5b) eine ähnliche Güte aufweisen wie HRES + EasyUQ. Neben den schon in RASHEEDA SATHEESH et al. (2023) verwendeten maximalen räumlichen Korrelationen der Niederschläge der drei Vortage, zeigt zuvorderst die Hinzunahme des um 00 UTC beobachteten Säulenwassergehaltes der Atmosphäre als Prädiktor und danach die spezifische Feuchte in 700 hPa und der K-Index, der die statische Stabilität der unteren Troposphäre abschätzt, weitere Verbesserungen in der Vorhersage. Alle anderen Prädiktoren bringen nur marginale Verbesserungen.

Ein zunächst vielleicht überraschendes Resultat ist, dass das CNN, d. h. ein rein datengetriebenes und dann das hybride Modell, allen anderen Modellen, insbesondere den postprozessierten numerischen Vorhersagen des ECMWF, deutlich überlegen sind (CNN + EasyUQ und „hybrid“ in Abbildung 7-5). Für ganz Westafrika und die feuchtesten

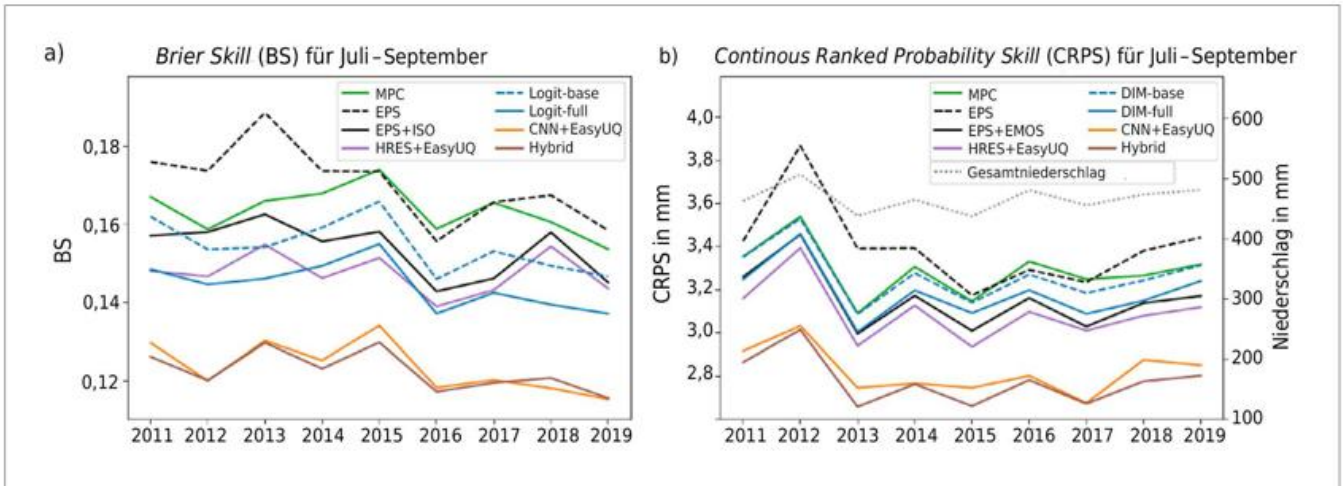


Abbildung 7-5: (a) Mittlerer *Brier Skill* (BS) für verschiedene Vorhersagemethoden der Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Niederschlag, gemittelt über Westafrika und die Monate Juli–September 2011–2019. (b) Entsprechende Darstellung des *Continuous Ranked Probability Skill* (CRPS) für probabilistische Vorhersagen der Niederschlagsmenge sowie räumlich gemittelte akkumulierte Gesamtniederschläge für Juli–September. Niedrige Werte von BS (ohne Einheit) und CRPS (in mm) bedeuten bessere Vorhersagen. Gestrichelt in b) ist der Gesamt-Niederschlag in mm von Juli bis September, da der CRPS mit diesem skaliert. Die Vorhersagemethode, eine Kurzbeschreibung und die Akronyme finden sich in Tabelle 7-1.

Monate (Juli–September 2011–2019) ist die Verbesserung gegenüber den „zweitbesten“ Modelltypen für das Auftreten des Niederschlags und die Niederschlagsmenge jeweils 20 % und 12,5 %. Das gute Abschneiden des CNN liegt darin begründet, dass es räumliche Korrelationen und Strukturen innerhalb eines Gitters effektiv ausnutzt bzw. Muster innerhalb lokaler Bereiche erkennt, die auf bestimmte Wetterbedingungen hinweisen können. Schon die Arbeiten von VOGEL et al. (2018) und RASHEEDA SATHEESH et al. (2023) wiesen auf die Stärke der Nutzung räumlicher Korrelationen im Niederschlag in datengetriebenen Vorhersagemodellen hin. Letztere sind auf tropische Wellenphänomene, besonders die nach Westen wandernden AEWs zurückzuführen. RASHEEDA SATHEESH et al. (2025) zeigen in diesem Kontext, dass die Nutzung expliziter Prädiktoren von sieben tropischen Wellenphänomenen, darunter beispielsweise auch Kelvinwellen, in einem Gamma-Regressions-Modell und einem CNN-Modellansatz unter Nutzung von EasyUQ eine Vorhersage ermöglicht, die im Sahel sogar noch besser ist, als das CNN+EasyUQ-Modell in WALZ et al. (2024a). An der Küste allerdings ist letzteres Modell besser. Schließlich sei noch erwähnt, dass das hybride Modell, welches aus der gleichen Gewichtung des CNN- und HRES-EasyUQ-Modells generiert wurde, bei der Vorhersage der Niederschlagsmenge noch eine leichte Verbesserung gegenüber dem CNN-Modell aufweist.

Insgesamt zeigt diese bisher einmalige Vergleichsstudie von teilweise neuen Methoden der Niederschlagsvorhersage in den Tropen, dass es nicht der sehr komplexen und kostspieligen Erzeugung von numerischen Ensemblevorhersagen bedarf, sondern dass für die Niederschlagsprognose des nächsten Tages in den Tropen sehr einfache und schnelle datengetriebene Vorhersagen einen Mehrwert liefern können.

#### 4 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurden neue Methoden der Niederschlagsvorhersage – überwiegend für das tropische Afrika – vorgestellt. Der Niederschlag bleibt für diese Region ein großes Vorhersageproblem. Lässt man den Rechenaufwand für das Training außer Acht, erzielen datengetriebene Modelle, die im operationellen Betrieb geringe Anforderungen an die Rechenleistung stellen, sehr gute Ergebnisse. Bezüglich der Ergebnisse gilt dies auch für hybride Modelle, die als Prädiktoren in statistischen oder *Machine Learning*-Modellen Vorhersagefelder aus zum Teil kalibrierten numerischen Vorhersagen nutzen.

In einer in Bezug auf die Vielzahl von Vorhersageverfahren ähnlich umfangreichen Studie zur subsaisonalen (bis 5 Wochen) Vorhersagbarkeit von tropischen Zyklonen im Nordatlantik war das hybride Modell den kalibrierten numerischen Vorhersageverfahren ebenfalls überlegen (MAIERGERBER et al. 2021). Auch hier wurden großskalige tropische Wellenphänomene als Prädiktoren verwendet. Da die Vorhersagbarkeit derselben, besonders der für Niederschlag in den Tropen wichtigen Kelvinwelle, unter anderem durch die Parametrisierung der Feuchtkonvektion in den numerischen Modellen, bei weitem noch nicht den theoretisch möglichen Vorhersagehorizont von bis zu wenigen Wochen erreicht hat, könnte eine Nachbearbeitung der Wellenvorhersagen durch Verfahren der KI eine weitere Verbesserung bringen.

In den bisher besprochenen und zitierten Studien – mit Ausnahme von WOLF et al. (2024) – wurden keine NWV-Modelle diskutiert, welche konvektionserlaubend sind. Hier könnte eine Verbesserung der Niederschlagsvorhersage vermutet werden. Bisherige Studien sind aber eher ernüchternd. So zeigen CAFARO et al. (2021) für Ostafrika

und FERRET et al. (2021) für Südostasien, dass Ensemblevorhersagen mit konvektionsauflösenden Modellen gebiets- und zeitweise zwar bessere Resultate liefern als die nicht konvektionsauflösenden Vorhersagen. Allerdings sind die Ensemblevorhersagen mit den konvektionserlaubenden Modellen üblicherweise „unterdispersiv“, das heißt die Spannweite des vorhergesagten Niederschlags aller Ensemblemitglieder ist zu klein (CAFARO et al. 2021) und in Südostasien zumeist nicht in der Lage, das hybride Vorhersage-Modell zu übertreffen (WOLF et al. 2024).

Derzeit wird am IMKTRO eine Studie angefertigt (REIN et al. 2025), in der Modelle mit und ohne parametrisierter Konvektion für Westafrika systematisch verglichen werden. Da die konvektionserlaubenden Modelle deterministisch sind, wird hier ein Ensemble erstellt, in dem die Vorhersagen für benachbarte Punkte verwendet werden. Die bisherigen ernüchternden Ergebnisse werden bestätigt, indem sich abzeichnet, dass diese „teuren“ konvektionserlaubenden Modelle fast nirgendwo Vorhersagen übertreffen, welche mit parametrisierten, teilweise nachbearbeiteten NWV-Vorhersagen, gemacht werden.

Aktuell machen in der Vorhersageforschung rein KI-getriebene Modelle Furore. Zum Beispiel das vom chinesischen Huawei-Konzern an den ERA5-Re-Analysen der letzten 40 Jahre trainierte Pangu-Modell (BI et al. 2023). Dessen Vorhersage für das Geopotential in 500 hPa für die nächsten 7 Tage kann in der Güte mit der Vorhersage des ICON (*ICOsahedral Nonhydrostatic*)-Modells des Deutschen Wetterdienstes (DWD) mithalten. Diese Modelle sagen aber derzeit (noch) nicht den Parameter Niederschlag voraus. Es darf beispielsweise für den sehr stochastischen Niederschlag in Afrika auch mangels langjährig verfügbarer Trainingsdaten bezweifelt werden, dass ein KI-Modell wie Pangu den Niederschlag zum Beispiel im monsunalen Regengürtel Westafrikas besser vorhersagen kann als die oben beschriebenen neuen Verfahren.

Aber sowohl bei den statistischen Vorhersagemodellen (einschließlich einer Regionalisierung), als auch bei der Nachbearbeitung der großskaligen Prädiktanden oder des Niederschlages selbst kann KI zu einer deutlichen Verbesserung der Vorhersagegüte führen. Diese Verfahren sollten in naher Zukunft an afrikanische Wetterdienste transferiert werden. Diese und weitere Herausforderungen zur dringend notwendigen Verbesserung der Servicedienstleistungen im Wettervorhersagebereich sind im jüngst erschienenen Artikel von LAMBTEY et al. (2024) näher erläutert. Die Zeit drängt, denn die Tropen werden bereits zunehmend von Wetter- und Klimaextremen im Zusammenhang mit der globalen Erwärmung betroffen.

## Literatur

- AGEET, S., FINK, A.H., MARANAN, M., SCHULZ, B., 2023: Predictability of rainfall over Equatorial East Africa in the ECMWF ensemble hindcast on short- to medium-range time scales. *Weather and Forecasting* **38**, 2613–2630, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-23-0093.1>.
- BI, K., XIE, L., ZHANG, H., CHEN, X., GU, X., TIAN, Q., 2023: Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature* **619**, 533–538, <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3>.
- CAFARO, C., WOODHAMS, B.J., STEIN, T.H., BIRCH, C.E., WEBSTER, S., BAIN, C.L., HARTLEY, A., CLARKE, S., FERRETT, S., HILL, P., 2021: Do convection-permitting ensembles lead to more skillful short-range probabilistic rainfall forecasts over tropical East Africa? *Weather and Forecasting* **36**, 697–716.
- DE ANDRADE, F.M., YOUNG, M.P., MACLEOD, D., HIRONS, L.C., WOOLNOUGH, S.J., BLACK, E., 2021: Sub-seasonal precipitation prediction for Africa: Forecast evaluation and sources of predictability. *Weather and Forecasting* **36**, 265–284, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-20-0054.1>.
- FERRETT, S., FRAME, T.H.A., METHVEN, J., HOLLOWAY, C.E., WEBSTER, S., STEIN, T.H.M., CAFARO, C., 2021: Evaluating convection-permitting ensemble forecasts of precipitation over southeast Asia. *Weather and Forecasting* **36**, 1199–1217, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-20-0216.1>.
- FERRETT, S., METHVEN, J., WOOLNOUGH, S.J., YANG, G.-Y., HOLLOWAY, C.E., WOLF, G., 2023: Hybrid dynamical-statistical forecasts of the risk of rainfall in southeast Asia conditional on equatorial waves. *Monthly Weather Review* **151**, 2139–2152, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-22-0300.1>.
- HAIDEN, T., RODWELL, M.J., RICHARDSON, D.S., OKAGAKI, A., ROBINSON, T., HEWSON, T., 2012: Intercomparison of global model precipitation forecast skill in 2010/11 using the SEEPS score. *Monthly Weather Review* **140**, 2720–2733, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-11-00301.1>.
- HERSBACH, H., BELL, B., BERRISFORD, P. et al., 2020: The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **146**, 1999–2049, <https://doi.org/10.1002/qj.3803>.
- HUFFMAN, G., BOLVIN, D.T., BRAITHWAITE, D., SHU, K., JOYCE, R., KIDD, C., NELKIN, E.J., SOROOSHIAN, S., TAN, J., XIE, P., 2020: NASA Global Precipitation Measurement (GPM) Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM (IMERG). *Algorithm Theoretical Basis Document*, 39 pp., [https://gpm.nasa.gov/sites/default/files/2020-05/IMERG\\_ATBD\\_V06.3.pdf](https://gpm.nasa.gov/sites/default/files/2020-05/IMERG_ATBD_V06.3.pdf) (Abruf: 06.06.2025).
- HUFFMAN, G.J., BOLVIN, D.T., NELKIN, E.J., WOLFF, D.B., ADLER, R.F., GU, G., HONG, Y., BOWMAN, K.P., STOCKER, E.F., 2007: The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-global, multi-year, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *Journal of Hydrometeorology* **8**, 38–55, <https://doi.org/10.1175/JHM560.1>.

- KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., DEROUBAIX, A., MORRIS, E., TOCQUER, F., EVANS, M., FLAMANT, C., GAETANI, M., LAVAYSSE, C., MARI, C., MARSHAM, J.H., MEYNADIER, R., AFFO-DOGO, A., BAHAGA, T., BROSSE, F., DEETZ, K., GUEBSI, R., LATIFOU, I., MARANAN, M., ROSENBERG, P.D., SCHLUETER, A., 2017: A meteorological and chemical overview of the DACCIWA field campaign in West Africa in June–July 2016. *Atmospheric Chemistry and Physics* **17**, 10893–10918, <https://doi.org/10.5194/acp-17-10893-2017>.
- LAMPTEY, B., ABED, S.S., GUDOSHAVA, M., MUTEMI, J., BOPAPE, M.-J., ADEFISAN, E.A., IGRI, M.P., SEIDOU SANDA, I., NDIAYE, O., PARKER, D.J., DOUGHILL, A., FINK, A.H., KNIPPERTZ, P., WOOLNOUGH, S.T., KOLSTAD, E.W., 2024: Challenges and way forward for sustainable weather and climate services in Africa. *Nature Communications* **15**, 2664, <https://doi.org/10.1038/s41467-024-46742-6>.
- MAIER-GERBER, M., FINK, A.H., RIEMER, M., SCHOEMER, E., FISCHER, C., SCHULZ, B., 2021: Statistical-Dynamical Forecasting of Sub-Seasonal North Atlantic Tropical Cyclone Occurrence. *Weather and Forecasting* **36**, 2127–2142, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-21-0020.1>.
- MARANAN, M., FINK, A.H., KNIPPERTZ, P., 2018: Rainfall types over southern West Africa: Objective identification, climatology and synoptic environment. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **144**, 1628–1648, <https://doi.org/10.1002/qj.3345>.
- RASHEEDA SATHEESH, A., KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., 2025: Machine learning models for daily rainfall forecasting in Northern Tropical Africa using tropical wave predictors. *Weather and Forecasting* **40**, 1895–1916, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-24-0192.1>.
- RASHEEDA SATHEESH, A., KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., WALZ, E.-M., GNEITING, T., 2023: Sources of predictability of synoptic-scale rainfall variability during the West African summer monsoon. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **149**, 3721–3737, <https://doi.org/10.1002/qj.4581>.
- REIN, F., FINK, A.H., PEYRILLÉ, P., WARNER, J., KNIPPERTZ, P., 2025: Higher resolution or better sampling? – A systematic comparison of 1-day numerical precipitation forecasts in tropical Africa. *Eingereicht bei Weather and Forecasting im März 2025*.
- VANNITSEM, S., WILKS, D.S., MESSNER, J.W., 2018: Statistical Postprocessing of Ensemble Forecasts. *Elsevier*, 347 pp., <https://doi.org/10.1016/C2016-0-03244-8>.
- VOGEL, P., KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., SCHLUETER, A., GNEITING, T., 2018: Skill of global raw and postprocessed ensemble predictions of rainfall over northern tropical Africa. *Weather and Forecasting* **33**, 369–388, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-17-0127.1>.
- VOGEL, P., KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., SCHLUETER, A., GNEITING, T., 2020: Skill of global raw and postprocessed ensemble predictions of rainfall in the tropics. *Weather and Forecasting* **35**, 2367–2385, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-20-0082.1>.
- VOGEL, P., KNIPPERTZ, P., GNEITING, T., FINK, A.H., KLAR, M., SCHLUETER, A., 2021: Statistical forecasts for the occurrence of precipitation outperform global models over northern Tropical Africa. *Geophysical Research Letters* **48**, e2020GL091022, <https://doi.org/10.1029/2020GL091022>.
- WALZ, E.-M., HENZI, A., ZIEGEL, J., GNEITING, T., 2024a: Easy Uncertainty Quantification (EasyUQ): Generating predictive distributions from single-valued model output. *SIAM Review* **66**, 91–122, <https://doi.org/10.1002/qj.4627>.
- WALZ, E.-M., KNIPPERTZ, P., FINK, A.H., KÖHLER, G., GNEITING, T., 2024b: Physics-based vs. data-driven 24-hour probabilistic forecast of precipitation for northern tropical Africa. *Monthly Weather Review* **152**, 2011–2031, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-24-0005.1>.
- WALZ, E.-M., MARANAN, M., VAN DER LINDEN, R., FINK, A.H., KNIPPERTZ, P., 2021: An IMERG-Based Optimal Extended Probabilistic Climatology (EPC) as a Benchmark Ensemble Forecast for Precipitation in the Tropics and Sub-tropics. *Weather and Forecasting* **36**, 1561–1573, <https://doi.org/10.1175/WAF-D-20-0233.1>.
- WOLF, G., FERRETT, S., METHVEN, J., FRAME, T.H.A., HOLLOWAY, C.E., MARTINEZ-ALVARADO, O., WOOLNOUGH, S.J., 2024: Comparison of probabilistic forecasts of extreme precipitation for a global and convection-permitting ensemble and hybrid statistical-dynamical method based on equatorial wave information. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **150**, 877–896, <https://doi.org/10.1002/qj.4627>.

## Kontakt

PROF. DR. ANDREAS H. FINK  
 Karlsruher Institut für Technologie  
 Institut für Meteorologie und Klimaforschung  
 Troposphärenforschung  
 Kaiserstr. 12  
 76131 Karlsruhe  
 andreas.fink@kit.edu

PROF. DR. PETER KNIPPERTZ  
 Karlsruher Institut für Technologie  
 Institut für Meteorologie und Klimaforschung  
 Troposphärenforschung  
 Kaiserstr. 12  
 76131 Karlsruhe  
 peter.knippertz@kit.edu

## Examina im Jahr 2024

### Bachelor-, Diplom- und Masterarbeiten, Dissertationen und Habilitationen in der Meteorologie und verwandten Fächern aus dem deutschsprachigen Raum

---

#### Universität Basel

---

##### *Bachelorarbeit*

MÜLLER, Pascal: Kopplung von bodennahen Wärmeflüssen mit zeitlich hochaufgelösten Aerosolmessungen auf dem Jungfraujoch.

##### *Masterarbeit*

ZURFLUH, Nicolas: Enhancing the accuracy of „low-cost“ urban air temperature sensor networks.

---

#### Universität Bayreuth

---

Keine Meldungen

---

#### Freie Universität Berlin

---

##### *Bachelorarbeiten*

9 Abschlussarbeiten

##### *Masterarbeiten*

3 Abschlussarbeiten

##### *Dissertationen*

6 Abschlussarbeiten

---

#### Universität Bonn

---

##### *Bachelorarbeiten*

BECKER, Manuel: Entwicklung von Hitze-Wellen in West- und Zentraleuropa unter dem Einfluss von verschiedenen Klimawandel-Szenarien.

BRUNE, Erik: Examination of the polarimetric radar signatures of ZDR and KDP in tornadic storms over Germany and their use for nowcasting.

FOERSTER, David: Atmosphärische Flüsse in der Region Nordatlantik / Europa.

GRIESE, Emma Sofie: Remote sensing-based estimates of the Gross Primary Production at the Wüstebach research site.

JUNGEN, Mathis: Anwendung der dynamischen Systemtheorie auf extreme Niederschlagsereignisse.

SCHRAA, Meike: Über eine theoretische

Begrenzung maximaler Temperaturen während Hitzewellen in den mittleren Breiten der Nordhalbkugel.

##### *Masterarbeiten*

BOHMANN, May Meret: Urban parameterization in global operational weather forecasting.

DOST, Viola: Identifying Dunkelflauten in Germany using COSMO-REA6.

ERTZ, Philipp: A spatial probabilistic post-processing of wind gusts over Germany.

##### *Dissertation*

HACKER, Maïke: Modelling fog and low stratiform clouds in the Namib Desert with COSMO-FOG.

---

#### Universität Bremen

---

##### *Bachelorarbeiten*

DEDERER, Rebekka: Untersuchung von gelöstem Kohlenstoffdioxid in der Hamme mit einem selbst entwickelten transportablen Äquilibrator.

POLLE, Alexander: Development and Application of a Drone-Based Air Sampling System for Environmental Monitoring.

##### *Masterarbeit*

GROSCH, Lukas: Investigation of the Greenhouse Gas Emissions from the Steel Production Site in Bremen.

##### *Dissertationen*

JI, Denghui: Ground-based Remote Sensing of Aerosol Properties Using the Emission FTS in Ny-Alesund, Spitsbergen (78°N).

KORTUM, Karl: Arctic Sea Ice Property Retrieval from Synthetic Aperture Radar with Deep Learning Models.

MCHEDLISHVILI, Alexander: Understanding Polar Atmosphere-Ocean-Sea Ice Momentum Transfer Using Remote Sensing and Modeling Techniques.

MURASHKIN, Dmitrij: Remote sensing of sea ice leads with Sentinel-1 C-band synthetic aperture radar.

NIEHAUS, Hanna: Melt Ponds on Arctic Summer Sea Ice from Optical Satellite Data.

RÜCKERT, Janna: Unraveling Atmosphere and Sea Ice in the Arctic – Advancements in a Multi-Parameter Retrieval using Satellite Microwave Radiometer Data.

SUN, Xiaoyu: The Atmospheric Transport in the Western Pacific Region by Measurements and Model Simulations.

---

#### Technische Universität Dresden

---

##### *Bachelorarbeiten*

MÜLLER, Katharina Malee: Energiebilanz und Mikroklima eines Fichtenmischbestandes und einer benachbarten Freifläche im Tharandter Wald.

SCHENKEL, Hendrik: Abschätzung des Kühleffekts von Dachbegrünung auf Photovoltaik-Module auf Basis von Modellsimulationen mit ENVI-met.

UTZELMANN, Simon: Aktuelle Trends der Schneedeckenhäufigkeit in Sachsen.

##### *Masterarbeiten*

AHMAD, Muhammad Waqas: Passive architectural design measures to evaluate thermal comfort indices and energy performance of urban infrastructure and interaction with microclimate.

DOMWIRTH, Verena: The potential of subsurface heat recycling in urban areas.

ISLAM, Maliva: Modelling Cold Air Flows into Cities – Influence of the Spatio-Temporal Resolution.

LONE, Faizan: Sensitivity of urban climate simulations with ENVI-met to meteorological and environmental input data in cities of Naumburg and Plauen.

SASSOR, Gerrit: Climate Impact (Radiative Forcing) of Land Use Changes.

DROSKY, Maralda: Konzeptionelle Grundlagen für die Entwicklung eines Multi-Risiko-Modells.

GLASS, Johanna: Lokale Besonderheiten des städtischen Wärmeineffekts in Dresden.

KLEMM, Julia: Strahlungsmessungen und Blattflächenindex auf einem Gründach mit variabler Bepflanzungs- und Bewässerungsstrategie.

QIN, Weigeng: Legacy Effect of Winter

- Environmental Factors on Forest Ecosystems Transpiration in Spring.  
 SCHÄDEL, Hannes: Statistische Analyse von Stadtklimadaten am Beispiel des Botanischen Gartens Dresden.  
 SOLINAS, Lorena: Evaluation of a model for boundary layer evolution using backscatter lidar data over a semi-arid forest in Israel.  
 SPERBER, Alexander: Das KLIPS Stadtklimamessnetz – Untersuchungen zur Repräsentativität der Messstandorte durch Verdichtung der Messungen und numerische Simulation mit ENVI-met.  
 WEERAPPULLI, Sampath: Effects of Different Forest Edges on Atmospheric Energy and Mass Transport.

#### Dissertation

- AL-FALAH, Ali Hamoud Mohammed: Assessing Climate Products and Climate Change Projections for Sustainable Water Resources in the Highlands of Yemen.

---

Universität Frankfurt

---

#### Bachelorarbeiten

- ASSMANN, Moritz: Detektion und Tracking von Mesoskaligen Konvektiven Systemen in hochaufgelösten Klimamodellen.  
 BATEREAU, Philipp: Characterisation of anthropogenic and natural aerosol in the Californian stratocumulus deck based on reanalysis.  
 BECKER, Marcel: Charakterisierung eines Infrarotspektrometers zur Messung von gasförmigen Ammoniak.  
 BREMM, Ann-Kathrin: Erste Messung halogenierter Kohlenwasserstoffe in Ungarn.  
 GOTSCH, Tim: Zusammenhang zwischen Kältewellen und blockierenden Wetterlagen in Deutschland.  
 HÖFER, Jannis: Erste Charakterisierung dreier Gasmonitore zur Messung von O<sub>3</sub>, SO<sub>2</sub> und NO<sub>x</sub> im Rahmen des ACTRIS-Projekts.  
 HUFNAGEL, Dorothea: Elevation-Dependent Warming in the Greater Alpine Region between 1985-2019.  
 LABUSCH, Nikolaus: Verbesserte Beschreibung der homogenen Nukleation in Eiskernen mittels asymptotischer Methode.  
 LORENZ, Jan: Analysis of aerosol time series over the Arctic sea ice during the ART of MELT 2023 expedition.  
 MIELCHEN, Marifé: Temperaturverteilung auf Planeten und Exoplaneten.

#### Masterarbeiten

- AYDIN, Onurhan: Forecasting Point Observation of Temperature and CO<sub>2</sub> with RNN and LSTM Models.  
 DIEDERICH, Thorsten: Investigation of correlations of carbon monoxide and other anthropogenic trace gases.  
 POUDEL, Abhiyan: An Analysis of Meteorological Parameters Associated with First Observed Tornado in Nepal using km-scale ICON-CLM Simulations.  
 SCHAT, Elisabeth: Comparing outlier statistics of halocarbon observations between the Taunus Observatory and other European stations.  
 SCHAT, Ida: Analysis of elevated carbon monoxide mixing ratios in the tropopause region.  
 SIMON, Jannis: The influence of self-interacting Dark Matter Halos with elastic and inelastic scattering on Tidal Streams.  
 WEDEL, Maja-Sophie: Interaction between Gravity Waves and Turbulence.  
 WOLTER, Ole: Air mass classification based on airborne observations of halogenated tracers.

---

Technische Universität  
 Bergakademie Freiberg

---

#### Bachelorarbeiten

- HARDT, Anja Marie: Ice formation in supercooled stratiform clouds over the Swiss plateau.  
 MENZLER, Nico: Entwicklung der maximalen Sommer-Ozonkonzentrationen in Sachsen.  
 PABSTMANN, Clemens Sebastian: Über die Entstehung und Entwicklung von Tropennächten in Bayern.

#### Masterarbeiten

- BABAR, Prakta Mohandas: Modelling of fog precipitation and occult matter input at two sites in the Erzgebirge, Germany.  
 HUSSAIN, Bilal: Response of surface NO<sub>2</sub>, PM<sub>2.5</sub> and O<sub>3</sub> concentrations to emission reduction during COVID-19 lockdown in Saxony.

---

Universität Freiburg

---

#### Bachelorarbeiten

- DÖTSCH, Anna-Lena: Vergleich verschiedener Klimamodelle mit dem ERA5-Reanalyse-Modell von 2006 bis 2023.  
 FELGER, Benjamin: Analyse der Ober-

flächentemperatur bei Windrädern im Wald.

- HELMICH, Lara: Untersuchung der thermischen Belastung von Nutztieren in Ställen: Vergleich von Messungen in 16 Landwirtschaftsbetrieben auf verschiedenen Höhenlagen im Oberreinegebiet.  
 LICHTI, Ruben: Klimaanalyse der Gemeinden Pro-Süd in Luxemburg.  
 PORBECK, Karola: Global Verification of Convective Precipitation Representation in Weather Models.  
 SCHMIEDING, Adam: Erhalt von Fichten-Totholz auf Kalamitätsflächen: Einfluss auf den Wasserhaushalt und die mikroklimatischen Verhältnisse im Oberboden und der Bodenoberfläche.  
 SCHNEIDER, Valentin: Wie beeinflussen unterschiedliche Finanzierungs- und Vermarktungsstrategien die Wirtschaftlichkeit von Agri-Photovoltaikprojekten und welche Bedingungen erweisen sich unter den Bedingungen des Pfaffenthaler Hofs als besonders vorteilhaft?  
 WÖSLE, Johanna: Intra-urbane Variabilität der Hitzebelastung in Freiburg i. Br.

#### Masterarbeiten

- HALUPKA, Gwen: Bridging the Gap between ecosystem water and carbon fluxes.  
 REMKE, Johannes: GIS-enabled multi-criteria decision analysis for green hydrogen production site identification in the United Kingdom.  
 WENZEL, Caspar: Combining high resolution wind downscaling with numerical weather prediction.

#### Dissertationen

- GANGWISCH, Marcel Valerian: Reduction of Heat Stress on Human Health Through Vegetation Cover in Heat Islands Along Urban-Rural Gradients.  
 KOLBE, Sven: Analysis of the wind-induced response of full scale trees to wind loading.  
 OSTERHOLD, Laurin: The effect of temporally and spatially variable air pressure fields on gas exchange between soil and atmosphere.

---

Universität Göttingen

---

#### Bachelorarbeiten

- BURCZYK, Simon: Ableitung des NDVI über einem Graslandstandort – Untersuchung der meteorologischen Einflüsse auf die Vegetationsdynamik.

GERING, Lykka: Betrachtung der Wechselwirkung zwischen Phänologie und Brutto-Primärproduktivität mittels dreier Bestimmungsmethoden im Gebiet des Nationalparks Hainich.  
HEUSS, Annika: Drought tolerance assessment of ash and beech trees in Hainich National Park and Leinefelde: Investigating midday water potential and pressure volume curves.  
SCHWEKENDIEK, Sören: Evaluation of gap-filling vertical concentration profile data using an LSTM Network.  
WESTERMANN, Finn: Analyse des Leaf Area Index (LAI) unter Anwendung von unterschiedlichen indirekten Messmethoden im Nationalpark Hainich.

*Masterarbeiten*

DEY, Biplob: Impact of combined ozone and heat stress on biogenic volatile organic compound (VOC) emissions from Quercus robur L and Fagus sylvatica L.  
KORTE, Aaron: Modelling the effects of climate change and different tillage practices on organic carbon in arable soils using RothC: examples from Lower Saxony.  
SADDIQA, Ayesha: Plasticity in foliar drought tolerance of European beech and European ash in mature old-growth stands over a growing season.

*Dissertation*

YAN, Yuan: Oxygen flux simulations as a constrain for carbon fluxes and nitrogen sources in a temperate forest ecosystem.

---

Universität Graz

---

*Bachelorarbeiten*

BAUMGARTNER, Simon: Der Einsatz von Stratospheric Aerosol Injection (SAI) zur Begrenzung der globalen Erderwärmung auf 1,5 °C.  
FILIPOVIC, Ivan: Die verheerende Eruption des Ilopango: Geologische, klimatische und gesellschaftliche Auswirkungen.  
KROBATH, Christian: Über die Ermittlung des Schneewasseräquivalents mit Hilfe kosmischer Neutronenstrahlung.  
SCHMÖLZER, Felix: Analyse der Klimavariabilität in Slowenien: Eine regionale Analyse und zukünftige Szenarien.  
SEEHAUSER, David: Extremwetterereignisse und Klimawandel: Eine Analyse des Sturmtiefs Vaia und die Herausforderungen für die Wettervorhersage.  
STECHINA, Sandra: Wirbelstürme in

Europa – Gibtes Tornados und Hurrikans in Europa und werden sie in Zukunft zu einer größeren Gefahr?  
STEINBACHNER, Lukas: Der Einfluss des Klimawandels auf Extremwetterereignisse – Beobachtete Trends und zukünftige Projektionen mit besonderem Fokus auf Österreich.  
WALLNER, Elena: Assessment of the impact of climate change on the annual energy yield of a wind turbine based on the case of Tattendorf.  
WINDISCH, Johannes: Analyse ausgewählter extremer Niederschlagsereignisse auf Grundlage von Wegener Net-Daten.

*Masterarbeiten*

KASTNER, Alexander: Local Climate in the Kalkalpen National Park – Analysis of the recent Climate in and around pristine Forests.  
LEZAMETA, Leander: Sensitivity of changes in precipitation extremes in pseudo global warming simulations to the choice of boundary condition changes.  
MAIER, Linda: Atmospheric Rivers in Africa observed with Satellite and Reanalysis Data.  
PFEIFER, Jasmin: Quality of water vapor products in the tropics – comparing data from observations and reanalysis.  
POSCH, Christoph: Reanalysis of the Mass Balance of Mittivakkat Gletsjer (Southeast Greenland): Synthesizing Data Sources.  
RAC, Katarina: Tropopause changes from radio occultation observations.  
REITER, Annika: Evaluation of the utility of radio occultation data for monitoring the Hadley cell under climate change.  
ROITHER, Laurenz: A conditional extreme weather event attribution study using storylines to investigate the influence of climate change and marine heat waves on cyclone Daniel in September 2023.  
ROSCHGER, Matthias: Die Korrelation zwischen Interesse und Wissen bezüglich ausgewählter (extremer) Wetterphänomene in der Sekundarstufe II.  
TOPORIS, Luca: Wetter im Gebirge.  
UNEGG, Johannes: Estimating AMOC's variability via in-situ, synthetic, remote sensing, and model data.  
RÖMER, Larissa von: Integrated Analysis of GNSS-derived Water Vapor in the WegenerNet Feldbach Region.

*Dissertationen*

INNERKOFER, Josef: Precise orbit

determination and excess phase processing for radio occultation: Integrated uncertainty estimation for climate applications.  
MISHRA, Aditya: Climate change and extreme precipitation over Central Europe: synoptic drivers, high resolution modeling & landslide-impacts.  
RITZHAUPT, Nicole: Uncertainties in projections of extreme precipitation and its driving processes from global to regional scales.  
SHAHI, Sonika: Vertical air temperature gradients in Greenland: Spatio-temporal variability, trends, drivers, and implications on ice melt.  
YESSIMBET, Kamilya: Atmospheric blocking –exploring its role in stratosphere-troposphere coupling and its influence on extreme weather events.

---

Universität Hamburg

---

*Bachelorarbeiten*

BÖCKER, Karina: Comparison of measurements to characterize precipitation during EUREC4A using BCO measurements.  
BRÖDER, Isabel: Sensitivitätsstudie zur Verfolgung von Niederschlagszellen mit einem hochaufgelösten Radar.  
KATENKAMP, Sven: The influence of clouds on the OLR spectrum: An analysis based on observation data for varying near-surface temperatures.  
SINGER, Sebastian: Is staying under 1.5 degrees still possible? New estimate of committed warming using observational data.

*Masterarbeiten*

HUTZFELD, Teika: Gust Front Analysis of Representative Cold Pool Events in Lindenberg, Germany.  
RAPMUND, Anja: Climatic conditions in the Eichtalpark compared to the urban environment of Hamburg.  
ROBBINS BLANCHE, Nina: Characterizing trade-wind cold pool cloud holes using EUREC4A observations.  
YUAN, Xin: Non-local Control on Shortwave Cloud Radiative Effect (SWCRE) in the Tropics.

*Dissertationen*

BELL, Louisa: Analysis and evaluation of cold season characteristics and their future development: A case study for the region of Hamburg.

- BURGEMEISTER, Finn: Radar rainfall observations at sub-kilometre and sub-minute scales.
- DORFF, Henning: Moisture Budget in Arctic Atmospheric Rivers from an Airborne Perspective.
- FRANKE, Henning: The quasi-biennial oscillation in a warming climate.
- KÄUFLIN, Uwe Kai: Investigation of Transient Flow and Dispersion Phenomena resulting from Possible Hazmat Releases at Research Facilities of CERN.
- RÖMER, Florian: How water vapor shapes Earth's longwave climate feedback.

#### Habilitation

- MATTHIAS, Volker: The impact of ship emissions on air quality in coastal areas.

---

Universität Hannover

---

#### Bachelorarbeiten

- DIGIACOMO, Lisa: Parametrisierung der Wärmephysik im Wasserhaushaltsmodell AMBAV.
- LAU, Viktor: Hochaufgelöste Niederschlagsklimatologie für die Region Hannover basierend auf Radarsummenkompositprodukten des Deutschen Wetterdienstes.
- LÜDEMANN, Julia: Verändert sich die Bewölkung? Analyse der Wolkenbedeckung in Hannover und in Neuseeland.

#### Masterarbeiten

- BOETTCHER, Nikolas: Monitoring und Analyse von Innenraumklima mittels eines LoRaWAN-Messsystems.
- FUCHS, Nina: Vergleich des Bedeckungsgrades zwischen Hannover (Deutschland) und Lauder (Neuseeland).
- GAO, Zixuan: Investigation of the turbulent flow within an agricultural solar farm.
- HEINEMANN, Kendra: Investigation of the microclimate effect of the urban forest Eilenriede on the city of Hannover – An LES study.
- JONY, Md Ridwan Nahid: Calculation of Electricity Production by East-West Orientation of Solar Modules.
- LUTHER, Arjun: Identification of cloud occurrences from airborne offshore radiation measurements.
- NG, Joseph: Entwicklung eines impliziten Zeitschnittverfahrens für die Vertikal-diffusion in PALM.

- REUTER, Oliver: Analyse des Einflusses der Globalstrahlung auf das Waldbrandgeschehen im gegliederten Relief Mitteld Deutschlands.
- SHELLHORN, Maximilian: Repräsentativität von Einstrahlungsinformationen in NextGEMS und Wolkenkamera-beobachtungen.
- SCHMIDT, Martin: Investigation of wind profile parameterizations for the atmospheric mixing layer based on measurement data.
- WAGNER, Jan Kolja: Improvements and analysis of measurements with the Advanced Multidirectional Spectrometer (AMUDIS).
- WARTENBERG, Laura: Untersuchung der Validität von Eddy-Kovarianz Messungen in bebauten Gebieten mittels LES Simulationen mit integrierten virtuellen Messungen.
- ZELLMER, Colleen: Implementierung und Validierung einer Meereisparametrisierung im LES Modell PALM.

#### Dissertation

- PFAU, Simone: A sensitivity analysis method for evaluating the effect of input parameter uncertainty on the results of the PALM model system.

---

Universität Hohenheim

---

#### Bachelorarbeit

- TIMMEL, Jonathan: Evaluation of the Land Surface Model Noah MP : Ground heat fluxes in grassland and a pine forest at the Meteorological Observatory Lindenberg.

#### Masterarbeiten

- FERDINI, Sofia: Considering Vegetation Dynamics in Regional Climate Model Simulations with CCLM-VEG3D: Effects on L-A Feedbacks in Europe.
- KLITZING, Linus von: Latent Heat Entrainment Flux Similarity Relationship for the Convective Boundary Layer.
- WEISS, Kim: Atmospheric Rivers in France: From moisture sources to impacts.
- ZEPF, Franziska: Thermal Stability of the Biomolecule NAD<sup>+</sup> under the Influence of Mars-Relevant Minerals.

---

Universität Innsbruck

---

#### Bachelorarbeiten

- FOKTER, Andreas: Inertial Sublayer Charakteristika an der FAIR-Station.

- GRÜBER, Felix: Bestimmung von Methan und Ethan in der Aussenluft mittels MIR Spektroskopie.
- KOLLATZ, Paul: Investigating the synoptic and mesoscale impact on diurnal wind patterns in an Alpine tributary valley using ECMWF IFS forecast data.
- KOSTNER, Janluca: Deep convection and hail over the Sarntal Alps (Italy) : A pre-TEAMx case study.
- LINHA, Amelie: Family Portrait of Turbulence Profiles on the FAIR Site.
- MAZZURANA, Jakob: The SLF Snowsensor – A portable capacitive sensor to measure snow density and liquid water content.
- MÜLLER, Stefan: Partikelneubildung in der Atmosphäre – Entwicklung von Messtechnik und Theorien.
- RISSBACHER, Johanna: Evaluation of a Neural Network Lightning Model : a Case Study.
- SANDT, Nils: Aerosol particles at the Innsbruck Atmospheric Observatory Naneos Partector 2 measurements from November 2022 to June 2023.
- SEIFRIED, Viola: Subcritical behaviour of mesoscale katabatic flows during the METRAX II campaign.
- WERKGARNER, Jakob: Turbulent structure of subcritical katabatic flows on a gentle slope.
- ZELLMER, Florian: Micrometeorological profiles within the urban canopy.

#### Masterarbeiten

- BALDO, Anna: Surface energy balance and melt events at Weißseespitze ice core site.
- CHIZZOLA, Rebecca: Influence of the future changes of the Atlantic Meridional Overturning Circulation on North Atlantic Glaciers.
- GAMPIERAKIS, Nicolas: Modelling Debris Cover with COSIPY : a case study for Suldenferner.
- KRANZ, Hannah: Influence of tropical cyclones on precipitation in High Mountain Asia.
- MANCHO BACAICOA, Gorosti: Mechanism and Structure of the Cross-valley Vortex in the Inn Valley.
- PERFLER, Martin: Towards an objective avalanche forecast : region clustering and automated avalanche problem identification to assist the forecasters' workflow.
- PLATTER, Alexander: The role of nighttime filtering approaches for net ecosystem CO<sub>2</sub> exchange over a mountain forest.
- REPPERT, Valerie: Climate signals from Neumayer, coastal Dronning Maud Land,

Antarctica : a 33-year statistical analysis of snow accumulation in a stake farm.  
ROHRINGER, Hanna: Comparison and tracking of facets around crusts in observed and modeled snow profiles.  
SCHLAGBAUER, Leopold: Foehn winds on McCall Glacier, Alaska : Identification and impacts.  
SPANNRING, Paula: Comparison of two avalanche terrain classification approaches: Avalanche Terrain Exposure scale – Classified Avalanche Terrain.  
STEINMAIER, Laurin: High resolution down-scaling of surface wind fields over Europe with a deep residual neural network.  
WIBMER, Benedikt: Evaluation of AROME model valley wind simulations in the Inn Valley, Austria : sensitivity to horizontal grid resolution.

*Dissertationen*

DABHL, Hetal: Multi-Site Weather Generator for Complex Terrain Applications in Snow Hydrology.  
GÖBEL, Matthias: Dry and moist orographic convection during weak synoptic forcing studied with idealized numerical simulations.  
UMEK, Lukas: Numerical simulations of the turbulent interaction between alpine foehn and cold-air pools in the Inn valley.

---

Karlsruher Institut für Technologie

---

*Bachelorarbeiten*

EBERT, Marc: Charakterisierung des GLORIA Lite Imaging Fourier Transform Spektrometers.  
FISCHER, Hendrik: Untersuchung von Gefrierkurven von unterkühlten Wassertropfen im Hinblick auf Volumen und mehrmaliges Gefrieren.  
KRÜGER, Martin: Investigating the Dependence of Pressure Release Events on Droplet Size During Freezing.  
LEONHARD, Tobias: Measurements of Ice-Nucleating Particle Concentrations during the Snow Melting Season in the Boreal Forest in Finland.  
MAXEINER, Cosma: Analyse beobachteter erhöhter Methanwerte über Kiruna hinsichtlich des Methanemissionsbeitrags aus Permafrostgebieten.  
MÜLLER, Marie: Equatorial waves in data-driven forecasts.

*Masterarbeiten*

HAUPT, Jasmin: The Land-Sea Breeze along

the Guinea Coast and its Sensitivity to Sea-Surface Temperature Variations.  
GERIGHAUSEN, Judith: Investigating internal variability of surface weather during weather regimes.  
LO, Chun Cheong Nicolas: Representation of African Easterly Waves and associated rainfall in two versions of ECMWF Integrated Forecasting System.  
REISSIG, Luca: Investigation of Arctic Bromine Explosion Events through Models and Observations.  
SCHRÖDER, Christian: Impact of Climate Change on the Rossby Wave Activity over the Northern Hemisphere.  
SIEBERT, Desiree: Development of new methods to identify heat-sensitive ice-nucleating particles in agriculture areas.  
SPANNAGEL, Dominik: Research on types and sources of ice nucleating particles in boreal forests.  
SPERKA, Christian: Structure of Dry Intrusions over western Europe on the basis of observational and model data.  
UNSER, Tabea: Physical constraints on the stratospheric injection of trace gases from wildfires.  
WURTH, Marco: Parameterizing the cloud condensation nuclei in an isolated supercell case from the RELAMPAGO-CACTI Campaign and coupling the flexible P3 Scheme to ICON.  
ZHOU, Yangfan: The 2021 Pacific Northwest HeatWave: meteorological interpretation of forecast uncertainties in data-driven and physics-based ensembles.

*Dissertationen*

AUGENSTEIN, Markus: Variabilität, Trends und serielles Clustering schwerer Gewitterereignisse im Bezug zu großräumigen atmosphärischen Bedingungen.  
BIERBAUER, Sascha: A multicomponent multiphase flow simulation of the Raikoke eruption plume.  
BOGERT, Pia: Ice-nucleating particles in the free troposphere: long-term observation and first measurements at cirrus formation temperatures using the novel Portable Ice Nucleation Experiment PINEair.  
BORTHAKUR, Monali: Investigation of the impact of atmospheric ionisation on middle atmosphere chemistry and dynamics – model studies with ExoTIC and EMAC.  
FELD, Lena: Estimating the Carbon Dioxide Emissions of Thessaloniki by Combining Observations and Simulations Based on an Inventory Rescaling Approach.  
KESHTGAR, Behrooz: Cloud-Radiative

Impact on the Dynamics of Extratropical Cyclones and Implications for Predictability.

MUTH, Lisa Janina: Numerical Simulations of the Summer Fires: Impact of Moisture, Sensible Heat Release and Aerosol-Radiation Interaction on the Smoke Plume and Cloud Formation.  
POLZ, Julius: Deep Learning Approaches for the Improvement of Commercial Microwave Link and Weather Radar Derived Precipitation Information.  
SCHORR, Tobias: Assessing the Potential of Cirrus Cloud Thinning through Cloud Chamber Experiments and Parcel Model Simulations.  
WALLENTIN, Gabriella: The Microphysical and Radiative Interactions of Arctic Multilayer Clouds.

---

Universität Kiel

---

*Bachelorarbeiten*

BORKOWSKI, Edgar: Transient climate response in FOCI and FOCI-OpenIFS.  
D'HEUREUSE, Annabelle: Southern Hemisphere Sudden Stratospheric Warmings in a FOCI ensemble.  
ESEBECK, Charlotte von: Deriving the 0 °C isotherm using depolarisation ratio observations of precipitation.  
KÖNECKE, Finn: What is the fingerprint of AMOC variability and its trends?  
SCHAMPERA, Mika: The Response of the Wintertime North Hemisphere Stratospheric Dynamics to Pacific Decadal Oscillation.  
THOMAE, Sarah: Local weather variability in Longyearbyen and surroundings, Svalbard.

*Masterarbeiten*

LÖSEL, Christiane: Spatial Downscaling of Irradiance Data with AI methods.  
NIEBAUM, Nils: Constraining Rain Evaporation during the EUREC4A Campaign with the Super-Droplet Model CLEO.  
SIEKER, Tim: Evaluating the mean climate in eddy-parameterized and eddy-rich versions of the FOCI-OpenIFS coupled climate model.

*Dissertationen*

MU, Feifei: On the importance of Mongolian cyclones to East Asian dust storms.  
ST-PIERRE, Méric: Response of the European Hydrological Cycle and Soil Moisture to Rising Atmospheric CO<sub>2</sub>.

---

 Universität Köln
 

---

*Bachelorarbeiten*

- FAUST, Anne: Auswertung hochauflösender Simulationen der vertikalen Struktur von arktischen Mischphasenwolken wie während MOSAiC beobachtet.
- HELMSTREIT, Luise: Ändert sich die Wolkenobergrenze über Ny-Ålesund?
- HORST, Anika: Ein Vergleich der Feuchte in der planetaren Grenzschicht und der freien Atmosphäre.

*Masterarbeiten*

- BUHREN, Christian: Case Study of a Polar Low during the HALO-(AC)<sup>3</sup> Campaign.
- BRUDER, Lena: Regional Wind Systems in Cologne Bay during UHI Events.
- GELDER, Lars Justus van: Analysis of the vertical structure of cold pool events during FESSTVal.
- HAYO, Jana Lennéa: The Mesoscale Patterns of the Atlantic Intertropical Convergence Zone: Line, Double Line, Broad, Cluster and Speckles.
- KHAN, Neelam Firdous: Study of contrail cirrus occurrence in clear-sky and cloudy conditions.
- KRISHNAN, Preethi Sradha: Evaluating horizontal inhomogeneities with ground-based microwave radiometer using large-eddy simulations.
- NAJARI, Nastaran: Analysis of the Urban Heat Island effect as represented in COSMO-REA6.
- PUTTKAMER, Yvonne Rabea: Investigation of the representativity of Ny-Ålesund for the adjacent region based on a global reanalysis.
- WEBER, Lisa: Climate response to volcanic eruptions in the CMIP6 historical experiments.

*Dissertationen*

- CHATTERJEE, Dwaipayan: Characterization of cloud variability through novel satellite-based observations.
- CHELLINI, Giovanni: Precipitation formation in low-level mixed-phase clouds : determining relevant processes and drivers based on cloud radar observations from a high Arctic site.
- KAMATH, Sandesh Haleangady: A numerical model for aeolian sand transport and the concatenated dust emission.
- KISZLER, Theresa: Improving our understanding of cloud phase-partitioning using long-term cloud-resolving simulations of Svalbard.

- LAUER, Melanie: The influence of synoptic features on precipitation in the Arctic – lessons learned from case studies and climatology.
- PINTO, Rovina Janis: Observational Climatology of Dust Activity in the Atacama Desert.
- WALBRÖL, Andreas: Assessing water vapour from state-of-the-art observations and models in the central Arctic and the impact of inversions on downwelling longwave radiation.

---

 HS Bund im FB Wetterdienst Langen
 

---

*Diplomarbeiten*

- MADER, Meike: Analyse von normierten Fotos für die Bestimmung von Aerosolpartikeln in Niederschlagswasser.
- SCHÖBER, Lea Marie: Sturmtief „Poly“ – Eine Shapiro-Keyser Zyklone?
- SPITCZOK VON BRISINSKI, Lars Tobias Rudolf: Einfluss von Datenassimilation und Modellkomplexität bezüglich der Vorhersagbarkeit des Seegangs.

---

 Universität Leipzig
 

---

*Bachelorarbeiten*

- ANDERS, Yannick Emanuel: Validation of CAMS derived CCN variability with in-situ observations.
- BUSCH, Paula Fee: Bestimmung des Bedeckungsgrades und der räumlich horizontalen Inhomogenität arktischer Bewölkung aus flugzeuggetragenen Messungen einer abbildenden Infrarotkamera.
- DIETZ, Jakob: Profiles of thermal infrared radiation measured by a tethered balloon in the central Arctic.
- DIETZE, Julia: Untersuchung der Beziehung zwischen Sonneneinstrahlung und photovoltaischer Leistung am Beispiel von MetPVNet Messdaten.
- DÖDING, Stefan: Variabilities in the occurrence of sporadic E layers.
- FANG, Klaus Binxu: Relationship between temporal changes in surface albedo and vegetation indices from satellite observations.
- FRIEDEMANN, Moritz Matthias: Ein Algorithmus zur Detektion einer Front mit Hilfe von Wetterstationsdaten.
- GRUBER, Edith Klara: The radiative effect of Arctic cirrus clouds over highly reflecting surfaces and low level clouds.
- HOFMANN, Kevin Sven: Mischphasen-

wolken über der Neumayer III Station – Langzeitstatistik der thermodynamischen Voraussetzungen.

- JAKOB, Friederike: Observation of Ice Lollies with the Video In Situ Snowfall Sensor (VISS).
- KRUMBIEGEL, Florian: Different Flavours of El Niño.
- KUHLMANN, Tristan Josef: Der Einfluss der ENSO auf die solaren Gezeiten in der Mesopause.
- KUPKA, Nico: Kopplungsmechanismen und Auswirkungen stratosphärischer Polarwirbelzustände auf winterliche Großwetterlagenstrukturen im euroatlantischen Raum.
- LLOYD, Peter: An Interpretation of Vertical Aerosol Profiles in the Amazon Basin From the CAFE-Brazil Campaign.
- METZNER, Nikolaus: Analyse, Vergleich und Abschätzung der langwelligen abwärtsgerichteten Strahlung bei klarem Himmel während MOSAiC.
- MÜLLER, Georg: Seasonal analysis of dust and non-dust aerosol properties above Dushanbe, Tajikistan.
- MÜLLER, Silvia: Vergleich der Simulationsergebnisse des Chemietransportmodells COSMO-MUSCAT gegen Daten aus den Luftgütemessnetzen mit Fokus auf Ozon.
- PASDZIERNY, Peter: Analysis of Cloudnet-processed data from the SAIL field experiment in the Rocky Mountains.
- SCHACKOW, Anna Theresa: Multiscale time series decomposition of sapflux measurements: Identification of relevant time scales of structural changes in forest dynamics on a daily basis.
- SCHÄFERS, Maren: Ableitung der solaren Breitbandalbedo aus spektralen Messungen der aufwärts- und abwärtsgerichteten Strahlungsflussdichte.
- SCHOLZ, Oliver Lutz: Blocking-Wetterlagen im KI-basierten Wettermodell Pangu-Weather.
- STIER, Anne: Wolkenbestimmung während der CORSIPP Kampagne in den Rocky Mountains.

*Masterarbeiten*

- BENEDIKT, Leonard: Extratropic Stratospheric Influence on European Winter Weather Extremes in Subseasonal to Seasonal Forecasts.
- GAUDEK, Tom: Co-located observations of liquid and ice precipitation hydrometeors with a two-dimensional video disdrometer, a holographic cloud in-situ sonde, and active remote sensing.

GEBAUER, Henriette: Characterization of the annual cycle of aerosol and clouds over Mindelo (Cabo Verde) by means of continuous multiwavelength lidar observations.

KOSSMANN, Moritz: Estimation of Soil Heat Flux in Green Roofs.

LIPKEN, Friederike: Relating cloud and aerosol properties from long-term lidar observations in Tajikistan.

MICHALKOW, Michel: Seasonality and origin of vertical aerosol distribution profiles observed between 2021-2022 in Ny-Ålesund.

POMMNITZ, Nelly: Cloud-Vegetation Feedbacks in ICON.

STÖCKEL, Willy: MRR Precipitation type characterisation with use of supervised learning.

WALTER, Gregor Anton: Development of a Dust Detection Algorithm for Earth-CARE's Multi-Spectral Imager.

*Dissertationen*

AKANSU, Elisa Fatma: Estimating the Surface Mixing Layer Height in the Arctic Atmospheric Boundary Layer Using Tethered Balloon-Borne Observations.

BECKER, Sebastian: Airborne Observations of Surface Cloud Radiative Effect over the Fram Strait: Impact of Surface, Cloud, and Thermodynamic Properties.

HAGHIGHATNASAB, Mahnoosh: Impact of volcanic aerosols on clouds in cloud-system-resolving simulations and satellite observations.

KIRBUS, Benjamin: Lagrangian Studies of Arctic Air Mass Transformations During Warm Air Intrusions and Cold Air Outbreaks.

LINKE, Olivia: Constraining and predicting Arctic amplification and relevant climate feedbacks.

LONARDI, Michael: Tethered Balloon Observations of Thermal-Infrared Radiation Profiles in the Cloudy and Cloudless Arctic Atmospheric Boundary Layer.

MADUEÑO, Leizel: Experimental Quantification of Respiratory Tract Deposition of Black Carbon.

MAHERNDL, Nina: Airborne Observations of Riming in Arctic Mixed-phase Clouds.

METZNER, Enrico Paul: Changes of the Arctic Ocean halocline and its relationship to Arctic climate change.

PILZ, Christian: Investigating the vertical aerosol distribution above the Arctic sea ice with a tethered balloon.

ROMSHOO, Baseerat: Influence of the

complex morphology of soot particles on their optical properties: numerical simulations and applications to atmospheric soot.

SLAETTERBERG, Nils: Oceanic and Atmospheric Contributions to a Changing North Atlantic Arctic: Surface Turbulent Heat Exchanges and the Vertical Structure of the Atmosphere in the Svalbard and Fram Strait Region.

WEGER, Michael: Urban air-pollution modeling at gray-zone resolutions.

---

Universität Mainz

---

*Bachelorarbeiten*

BEUSCHER, Sarah Michelle: Analyse optischer Eigenschaften von Aerosolen mithilfe von Box-Modell-Simulationen.

EICHHORN, Luca Katharina: Laborkalibration einer Ozonsonde und Analyse ballongestützter O<sub>3</sub>-Vertikalsondierungen bis ~28 km Höhe.

JUNGBLUTH, Tobias Daniel: Entwicklung eines Versuchsaufbaus zur Untersuchung von Kollisionen zwischen Regentropfen.

OTTO, Alina Lea: Analyse der Neubewertung der potentiellen Temperatur durch reale Messdaten mit der temperaturabhängigen im Vergleich zu der konstanten spezifischen Wärmekapazität.

*Masterarbeiten*

BREINER, Jan Bosco: Morphological classification of ice crystal shapes: Increase existent convolutional neural network capabilities.

ZANGER, Florian: An adiabatic approach for diffusive ice crystal growth.

*Dissertationen*

LÜTTMER, Tim: ICE Formation Pathways in Warm Conveyor Belts.

MOSER, Mamel: Microphysical properties and thermodynamics phase of Arctic low-level clouds from in-situ aircraft measurements.

---

Universität München

---

*Bachelorarbeiten*

DAMBÖCK, Barbara: Quantifying Turbulence around Cloud Edges from Stereographically Derived Wind Fields.

DIEBEL, Thomas: An Energy Balance Model with CO<sub>2</sub> Radiative Forcing as a Basis for Estimates of the Polar Ice-Albedo Feedback.

ECKERT, Lisa: When the Sky Turns Green – A Simulation Approach to Recreate Green Thunderstorms and Examine their Color.

FISCHER, Davide: The Role of Temperature Advection in Northern Eurasian Cold Spells Following Sudden Stratospheric Warmings.

GUNZ, Jonas: Effiziente Implementierung der Regenbogen Fourier Transformation zur operationellen Auswertung von spec-MACS Daten.

LAUX, Michael: Simulation of Meteorological Effects on Multifunction Radars Using the Example of a Thunderstorm.

NECKER, Marie-Luise: Remote Sensing of Cloud Droplet Number Concentration with a Consistent Vertical Adiabaticity Profile.

RABE, Benedikt: Parametric Study of High-Resolution Simulations of Contrails During the Vortex Phase with Emphasis on Initial Conditions.

ROßMANITH, Gordon: Kalibrierung eines optischen PARSIVEL2-Distrometers zur Erfassung der Größenverteilung von Regentropfen.

SCHLEBRÜGGE, David von: Implementierung und Vergleich verschiedener statistischer Retrievalverfahren für ein Mikrowellenradiometer.

SILBERMANN, Sofie: VADER – Ventilated Automatic Dust Extraction Respirator: Case Study and Parameter Analysis. Applications of the First Prototype of the Wearable Sensor Mask VADER.

*Masterarbeiten*

BONHORST, Georg von: Stability assessment of forecasts regarding ice supersaturation and persistent contrails.

KAMPE, Dominik: The Effects of a Tropopause Inversion Layer on Baroclinic Wave-Lifecycles.

KOPPENHOFER, Stefan: Validation of spec-MACS microphysical products with independent aircraft and satellite observations.

LI, Hanchen: Improving the Understanding of Turbulent Collision Kernels.

MÄHNERT, Marie: Evaluation of Ensemble-Based Numerical Weather Predictions of Solar Irradiance over Germany.

OLLMANN, Sarah: The Influence of Film-Forming Compounds on Droplet Size Distribution in the Context of Marine Cloud Brightening.

RÖTTGER, Clemens: In-flight measurements of nitrogen oxide emissions from aircraft engines: A case study.

SCHABEL, Miriam: Characterization of Tradewind Clouds under Consideration

of Different Cloud Structures Including Precipitation Characterization.

SCHNEIDERER, Alexander: Determination of Rain Size Distribution Parameters using a Combination of Cloud Radar and Ceilometer.

SEEGBRECHT, Britta: Stratospheric Variability related to the Quasi-biennial Oscillation.

STENZL, Annika: Exploring the Tropopause – Tropical Width Relationship: Metrics, Regressions, Trends.

#### Dissertationen

CHEN, I-han: Regime-Dependent Predictability and Forecast Error Growth in Kilometer-Scale Models.

DEKOUTSIDIS, Georgios: Characterizing the distribution of relative humidity in ice-clouds depending on location, evolution and meteorological conditions.

KNOBLOCH, Stefanie: Utilizing airborne lidar observations for the exploration of gravity waves in the middle atmosphere.

KRÜGER, Konstantin: The Representation of the Extratropical Tropopause in the ECMWF Model Evaluated by Lidar and Radiosonde Observations.

LIM, Jung Sub: Entrainment, Mixing, and the Evolution of the Cloud Droplet Size Distribution – Exploring Mixing Scenarios using a Lagrangian Cloud Model.

MAKROUM, Ismail: Investigation and evaluation of atmospheric sulfur dioxide in the EMAC model.

MATSUNOBU, Takumi: Quantifying sources of uncertainty for convective-scale predictability: Tracing forecast uncertainty to the origin.

PÖRTGE, Veronika: Understanding Cloud Droplet Size Distributions from Multi-Angle Polarimetric Observations.

PUH, Matjaz: The evolution of forecast uncertainty in a large ensemble.

SEMRAU, Florian: A stochastic, particle based model for testing the impact of correlated representation error on data assimilation.

STECHE, Laura: The role of methane for chemistry-climate interactions.

WANG, Ziming: Climate impact of a contrail cirrus outbreak and a novel prediction of relative humidity for weather forecast.

---

Technische Universität München

---

#### Bachelorarbeiten

KOCH, Luis: Messungen von Indizes

thermischer Behaglichkeit mit HD32.3TC – Praktische Anwendung und Verhalten des Gerätes im technischen Grenzbereich.

POLZER, Lukas: Untersuchung der Auswirkungen von Wuchs- und Schutzhüllen auf die Phänologie von fünf ausgewählten Laubholzarten im Rahmen des Agroforstprojekts des Versuchsguts Roggenstein.

WEGENER, Oliver: Phänologie des Laubaustriebs auf dem Campus Weihenstephan in Abhängigkeit von Fassaden und Wärmeemissionen.

#### Masterarbeiten

BAUMANN, Alexandra: Understanding Habitat Use of Female Roe Deer During Fawning Season : Analyzing Habitat Forest Structure with LiDAR Remote Sensing.

KANTUSER, Philipp: Erfassung und Analyse von Hagelschäden im Wald nach Starkwetterereignissen mit Hilfe von Satellitengestützten Fernerkundungsmethoden.

KLAUBER, Benjamin: Auswirkungen des Mikroklimas auf die Frühjahrsphänologie von Edellaubhölzern und Sträuchern im Agroforstprojekt der Versuchsstation Roggenstein.

PRATIWI, Istiqomah Dini: Examining Flood Vulnerability in Indonesia : The Role of Land Cover Quality and the Climate Village Programme.

#### Dissertationen

JUNG, Stephan: Impact of Climate Change and Management on Allergenic Pollen of Wind-Pollinated Species.

KAUFFER, Johanna: Decoding the Landscape by Statistics and Geoinformation: Assessing Roe Deer's Spatial Patterns and Temporal Trends for Mitigating Mowing-Related Mortality.

KLOOS, Simon: Monitoring Climate Change Impacts on Vegetation Canopies in Central Europe with Passive Remote Sensing Techniques : New Insights and Perspectives.

---

Universität Trier

---

#### Bachelorarbeiten

WÄLTER, O.: Einfluss des antarktischen Küstenstroms auf die Variabilität von Meereisrinnen in der Antarktis.

WOTH, A.: Klimatologie von topographischen Sturmereignissen in der Region Tiksi (Sibirien) aus ERA5-Daten.

#### Masterarbeiten

GARAU, F.: Forecasting drought with a dynamically downscaled seasonal forecast.

LINDER, M.: Modes of Arctic sea-ice lead dynamics and associated forcings.

---

Universität Wien

---

#### Masterarbeiten

HOCHEBNER, Andrea: Scale-dependent assimilation of cloud fraction.

KÖHLDORFER, Simon: Objective blending of ensemble information for probabilistic precipitation nowcasts.

MEINDL, Maximilian: Changes in heatwave properties under climate change.

MERIO, Julian: Exploring classifier skill in distinguishing climate model and observational data.

SCHLAGER, Daniel: Initiation areas of orographic convection in the Alpine region with a focus on the relation to synoptic weather patterns.

SKOPALIK, Martin: Convective preconditioning in mountainous terrain, an idealized case study using the WRF model.

WABA, Anatol: Snowball Earth and waterbelt states in ExoCAM.

WOLFGRUBER, Ludwig: High-Resolution State Estimation of the Atmosphere using Doppler Wind Lidar Observations, ICONLES and an Ensemble Kalman Filter.

#### Dissertationen

BAIER, Katharina: Energy and Heat Transport in the Atmosphere using the Lagrangian Model FLEXPART.

KUGLER, Lukas: Assimilation of cloud affected satellite observations for convective-scale numerical weather prediction.

VOJTA, Martin: Inverse modeling of greenhouse gases.

WINKELBAUER, Susanna: Diagnostic evaluation of coupled Arctic energy and water budgets from observations and climate models.

---

Universität Würzburg

---

#### Bachelorarbeiten

GSCHEIDLE, Lucas: Die Bedeutung des Mikroklimas im Ökosystem Wald im Kontext des ökologischen Waldumbaus am Beispiel des Zukunftswalds Unterschönau, Thüringer Wald.

RIEGER, Johannes: Klimaanpassungsmaßnahmen zur Minderung des Hitzeinsel-Effekts in Würzburg.

*Masterarbeiten*

BENESCH, Jannik: Statistische Analyse und Kartierung der Gletschersensibilität in den Alpen und Skandinavien aus WGMS-, Topographie- und Klimadaten.  
HENTSCHEL, Simon: Downscaling of Meteorological Data using Transformer-based Deep Learning Models.

---

ETH Zürich

---

*Dissertationen*

BUKENBERGER, Mona: Jet streak dynamics from a PV gradient perspective.  
CHANG, Yuan-Yuan (Annie): Subseasonal Drought and Low Flow Predictions in the European Alps with Machine Learning Aided Hybrid Approaches.  
FONS, Emilie: Using causal inference to disentangle aerosol-marine low cloud interactions.  
FERREIRA CORREA, Lucas: From internal variability to aerosol effects: Causes of decadal changes in surface solar radiation inferred from worldwide in-situ observations.  
GIARDINA, Francesco: The mediation of terrestrial vegetation in water-carbon coupling: from ecophysiology to land-atmosphere interactions.  
JEGGLE, Kai: Towards an improved understanding of cirrus clouds – Machine learning enabled insights from satellite data.  
KLEINHEINS, Judith: The surface tension of aqueous mixtures and its influence on cloud formation.  
KRIEGER, Nicolai: Effects of resolving convection in IFS simulations on the representation of warm conveyor belts.  
LINCKE, Dorothea: Modeling and Auralization of Aircraft Noise Propagation in Atmospheric Turbulence.  
MILLER, Anna: Cloud microphysical research using UAVs and glaciogenic cloud seeding: Aerosol plumes, rotor icing, and ice nucleation.  
SCHERRMANN, Alexander: Mediterranean cyclones: their link to upstream North Atlantic cyclones and their PV dynamics.  
SABIC, Srdjan: Assessment of exposure from complex chemical products used in automotive garages.  
STEINER, Michael: Towards Improved Accuracy in Greenhouse Gas Inversions:

Addressing Transport Uncertainties in Ensemble-Based Methane Inversions with Icon-Art.

TESTA, Baptist: Ice nucleating particles in the cirrus regime: Toward a closure of the debate on aviation soot ice nucleation.  
VRIES, Iris de: Skewed proportions : On the uneven changes in the precipitation distribution and the uneven distribution of climate risks.  
ZANETTA, Francesco: Improving the usefulness of weather models output with machine learning.

---

ZHAW Zürich

---

Keine Abschlussarbeiten

---

Nachträge für das Jahr 2023

---

Universität Bonn

---

*Bachelorarbeit*

SCHYNS, Jerome: Synoptische Analyse und CMI-Simulation des Tornadoausbruchs am 24. Juni 1967 in Nordfrankreich auf Basis von ERA5-Daten und Vergleich mit weiteren signifikanten Tornadoereignissen zwischen 1965 und 1971 in Europa.

**Kontakt**

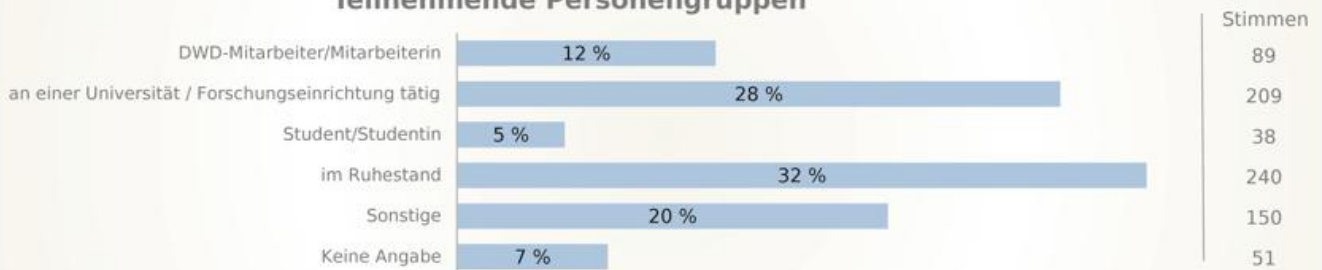
TANJA GLATZ  
Deutscher Wetterdienst  
Deutsche Meteorologische Bibliothek  
Frankfurter Straße 135  
63067 Offenbach  
tanja.glatz@dwd.de

## Umfrageergebnisse zum Leseverhalten: „Print oder Digital?“

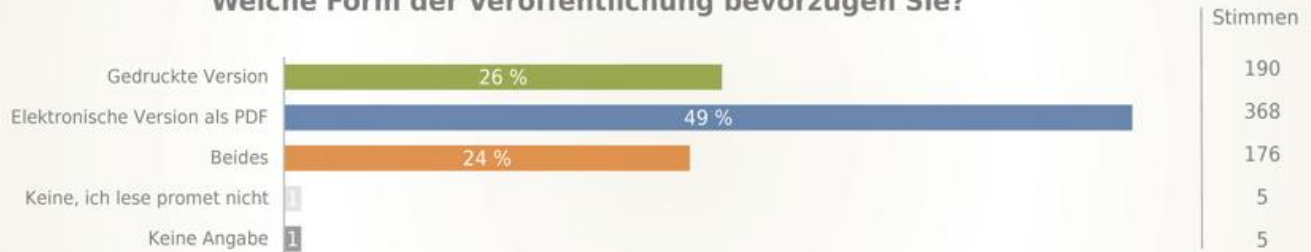
Welches Format bevorzugen unsere Leserinnen und Leser in der heutigen Zeit: klassisch auf Papier oder lieber digital? Um dieser Frage auf den Grund zu gehen, haben wir im Zeitraum vom 2. Dezember 2024 bis zum 4. Februar 2025 eine Umfrage zum Thema „Print oder Digital?“ durchgeführt. Insgesamt gingen 752 Rückmeldungen ein – 748 davon online, wobei 97 % (726 Teilnahmen) vollständig abgeschlossen wurden. An dieser Stelle möchten wir Ihnen die wichtigsten Ergebnisse, inklusive einer Auswahl an Leserkomentaren (ein herzliches Dankeschön dafür!), präsentieren.

Welche Schlüsse zieht der Redaktionsausschuss von **promet** und wir als Schriftleitung aus den Ergebnissen? Nun, zunächst einmal haben wir die gedruckte Auflage von 3300 auf 1100 Stück reduziert, auch auf Grundlage der Ergebnisse einer nachfolgenden persönlichen Interessensabfrage. Wer die Print-Ausgabe bevorzugt, erhält weiterhin ein Exemplar. Ob und wie stark die Auflage in den nächsten Jahren weiter reduziert wird, soll künftig alle paar Jahre evaluiert werden. Grundsätzlich stehen die Mitglieder des Redaktionsausschusses (siehe Impressum) als Langfristperspektive noch flexibleren, elektronischen Formaten offen gegenüber.

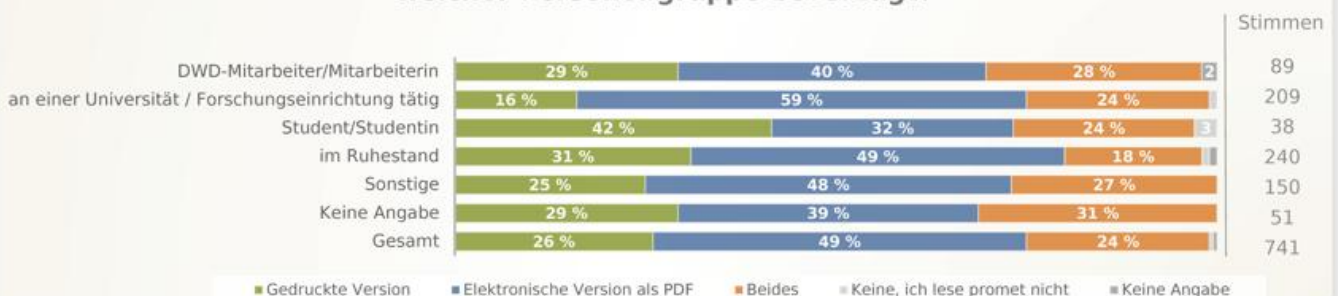
### Teilnehmende Personengruppen



### Welche Form der Veröffentlichung bevorzugen Sie?



### Welche Form der Veröffentlichung wird von welcher Personengruppe bevorzugt?



Alle Ergebnisse der Umfrage und noch mehr Leserkommentare finden Sie unter [www.dwd.de/promet](http://www.dwd.de/promet) → Umfrageergebnisse ▶



“ Ich persönlich bevorzuge das Offline-Lesen, da man sich dann mehr Zeit und Ruhe zum Lesen gönnt.

**Pro Print**



“ Es ist ganz gut, manchmal auch etwas Gedrucktes in der Hand zu haben und zu lesen.

“ Promet ist immer ein Highlight und der Erhalt der Printausgabe ein Tag der besonderen Freude und Vorfreude die spannenden Themen zu erkunden. Eine Printausgabe ist für mich ein absolutes Muss, die PDF-Ausgabe eher nur nette Zugabe.

“ Als Interessierter freue ich mich immer über die toll gestalteten fundierten Themenhefte. Ich würde die Inhalte wahrscheinlich in PDF-Form leider nicht lesen.

“ Ich freue mich jedes Mal auf und über die Printversion. Sie liest sich so viel besser.

“ Auf keinen Fall die analoge Version abbauen.

“ Ich finde die print-Version auch toll, aber könnte das Heft genauso gut digital lesen. Von daher bin ich dafür die Kosten für den Druck einzusparen und der Umwelt und dem Klima was Gutes zu tun.

**Pro PDF**



“ Ich schätze es zwar sehr, durch die Print-Edition zu blättern, aber insgesamt sehe ich die Vorteile bei der pdf-Version (leichter zu speichern, leichter zu durchsuchen, deutlich niedrigere Produktions- und Transportkosten).

“ Das gedruckte Exemplar ist immer sehr schön und wertig aber verbraucht doch viele Ressourcen und landet irgendwann im Müll.

“ Ich habe mich immer über die promet-Hefte gefreut und sie je nach Thema für die Vorlesung verwendet. Über den Druck auf Hochglanzpapier habe ich mich schon immer gewundert, ob das nicht etwas ressourcenschonender ging. Die Hefte finden kaum noch Absatz bei den Studierenden, weil sie die pdf-Version bevorzugen. promet nur als pdf-Version zu veröffentlichen, erscheint mir auch sinnvoll für die Zukunft.

“ Die Printausgabe hat den Charme, dass man sie sich in den Weg legen kann, sodass man immer wieder darüber stolpert, bis man sie gelesen hat. Es ist jedoch auch ohne Probleme möglich, sich die digitale Version auf einen Reader zu ziehen und irgendwann zu lesen. Der Anstoß kommt dann bloß etwas seltener. Man muss dafür nur aus seiner Bequemlichkeit herauskommen und sich umgewöhnen.

**Pro Beides**



“ Es ist immer noch am angenehmsten, eine gedruckte Ausgabe zu lesen, bei der Aufbewahrung siegt die elektronische Version. Der Umwelt zuliebe würde ich aber auch eine ausschließliche elektronische Ausgabe akzeptieren.

“ Zum Schmökern auf dem heimischen Sofa ist die Printausgabe unschlagbar. In meiner beruflichen Tätigkeit bevorzuge ich die PDF-Ausgabe zum Recherchieren und Lesen.

“ Ich bevorzuge eigentlich eine Print-Ausgabe, glaube aber mich auch an eine pdf-Ausgabe gewöhnen zu können. Man muss sich eben mal drauf einlassen und dann klappt das vielleicht ja besser als gedacht. :)

“ Die „promet“ ist immer lesenswert, eine gelungene „stille“ Fortbildung für einen Meteorologen, die außer Zeit und Konzentration keinen weiteren Aufwand erfordert - Dank dafür allen an „promet“ Beteiligten - gerne weiter so!!! Freue mich, die nächste Ausgabe (ausschließlich) digital zu erhalten.

“ Ich finde die „Promet“-Hefte immer noch sehr anregend und sehr gut gemacht. Großes Lob!

**Lob**



“ Ich bin ein großer Fan des Promet-Magazins. Als Forschungsmeteorologe am NCAR in Boulder fühle ich mich durch die Promet-Hefte weiterhin eng mit der deutschen Meteorologie-Community verbunden. Zudem sind die ansprechend gestalteten Hefte eine schöne Bereicherung für unseren Couchtisch und sorgen oft für interessante Gespräche bei uns zu Hause.

“ Ich finde Promet einfach super. (...) Wirklich eine Zeitschrift mit echten Fakten. Macht weiter so. Vielen Dank

“ Ich finde das Heft sehr gut gemacht! Als studierende Person bekommt man sehr gute Einblicke in verschiedene Forschungs- und Berufsfelder. Weiter so!

## **promet** Vorschau auf die nächsten Hefte

- Wetter und Klima im Gebirge
- Treibhausgase – Beobachtungssysteme und Modellierung
- KI in der Meteorologie