

**Projektbericht: Einfluss des Klimas auf Morbidität –
Herausforderungen des Klimawandels für die GKV**

**Auswertung von stationären Behandlungsfällen von Versicherten
der AOK Niedersachsen in einem möglichen Zusammenhang zu
Hitzeperioden**

- Kooperationsprojekt zwischen der AOK Niedersachsen (AOKN) und dem Niedersächsischen
Landesgesundheitsamt (NLGA) –

September 2026

Erstellt von:
M. Hoopmann, NLGA
J. Weber, AOKN

Bei der sprachlichen Überarbeitung und redaktionellen Optimierung einzelner Textpassagen wurde ein KI-gestütztes Sprachmodell unterstützend eingesetzt. Die fachliche Verantwortung für Inhalt, Interpretation der Ergebnisse und Schlussfolgerungen liegt ausschließlich bei den Autoren.

Nach der Online-Veröffentlichung des Berichtes am 01.09.2026 wurde dieser noch an einigen Stellen redaktionell überarbeitet (aktueller Stand 07.09.2026).

Inhaltsverzeichnis

1	Zusammenfassung.....	5
2	Hintergrund und Zielsetzung.....	7
2.1	Auswirkungen des Klimas auf die Gesundheit	7
2.2	Zielsetzung.....	9
2.3	Studiendesign und Untersuchungspopulation.....	9
2.4	Untersuchungsregion	10
2.5	Betrachtete Fälle - Zieldiagnosen	11
3	Datenbasis und Datenaufbereitung	13
3.1	Datenquelle, Fallauswahl und Pseudonymisierung	13
3.2	Übermittelte Variablen und Datenstruktur.....	13
3.3	Meteorologische Daten und Expositionsdefinition.....	14
3.4	Zusammenführung der Datenquellen und Erstellung der Analysedatensätze	15
3.4.1	Zusammenführung von Falldaten und meteorologischen Daten	15
3.4.2	Aggregation auf tagesbezogene Analysedatensätze.....	15
4	Methoden der statistischen Analyse.....	17
4.1	Poisson-Modelle.....	17
4.2	Auswertungsstrategie	18
5	Deskription	20
5.1	Deskription Falldaten	20
5.2	Deskription einzelne Diagnosen.....	20
5.2.1	Hauptdiagnose Dehydratation	20
5.2.2	Hauptdiagnose Akutes Nierenversagen	22
5.2.3	Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung.....	23
5.2.4	Hauptdiagnose Frühgeburt	24
5.3	Temperaturdaten	25
5.4	Fälle an warmen Tagen	26
6	Erste Modellklasse: Konditionale Poisson-Modelle	29
6.1	Hauptdiagnose Dehydratation oder akutes Nierenversagen.....	29
6.2	Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt	31
7	Distributed-Lag-Modelle	33
7.1	Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle (Dehydratation oder Akutes Nierenversagen)	33
7.2	Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung.....	36
7.3	Distributed-Lag Modell: Patienten aus stationären Pflegeeinrichtungen.....	39

8	Diskussion.....	42
8.1	Datenqualität und Vollständigkeit der Fälle.....	42
8.2	Wetterdaten.....	45
8.3	Einordnung der Methoden und Ergebnisse in die wissenschaftliche Literatur	46
8.3.1	Poisson Modelle	46
8.3.2	Dehydratation und akute Niereninsuffizienz	48
8.3.3	Frühgeburt und vorzeitiger Blasensprung.....	49
9	Fazit	52
10	Anhang.....	54
10.1	Generierung der Projektdateien (STATA 18).....	54
10.1.1	Erstellung der fallbezogenen Auswertedatei	54
10.1.2	Zusammenführen mit den DWD-Klimadaten.....	54
10.2	Exemplarische Auswertealgorithmen (STATA 18).....	55
10.2.1	Konditionale Poisson-Modelle.....	55
10.2.2	Distributed-Lag-Poisson-Modelle.....	57
10.3	Distributed-Lag-Modelle – ergänzende Grafiken zu Kapitel 6	60
10.3.1	Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle	60
10.3.2	Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung.....	62
10.3.3	Distributed-Lag-Modelle: Patienten aus stationären Pflegeeinrichtungen	66
10.4	Distributed-Lag-Modelle – Teilbetrachtung Sommer 2022	67
10.5	Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle – Sommer 2022.....	67
10.6	Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung – Sommer 2022 .	71
10.7	Distributed-Lag-Modelle: Patienten aus stationären Pflegeheimen.....	73
10.8	Konditionale Poisson Modelle: Effekte von der Wahl der Panelvariable auf die Effektschätzungen	74
11	Literatur	76

1 Zusammenfassung

Im Juli 2024 startete das Kooperationsprojekt zwischen der AOK Niedersachsen (AOKN) und dem Niedersächsischen Landesgesundheitsamt (NLGA) als Pilotprojekt mit der übergeordneten Zielsetzung der **Analyse** des Einflusses des **Klimas** auf **Morbidität** und **Mortalität**¹ und den damit verbundenen Herausforderungen für die medizinischen Versorgung. [Kurzbezeichnung „AnKliMM“].

Nach 15 Monaten, im September 2025 konnte die Pilotphase erfolgreich abgeschlossen werden. Diese diente vorwiegend der Ermittlung der geeigneten Methodik, aber auch der Generierung weiterführender Fragestellungen aus den vorliegenden Daten.

Aufbauend auf den in der Pilotphase gewonnenen Erkenntnissen wurde eine sich direkt anschließende zweite („Haupt-“) Projektphase mit erweiterten Daten beantragt. Die Bewilligung dieser beantragten zweiten Projektphase von AnKliMM erfolgte am 25.09.2025 durch das niedersächsische Sozialministerium.

Im Rahmen des Projektes AnKliMM wurden alle stationären Aufenthalte (gemäß Aufnahmedatum) von 2018 bis 2024 von AOK-Versicherten in der Klimaregion „östliches Flachland“, die eine bestimmte Hauptdiagnose (Dehydratation, Akutes Nierenversagen, vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt) aufwiesen, analysiert, um einen möglichen Einfluss der Außentemperatur auf Krankenhausaufnahmen zu identifizieren. Dabei wurde zwischen elektiven und Notfall-Aufnahmen unterschieden.

Insgesamt lagen 16.628 Falldaten vor, die um tagesbezogene Temperaturdaten der DWD-Wetterstation Hannover-Langenhagen ergänzt wurden.

Methodisch können die folgenden Ergebnisse festgehalten werden:

- Grundsätzlich erwiesen sich die gewählten bedingten Poisson-Modelle als sinnvoll und führen zu intuitiven Effektschätzungen pro zusätzlichem Grad Celsius. Dabei werden Tagesfallzahlen in Abhängigkeit von zeitabhängigen Einflussgrößen, insbesondere auch Temperaturangaben, modelliert.
- Auch Distributed-Lag-Modelle mit diversen verzögerten Effekten sowie Spline-Approximationen für beliebige funktionale Zusammenhängen, die komplexe Modellierungen von zeitlichen Verläufen erlauben, konnten mit dem vorliegenden Datensatz stabil geschätzt und gegenübergestellt werden. Bei den komplexeren Distributed-Lag Poisson-Modellen zeigt sich im Modellvergleich, dass Modelle mit aktueller sowie sechs Vortagestemperaturen besser anpassen als Modelle mit nur aktueller und Vortagestemperatur. Darüber bilden sich die Temperatureffekte von länger andauernden Hitzeperioden besser ab.
- Beide Modellansätze ergänzen sich. Mit der Wahl eines Modellansatzes können unterschiedliche Ziele erreicht werden, etwa das Ziel einer hohen Modellanpassungsgüte oder aber die intuitive Interpretierbarkeit eines Temperatureffektes

Inhaltlich bestätigen sich mit den Daten der Hauptphase einerseits die bereits in der Pilotphase gewonnenen Hinweise auf inhaltliche Ergebnisse:

¹ Das zweite „M“ ist zeitlich überholt, da auf eine eigenständige Mortalitätsanalyse im Projekt verzichtet wurde: Es fehlen Angaben zur Todesursache, zudem sind die Fallzahlen zu gering.

- Mit den gewählten Modellen konnten keine Effekte von Hitze bzw. Temperatur auf die Einweisungshäufigkeit bei den Diagnosen Blasensprung und Frühgeburt aufgezeigt werden.
- Es zeigen sich hingegen deutlich vermehrte Einweisungen im Hitzekontext bei Dehydratation und akutem Nierenversagen bei erwachsenen Notfällen. Der Einfluss der Temperatur auf die Einweisungshäufigkeit ist zum 5 % - Niveau signifikant.

Die unmittelbar interpretierbaren Effekte für einen zusätzlichen Grad Celsius jenseits der 20° - Marke“ der bedingten Poisson-Modelle ergeben dabei für Dehydratation einen Schätzer für das relative Einweisungsrisiko von 1,16 für Dehydratation, bzw. von 1,08 für das akute Nierenversagen (p-Wert jeweils < 0,001).

Andererseits ergänzen die Ergebnisse der Analysen für die Subgruppen „Pflegeheimbewohner“ bzw. „über 85-jährige“ die bisherigen Erkenntnisse:

- Bei Pflegeheimbewohnern war der Effekt des Hitzeindikators auf die Einweisungshäufigkeit bei Dehydratation oder akuter Niereninsuffizienz stärker ausgeprägt als bei den übrigen Versicherten.
- Der Hitzeeffekt wird bei den über 85-Jährigen als niedriger geschätzt. Bei akuter Niereninsuffizienz war der Hitzeeffekt bei den über 85-Jährigen fallzahlbedingt nicht statistisch signifikant.

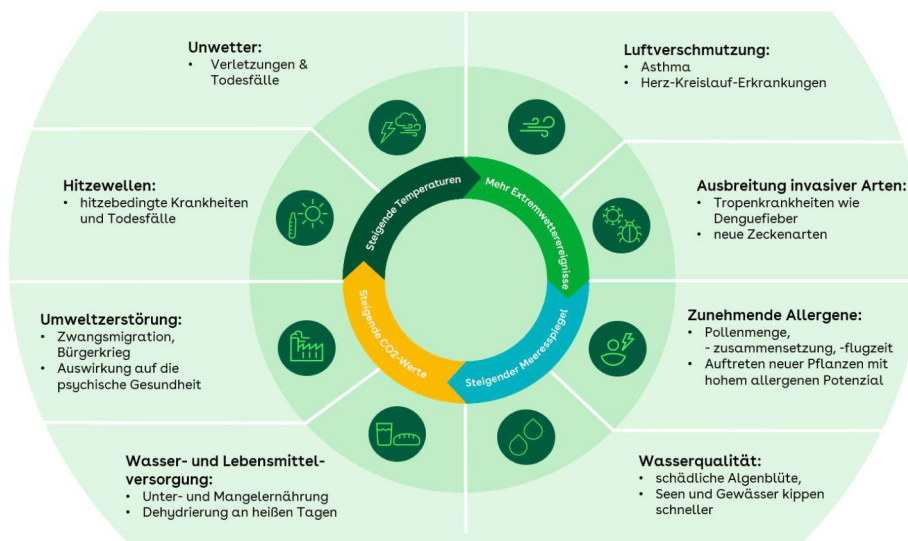
Die entsprechenden Effektschätzer für das relative Risiko einer stationären Aufnahme pro zusätzlichen Grad jenseits der 20° Celsius - Marke für Pflegeheimbewohner belaufen sich dabei auf 1,21 für Dehydratation (p-Wert <0,001) bzw. auf 1,12 für das akute Nierenversagen (p-Wert = 0,011).

2 Hintergrund und Zielsetzung

2.1 Auswirkungen des Klimas auf die Gesundheit

Der Klimawandel stellt Gesellschaft und Politik in Deutschland zunehmend vor Herausforderungen, nicht nur umweltbezogen, sondern zunehmend auch mit dem Fokus auf die menschliche Gesundheit. Während andere europäische Länder wie Italien oder auch Frankreich die Beobachtung von Mortalität oder auch Morbidität inzwischen im Rahmen des Ausbaus ihrer Hitzeaktionspläne implementiert haben, steht Deutschland noch am Beginn einer die politischen Maßnahmen sinnvoll unterstützenden Evaluation geeigneter Gesundheitsindikatoren.

Mögliche Szenarien der gesundheitlichen Auswirkungen von Klima sowie damit zusammenhängender Umwelteinflüsse sind in der Abbildung 2.1 zusammengefasst:



Quelle: eigene Darstellung nach: www.helmholtz-munich.de/newsroom/highlights-unserer-forschung/klima-und-gesundheit



Abbildung 2.1: Auswirkungen von Klima und Umwelt auf die Gesundheit

Die Auswirkungen von Temperatur und insbesondere extremen Klimaereignissen auf Mortalität und Morbidität sind inzwischen mehrfach international belegt. Dabei ist die Mortalität im Zusammenhang mit der durchschnittlichen Tagestemperatur bereits in verschiedenen Ländern modelliert worden. Hier zeigt sich ein oftmals als u-förmig bezeichneter Verlauf: fallende Temperaturen sind ebenso wie höhere Temperaturen mit einem Mortalitätsanstieg verbunden. Hierbei ist der Anstieg der Mortalität pro zusätzlichem Grad Celsius bei Hitze deutlich stärker ausgeprägt als bei Kälte.

Dies visualisiert die folgende Abbildung 2.2 aus Zacharias, 2012:

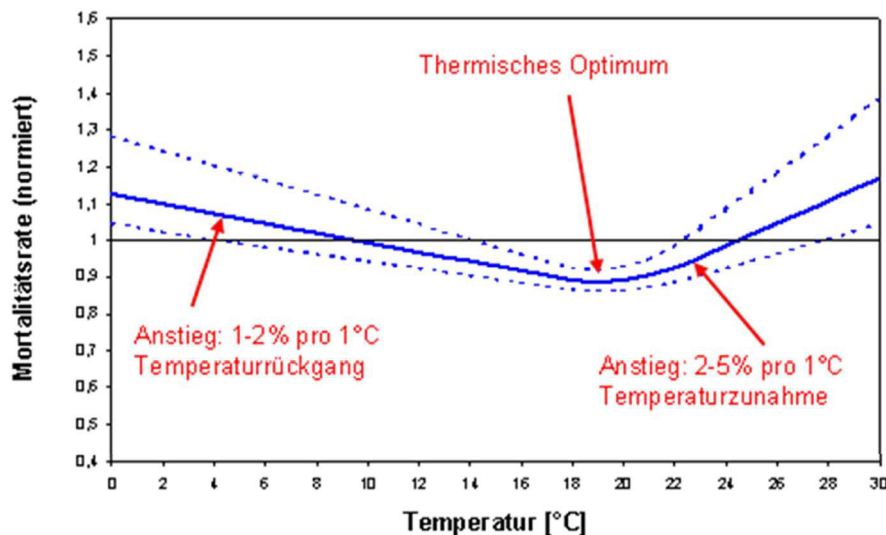


Abbildung 2.2: Schematische Mortalitätsrate in Abhängigkeit von der durchschnittlichen täglichen Lufttemperatur; Zacharias, 2012

Für Deutschland liegt der „Knickpunkt“ zwischen Hitze- und Kälteeffekt, der somit das „thermische Optimum“ darstellt, bei 20°C (Zacharias, 2012).

Die Quantifizierung temperaturbedingter Mortalität und Morbidität wird dadurch erschwert, dass von Erkrankungen in der Regel nicht zwingend auf die Ursache geschlossen werden kann: Die Erfassung von Todesursachen und Diagnosen erfolgt dabei auf Grundlage international standardisierter Klassifikationssysteme (in der Regel ICD-10). Da nur wenige ICD-Diagnosen einen direkten Bezug zu auslösenden Umweltfaktoren enthalten, lassen sich temperaturbedingte Gesundheitsfolgen anhand der Routinedaten nur eingeschränkt identifizieren. Eine Ausnahme bilden die unmittelbar temperaturbezogenen Diagnosen der Kategorien T67 bis T69.

Für die überwiegende Mehrzahl der Todes- und Behandlungsfälle kann aus dem dokumentierten Diagnosecode hingegen nicht auf den Einfluss eines Temperaturereignisses geschlossen werden, selbst wenn dieses kausal mit dem Krankenhausaufenthalt oder dem vorzeitigen Versterben in Zusammenhang steht. Die Analyse spezifischer Mortalitätsursachen, etwa im Bereich von Herz-Kreislauf-Erkrankungen oder Niereninsuffizienz, eignet sich daher nur eingeschränkt zur direkten Quantifizierung temperaturbedingter Gesundheitsfolgen, da entsprechende Ereignisse auch unter normalen Witterungsbedingungen auftreten. Zur Abschätzung der insgesamt auf Temperaturereignisse, insbesondere Hitzeperioden, zurückzuführenden Mortalität werden daher statistische Schätzmodelle herangezogen. Das Robert Koch-Institut (RKI) verwendet hierfür Verfahren zur Ermittlung der Übersterblichkeit, mit deren Hilfe die Zahl hitzebedingter Todesfälle abgeschätzt werden kann. Die hieraus resultierenden, gewissermaßen „zusätzlichen“ Todesfälle können als den Hitzeereignissen zurechenbare („attributable“) Fälle verstanden werden, die eben ohne Hitzeereignisse nicht eingetreten wären. Für Deutschland modelliert das Robert Koch-Institut (RKI) sowohl im Rahmen seiner Mortalitätssurveillance die Sterblichkeit im Jahresverlauf (RKI, 2026) als auch die hitzebedingte Übersterblichkeit während der warmen Jahreszeit, um die Zahl der Hitze zurechenbaren Todesfälle abzuschätzen (an der Heiden, 2025a & 2025b).

Demgegenüber sind in Deutschland bislang nur wenige Studien zur Morbidität oder auch zur Inanspruchnahme von Leistungen der GKV aufgrund von Klimaereignissen bekannt. Eine der Ausnahmen bildet eine Studie von Schillo, 2019 auf Basis von Daten der AOK Rheinland / Hamburg, die die Häufigkeit der Inanspruchnahme von Leistungen der GKV während Hitzetagen mit denen von Kontrolltagen vergleicht. Zudem wurde in einer jüngeren Studie von Kriit, 2025 auf Basis von

Krankenversicherungsdaten aus 2017 - 2022 der Einfluss von Hitze auf rund 1,5 Millionen Notfallhospitalisierungen ausgewertet. Dabei wurden die 24 Hauptdiagnoseklassen² betrachtet, zudem wurden Alters- wie Effekte des Geschlechts modelliert.

2.2 Zielsetzung

Im Rahmen der Kooperation zwischen der AOK Niedersachsen und dem Niedersächsischen Landesgesundheitsamt (NLGA) wurde zunächst eine Pilotphase durchgeführt. Ziel war es, den jahreszeitlichen Verlauf der aus Abrechnungsdaten abgeleiteten Morbidität anhand ausgewählter stationärer Aufnahmen zu untersuchen sowie potenzielle Zusammenhänge mit tagesbezogenen Klimadeterminanten, insbesondere der Lufttemperatur, explorativ zu visualisieren und statistisch zu modellieren. Darüber hinaus sollte der zeitliche Abstand zwischen einem Klimaereignis und der Inanspruchnahme medizinischer Versorgungsleistungen analysiert werden. Ferner wurden verschiedene methodische Ansätze hinsichtlich ihrer Eignung und Praktikabilität für die Auswertung von Sekundärdaten evaluiert.

Die Ergebnisse der Pilotphase deuteten darauf hin, dass sowohl eine Ausweitung des Beobachtungszeitraums auf zusätzliche Jahre mit einer höheren Zahl an Hitzeereignissen als auch die Fokussierung auf Hauptdiagnosen die statistische Aussagekraft der Analysen erhöhen können. Hierdurch sollten die Voraussetzungen geschaffen werden, belastbarere Aussagen zu den zentralen Forschungsfragen zu ermöglichen.

Aufbauend auf den Methoden und den vorläufigen Erkenntnissen der Pilotphase sollten daher in der anschließenden Hauptphase auf Grundlage eines erweiterten Datenbestands insbesondere folgende Forschungsfragen untersucht werden:

- Bestätigen sich die Hinweise auf temperaturassoziierte Effekte bei stationären Aufnahmen aufgrund eines akuten Nierenversagens oder einer Dehydratation?
- Lassen sich entsprechende Zusammenhänge auch für stationäre Pflegefälle nachweisen und fallen diese gegebenenfalls stärker aus?
- Bestätigt sich zugleich die Beobachtung, dass sich für Geburtseignisse keine vergleichbaren Temperatureffekte erkennen lassen?

2.3 Studiendesign und Untersuchungspopulation

Im Rahmen der vorliegenden Studie wurden Routinedaten der Krankenhausabrechnung der AOK Niedersachsen mit verfügbaren meteorologischen Daten in täglicher Auflösung analysiert.

Auf Grundlage der Ergebnisse der Pilotphase beantragten die AOK Niedersachsen und das NLGA am 15.08.2025 gemäß § 75 Abs. 2 SGB X die Genehmigung für eine Erweiterung des Untersuchungszeitraums sowie eine Anpassung der Datenselektion. Ziel war die Einbeziehung von Krankenhausaufnahmen aus dem erweiterten Zeitraum vom 01.01.2018 bis 31.12.2024 in die Hauptanalyse. Im Vergleich zum Erstantrag zur Pilotphase (Hoopmann, 2026) wurden hierfür folgende Anpassungen vorgenommen:

- Verzicht auf die Übermittlung einer Patienten-ID.
- Aufnahme fallspezifischer Angaben zum Pflegestatus (stationäre Pflege: ja/nein) zum Zeitpunkt der jeweiligen Krankenhausaufnahme anstelle der bislang verwendeten Stichtagsinformation zum 31.12.2023.

² Hauptdiagnosen gemäß dem DRG-Krankenhaussystem (engl. MDC für „Major Diagnostic Categories“)

- Beschränkung der Falldefinition auf Hauptdiagnosen; in die Hauptanalyse wurden somit ausschließlich stationäre Fälle einbezogen, bei denen eine der definierten Einschlussdiagnosen als Hauptdiagnose vorlag.
- Ausweitung der Beobachtungsperiode auf die Jahre 2018 bis 2024. Eingeschlossen wurden alle stationären Krankenhausaufnahmen von weiblichen und männlichen bei der AOK Niedersachsen versicherten Personen im definierten Untersuchungsgebiet, sofern eine der Zieldiagnosen als Hauptdiagnose dokumentiert war.

Die Genehmigung für die erweiterte Datennutzung wurde am 25.09.2025 durch das Niedersächsische Ministerium für Soziales, Arbeit, Gesundheit und Gleichstellung erteilt. Die entsprechend neu zusammengestellten Falldaten wurden dem NLGA am 10.11.2025 zur Auswertung übermittelt.

2.4 Untersuchungsregion

Das Flächenland Niedersachsen wird in verschiedene „Klimaregionen“ unterteilt, für die auch der Zusammenhang zwischen meteorologischen Daten und gesundheitlichen Outcomes differieren kann. Die Auswertungen wurden im Rahmen des AnKliMM Projektes zunächst auf eine Klimaregion beschränkt, die sich an der zum Zeitpunkt der Projektkonzeption gültigen Einteilung orientierte (Abbildung 2.3).



Abbildung 2.3: Klimaregionen in Niedersachsen (Alte Einteilung bis 2023)

Die für die Studie ausgewählte Untersuchungsregion sollte einerseits innerhalb genau einer der Klimaregionen liegen, und zudem eine möglichst homogene Versorgungslandschaft aufweisen.

Im Ergebnis wurde ein Teil der Metropolregion Hannover – Braunschweig – Göttingen – Wolfsburg ausgewählt, der sich nach der zum Zeitpunkt der Projektplanung gültigen Einteilung in der Klimaregion „östliches Flachland“ befand: Im Einzelnen sind dies folgende Kommunen mit insgesamt rund 1,8 Millionen Einwohnerinnen und Einwohner, somit rund 22 % der niedersächsischen Bevölkerung von rund 8 Millionen:

- | | |
|----------------------|--------------------------|
| - Region Hannover | 1,15 Millionen Einwohner |
| - Landkreis Peine | 0,14 Millionen Einwohner |
| - Stadt Braunschweig | 0,25 Millionen Einwohner |
| - Stadt Salzgitter | 0,10 Millionen Einwohner |

- Landkreis Wolfenbüttel 0,12 Millionen Einwohner

Diese fünf Landkreise werden nach der im Dezember 2023 veröffentlichten aktuellen Einteilung der Klimaregion der „subkontinentalen Region“ zugeordnet (Abbildung 2.4)³:

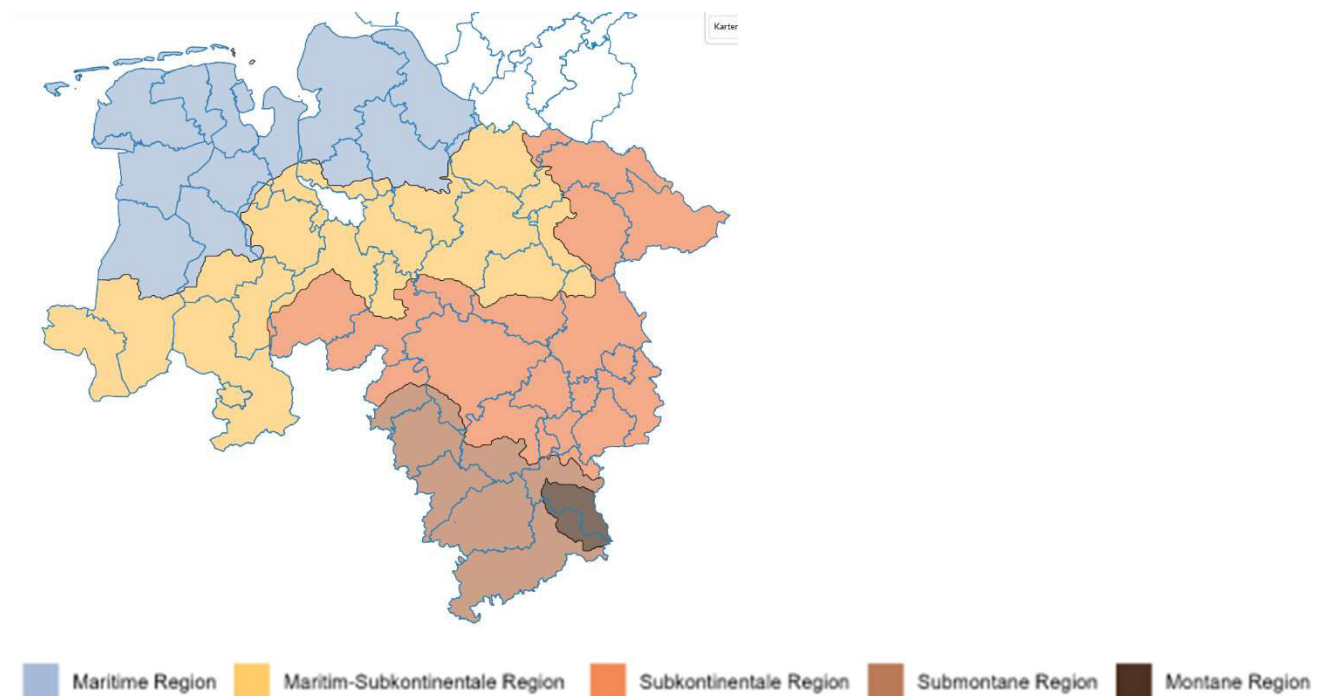


Abbildung 2.4: Klimaregionen in Niedersachsen (aktuelle Einteilung)

2.5 Betrachtete Fälle - Zieldiagnosen

Für verschiedene Diagnosen unter stationären Krankenhausaufenthalten werden in der internationalen Literatur Zusammenhänge mit der Außenlufttemperatur und insbesondere mit Hitzeereignissen beziehungsweise Hitzewellen beschrieben (Hopp, 2018).

Bei der bereits angeführten deutschlandspezifischen Studie von Kriit, 2025 fielen die beobachteten Hitzeeffekte auf der Ebene der Diagnosekapitel insgesamt betrachtet überwiegend moderat aus. Die stärksten Zusammenhänge lassen sich für endokrine, Ernährungs- und Stoffwechselerkrankungen (ICD-10 E00-E90), Erkrankungen des Urogenitalsystems, Erkrankungen des Atmungssystems sowie für Verletzungen, Vergiftungen und bestimmte andere Folgen äußerer Ursachen nachweisen. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass bestimmte Diagnosegruppen gegenüber Hitzeexposition besonders empfindlich reagieren, während andere nur geringe oder keine Temperaturabhängigkeit aufweisen.

Eine Diagnosegruppe mit gut dokumentiertem Temperaturbezug umfasst Erkrankungen der Nieren: Zahlreiche epidemiologische Studien weisen auf einen konsistenten Zusammenhang zwischen Hitzeexposition und einem erhöhten Risiko für Nierenmorbidity sowie nierenbedingte Mortalität hin (Ejeh, 2018; Bo, 2025; Zhang, 2025). Als mögliche Ursachen werden unter anderem Flüssigkeitsverluste, Dehydratation, Störungen des Elektrolythaushalts sowie die dadurch bedingte zusätzliche Belastung der Nierenfunktion diskutiert.

Eine weitere relevante Untersuchungsgruppe betrifft Schwangerschaft und Geburt. Während der Schwangerschaft besteht aufgrund physiologischer Anpassungsprozesse eine erhöhte Vulnerabilität

³ https://nibis.lbeg.de/DOI/dateien/Geofakten_43_2023_Text_4.pdf

gegenüber externen Belastungsfaktoren. Vor diesem Hintergrund wird der Klimawandel zunehmend auch als Risiko für die Gesundheit von Schwangeren und Föten betrachtet. Zahlreiche Studien konnten zeigen, dass hohe Umgebungstemperaturen und der damit verbundene Hitzestress mit einem erhöhten Risiko für ungünstige Schwangerschafts- und Geburtsverläufe assoziiert sind. Hierzu zählen unter anderem Frühgeburten, Fehlgeburten sowie ein vermindertes Geburtsgewicht des Kindes (Zhang, 2017; Chersich, 2020).

Für die Analysen wurden vier spezifische Diagnosegruppen ausgewählt, die sowohl in der wissenschaftlichen Diskussion als potenziell hitzesensitiv gelten als auch aus Public-Health-Sicht relevante Ansatzpunkte für Präventions- und Informationsmaßnahmen bieten.

- Volumenmangel beziehungsweise Dehydratation (ICD-10 E86⁴) (Bo, 2015; Borg, 2017; Brennan, 2019; Schillo, 2019).
- Akutes Nierenversagen (ICD-10 N17) (Zhang, 2025; Chen, 2017; Matthew, 2017; Liu, 2021; Kravets, 2023).
- Vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42; engl. „Premature Rupture of Membranes (PROM)“), (Song, 2019; Yang, 2021; Jiao, 2023).
- Frühgeburt (ICD-10 O60.1 und O60.3) (Schifano, 2013 u. 2016; Asta, 2019; Sun, 2020; Zhang, 2017).

Bei den Diagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen liegt ein Fokus der Analysen insbesondere auf älteren Patientinnen und Patienten, vor allem auf Personen ab einem Alter von 85 Jahren. Zusätzlich wird die Gruppe der Bewohnerinnen und Bewohner stationärer Pflegeeinrichtungen gesondert betrachtet, da hier eine besondere Vulnerabilität gegenüber klimatischen Belastungen vermutet wird. Demgegenüber beziehen sich die beiden ausgewählten Diagnosen aus der Hauptdiagnosegruppe „Schwangerschaft, Geburt und Wochenbett“ (ICD-10 O01A–O65C) ausschließlich auf jüngere weibliche Versicherte und bilden damit eine hinsichtlich Alter und Gesundheitsrisiken deutlich anders zusammengesetzte Untersuchungsgruppe.

Die vier ausgewählten Falldiagnosen wurden nicht nur einzeln analysiert, sondern zur Erhöhung der Fallzahlen zusätzlich zu zwei inhaltlich zusammenhängenden Diagnosegruppen zusammengefasst:

- Dehydratation und akutes Nierenversagen: Akutes Nierenversagen bezeichnet eine plötzlich eintretende Einschränkung der Nierenfunktion. Zu den häufigen Ursachen zählt eine verminderte Nierendurchblutung, die unter anderem infolge einer ausgeprägten Dehydratation auftreten kann.
- Vorzeitiger Blasensprung und Frühgeburt: Beide Diagnosen entstammen der Hauptdiagnosegruppe „Schwangerschaft, Geburt und Wochenbett“.

Die Projektdaten beschränkten sich auf stationäre Falldaten. Gegenüber ambulanten Abrechnungsdaten stehen diese zeitnäher zur Verfügung und eignen sich daher grundsätzlich auch für ein potenzielles zukünftiges Monitoring hitzeassoziierter Gesundheitsfolgen.

Die Definition klinischer Morbidität erfolgte dabei ausschließlich anhand der im stationären Fall dokumentierten Hauptdiagnose.

⁴ Tatsächlich ist „ICD-10 E86: Volumenmangel“ an sich der Oberbegriff: Er umfasst neben der Dehydratation auch die Depletion des Plasmavolumens oder der extrazellulären Flüssigkeit. Dennoch wird im Folgenden Dehydratation pars pro toto für die gesamte ICD-10 E86 verwendet.

3 Datenbasis und Datenaufbereitung

3.1 Datenquelle, Fallauswahl und Pseudonymisierung

Grundlage der Analysen war ein von der AOK Niedersachsen aufbereiteter Datensatz auf Einzelfallebene. Dieser umfasste alle zwischen dem 01.01.2018 und dem 31.12.2024 abgeschlossenen stationären Krankenhausaufenthalte von weiblichen und männlichen Versicherten, bei denen mindestens eine der definierten Zieldiagnosen als Hauptdiagnose dokumentiert worden war. Zusätzlich war der Hauptwohnsitz zum Zeitpunkt der Krankenhausaufnahme auf die im Projekt definierte Untersuchungsregion beschränkt.

Die Datengrundlage bestand im Wesentlichen aus Informationen, die im Rahmen der Abrechnung stationärer Leistungen gemäß § 301 SGB V von den Krankenhäusern an die Krankenkassen übermittelt werden.

Personen mit dem Geschlechtseintrag „divers“ wurden nicht in den Datensatz aufgenommen. Hintergrund ist, dass aufgrund der sehr geringen Fallzahlen weder belastbare geschlechtsspezifische Analysen noch eine datenschutzkonforme getrennte Auswertung möglich gewesen wären⁵.

Zur Wahrung des Datenschutzes wurden personenbeziehbare Informationen soweit möglich vergrößert, aggregiert oder vollständig entfernt. Das NLGA erhielt ausschließlich die für die Durchführung der Analysen erforderlichen pseudonymisierten Falldaten.

3.2 Übermittelte Variablen und Datenstruktur

Im Einzelnen wurden aus den stationären Abrechnungsdaten die folgenden Informationen übermittelt (vgl. Anhang: Datenfluss der Abrechnungsdaten):

1. Fall-ID: Nicht sprechende Fallidentifikationsnummer in Form einer laufenden Nummer. Personenbezogene Identifikatoren oder Krankenversichertennummern wurden nicht übermittelt.
2. Krankenhaus-ID: Identifikationsnummer des Krankenhauses in pseudonymisierter Form als laufende Nummer.
3. Aufnahmedaten: Datum der stationären Aufnahme sowie die stationäre Verweildauer beziehungsweise das Entlassungsdatum.
4. Vitalstatus: Für während des stationären Aufenthalts oder innerhalb von 28 Tagen nach Entlassung verstorbene Patientinnen und Patienten wurde das Sterbedatum übermittelt.
5. Hauptdiagnose: ICD-10-codierte Hauptdiagnose des stationären Behandlungsfalls.
6. Aufnahme- und Entlassungsgrund: Angaben gemäß den für die Krankenhausabrechnung verwendeten Schlüsseln.

Die Falldaten wurden durch ausgewählte versichertenbezogene Stammdaten ergänzt. Die Verknüpfung erfolgte innerhalb der AOK Niedersachsen vor der Datenübermittlung auf Grundlage der dort verfügbaren Versichertenidentifikationsnummern. An das NLGA wurden ausschließlich die

⁵ Aufgrund der geringen Fallzahlen könnten aus einer parallelen Darstellung von Ergebnissen für die Gesamtpopulation sowie für männliche und weibliche Versicherte Rückschlüsse auf einzelne Fälle mit dem Geschlechtseintrag „divers“ ermöglicht werden.

verknüpften und pseudonymisierten Datensätze übermittelt. Ergänzend standen folgende Informationen zur Verfügung:

1. Soziodemografische Merkmale: Geschlecht (weiblich oder männlich), Geburtsmonat und Geburtsjahr.
2. Pflegestatus: Information über einen Aufenthalt in einer stationären Pflegeeinrichtung zum Zeitpunkt der Krankenhausaufnahme.
3. Wohnort: Amtlicher Gemeindeschlüssel des Hauptwohnsitzes.

Die im November 2025 von der AOK Niedersachsen an das NLGA übermittelten Originaldatensätze werden ausschließlich für die Durchführung und Nachvollziehbarkeit der Projektanalysen genutzt. Die Verarbeitung der Originaldaten soll bis Ende 2026 abgeschlossen sein. Die aus den Analysen hervorgehenden Auswertungsdateien werden entsprechend den geltenden Aufbewahrungsfristen bis Ende 2036 im NLGA vorgehalten und anschließend gelöscht.

3.3 Meteorologische Daten und Expositionsdefinition

Zur Beschreibung der klimatischen Exposition wurden tagesbezogene meteorologische Daten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) verwendet. Analog zur Pilotphase (Hoopmann, 2026) wurde die DWD-Station Hannover-Langenhagen (Stationsnummer 02014) als Referenzstation für das Untersuchungsgebiet ausgewählt. Die dort erfassten Wetterdaten wurden den tagesbezogenen Fallzahlen stationärer Krankenhausaufnahmen gegenübergestellt.

Als primäre Expositionsgrößen standen die Tagesmitteltemperatur sowie die Tageshöchsttemperatur zur Verfügung. In der wissenschaftlichen Literatur werden darüber hinaus weitere Temperaturindikatoren verwendet, beispielsweise die gefühlte Temperatur, bei deren Berechnung zusätzlich meteorologische Größen wie Luftfeuchtigkeit oder Windgeschwindigkeit berücksichtigt werden. Im Rahmen des vorliegenden Projekts lag der Schwerpunkt auf der Nutzung der direkt gemessenen Temperaturdaten.

Zur Charakterisierung sommerlicher Hitzeereignisse wurden verschiedene klimatologische Kenntage berücksichtigt. Entsprechend den Definitionen des Deutschen Wetterdienstes werden unterschieden:

- Sommertag: Tageshöchsttemperatur $\geq 25\text{ °C}$
- Hitzetag: Tageshöchsttemperatur $\geq 30\text{ °C}$
- Wüstentag: Tageshöchsttemperatur $\geq 35\text{ °C}$
- Tropennacht: Tagesminimumtemperatur $\geq 20\text{ °C}$

Neben einzelnen Hitzetagen wurden auch mehrtägige Hitzeperioden betrachtet. Für die Definition von Hitzewellen existiert jedoch keine einheitliche wissenschaftliche Festlegung. Eine häufig verwendete Definition bezeichnet mindestens drei aufeinanderfolgende Tage mit einer Tageshöchsttemperatur von mindestens 30 °C als Hitzewelle. Jeder Tag einer solchen Periode erfüllt gleichzeitig die Kriterien eines Hitzetages.

Zusätzlich wurde die für mitteleuropäische Klimaverhältnisse häufig verwendete Definition nach Kysely, 2004 berücksichtigt. Danach liegt eine Hitzewelle vor, wenn an mindestens drei aufeinanderfolgenden Tagen die Tageshöchsttemperatur 30 °C überschreitet und die Hitzewelle so lange andauert, wie die mittlere Tageshöchsttemperatur über die gesamte Periode mehr als 30 °C beträgt und an keinem Tag eine Tageshöchsttemperatur von 25 °C unterschritten wird.

Im Unterschied zur einfachen Drei-Tage-Regel müssen nach dieser Definition nicht alle Tage einer Hitzewelle die Schwelle von 30 °C überschreiten. Dadurch werden länger andauernde Hitzeereignisse erfasst, bei denen einzelne Tage kurzfristig niedrigere Temperaturen aufweisen, die allgemeine Hitzebelastung jedoch fortbesteht.

3.4 Zusammenführung der Datenquellen und Erstellung der Analysedatensätze

3.4.1 Zusammenführung von Falldaten und meteorologischen Daten

Die von der AOK Niedersachsen bereitgestellten Falldaten umfassten bereits die Zusammenführung der fallbezogenen Krankenhausdaten mit den relevanten Versichertenmerkmalen. Im Unterschied zur Pilotphase (Hoopmann, 2026), in der Fall- und Versichertendaten zunächst getrennt übermittelt und anschließend über die pseudonymisierte Versichertenidentifikation verknüpft wurden, war dieser Verarbeitungsschritt für die Hauptuntersuchung bereits innerhalb der AOK Niedersachsen erfolgt.

Der übermittelte Datensatz umfasste insgesamt 16.628 stationäre Behandlungsfälle mit 96 Variablen. Enthalten waren insbesondere:

- Hauptdiagnose nach ICD-10,
- bis zu 64 Nebendiagnosen,
- Aufnahme- und Entlassungsdatum,
- gegebenenfalls Sterbedatum,
- soziodemografische Merkmale (Geburtsjahr, Geburtsmonat, Geschlecht),
- amtlicher Gemeindeschlüssel des Wohnortes,
- Angaben zu einer stationären Pflegeheimbetreuung zum Zeitpunkt der Krankenhausaufnahme.

Die Falldaten wurden anschließend mit den meteorologischen Daten der DWD-Station Hannover-Langenhagen für den Zeitraum 2018 bis 2024 verknüpft. Die Wetterdatei umfasste insgesamt 2.557 Beobachtungstage. Die Verknüpfung erfolgte über das jeweilige Aufnahme- und Entlassungsdatum des stationären Krankenhausfalls.

Der resultierende Analysedatensatz enthielt somit sowohl die patientenbezogenen Merkmale als auch die zugehörigen meteorologischen Expositionsvariablen für den jeweiligen Aufnahme- und Entlassungsdatum.

Für regionale Analysen wurde das Untersuchungsgebiet anhand des Wohnortes der Versicherten in vier Teilregionen gegliedert:

- Stadt Hannover (rund 0,5 Mio. Einwohnerinnen und Einwohner),
- Region Hannover ohne Stadt Hannover (rund 0,6 Mio. Einwohnerinnen und Einwohner),
- Stadt Braunschweig (rund 0,25 Mio. Einwohnerinnen und Einwohner),
- Landkreise Peine und Wolfenbüttel sowie Stadt Salzgitter (rund 0,35 Mio. Einwohnerinnen und Einwohner).

3.4.2 Aggregation auf tagesbezogene Analysedatensätze

Für die deskriptiven Auswertungen sowie einen Teil der statistischen Modellierungen wurden die fallbezogenen Daten zusätzlich auf Tagesebene aggregiert. Während im ursprünglichen Datensatz jede Zeile einem einzelnen stationären Behandlungsfall entsprach, enthalten die aggregierten Datensätze für jeden Kalendertag die Anzahl der beobachteten Fälle sowie die zugehörigen meteorologischen Kennwerte.

Die Aggregation erfolgte getrennt für die einzelnen Falldefinitionen gemäß Kapitel 1.5 sowie für ausgewählte Untergruppen, insbesondere nach Altersgruppe und Pflegeheimstatus. Das Vorgehen entspricht der bereits in der Pilotphase verwendeten Methodik.

Um eine unverzerrte Analyse der zeitlichen Zusammenhänge zwischen Temperatur und Morbidität zu ermöglichen, wurden auch Tage ohne beobachtete Fälle in die Datensätze aufgenommen und mit einer Fallzahl von Null berücksichtigt. Auf diese Weise entstand für jede untersuchte Diagnosegruppe eine vollständige Zeitreihe über den gesamten Beobachtungszeitraum.

Die zur Datenaufbereitung verwendeten Programmroutinen sind in Kapitel 10.1 dokumentiert.

4 Methoden der statistischen Analyse

Aufbauend auf den Ergebnissen der Pilotphase (Hoopmann, 2026) wurden die Zusammenhänge zwischen Temperatur und Morbidität ausschließlich auf Grundlage tagesbezogener aggregierter Fallzahlen untersucht (Kapitel 2.4.2). Der im Pilotbericht diskutierte Case-Crossover-Ansatz wurde nicht weiterverfolgt, da entsprechende Ansätze bei zeitbezogenen Umwelt- und Temperatureffekten grundsätzlich zu Ergebnissen führen, die mit geeigneten Poisson-Zeitreihenmodellen vergleichbar sind (Tong, 2012; Armstrong, 2014).

Die statistischen Analysen basieren auf verallgemeinerten linearen Modellen für Zählraten. Hierbei wird die tägliche Anzahl stationärer Aufnahmen als abhängige Variable modelliert. Für seltene Ereignisse stellt die Poisson-Verteilung die Standardannahme dar. Charakteristisch für diese Verteilung ist, dass Erwartungswert und Varianz identisch sind. Entsprechende Modelle werden als Poisson-Regressionen bezeichnet (Schober, 2021).

Bei Zeitreihendaten treten jedoch häufig zwei methodische Herausforderungen auf. Erstens sind aufeinanderfolgende Beobachtungstage meist nicht stochastisch unabhängig - so weisen sowohl Morbidität als auch Temperatur zeitliche Autokorrelationen auf. Zweitens kann Überdispersion auftreten, wenn die empirische Varianz größer ist als unter der Poisson-Annahme zu erwarten wäre. In diesem Fall können Quasi-Poisson-Modelle oder Modelle auf Basis der Negativbinomialverteilung eingesetzt werden (Schober, 2021; Dang, 2019).

Die Ergebnisse werden als Inzidenzratenverhältnisse (IRR für „Incidence Rate Ratio“) dargestellt. Hierfür werden die geschätzten Regressionskoeffizienten exponiert. Ein IRR beschreibt die relative Veränderung der erwarteten Fallzahl bei einer Änderung der zu erklärenden Variable um eine Einheit.

4.1 Poisson-Modelle

Als erste Modellklasse wurden konditionale Poisson-Modelle verwendet (Armstrong, 2014). Dieses Verfahren eignet sich insbesondere für Zeitreihendaten, bei denen systematische Unterschiede zwischen verschiedenen Beobachtungseinheiten über die Konditionierung kontrolliert werden können.

Analog zur Pilotphase wurden die täglichen Fallzahlen in Abhängigkeit von Temperatur-, Kalender- und Saisoneffekten modelliert. Als Stratifizierungsvariable wurde die Kombination aus Kalenderjahr und Untersuchungsregion verwendet. Bei sieben Beobachtungsjahren und vier regionalen Einheiten ergaben sich insgesamt 28 Strata.

Im vorliegenden Projekt wird durch die Konditionierung erreicht, dass keine Schätzungen für die unterschiedlichen erwarteten Fallzahlen für die einzelnen Kombinationen aus Region und Beobachtungsjahr selbst erfolgen müssen. Die Schätzungen der Modellparameter konzentrierten sich dadurch auf die Frage, ob Veränderungen der Temperatur mit Veränderungen der täglichen Hospitalisierungshäufigkeit einhergehen. Dieser Effekt wird dabei über alle Strata als identisch angenommen.

Für jede Falldefinition wurden Tagesdatensätze erstellt, welche die tägliche Anzahl stationärer Aufnahmen enthielten. Berücksichtigt wurden auch Tage ohne beobachtete Fälle.

In die Modelle gingen folgende Regressoren ein:

- Temperatur > 20 °C (Hitzeeffekt)
- Temperatur < 20 °C (Kälteeffekt)
- Wochentag

- Quartal

Die Temperatur wurde dabei nicht ausschließlich anhand des aktuellen Tages bestimmt. Stattdessen wurde der Mittelwert aus aktueller Tagesmitteltemperatur und Vortagestemperatur verwendet, um kurzfristig verzögerte Temperatureffekte zu berücksichtigen.

Als zweite Modellklasse wurden Distributed-Lag-Modelle eingesetzt. Sie erlauben eine flexiblere Modellierung nichtlinearer Temperaturwirkungen und zeitlich verzögerter Effekte („Lags“).

In aktuellen Studien zur hitzebedingten Mortalität und Morbidität werden dabei sowohl Temperatur-Wirkungs-Beziehungen als auch Lag-Strukturen über Splines modelliert (Dang, 2019; Kriit, 2025).

Im AnKliMM-Projekt wurden daher Modelle mit unterschiedlichen Lag-Strukturen untersucht.

1. Das Basismodell Mo0 enthält ausschließlich:

- Langzeiteffekte
- saisonale Effekte
- Wochentageffekte

Explizite Temperaturvariablen wurden nicht berücksichtigt.

2. Das vollständiges Distributed-Lag-Modell Mo1 berücksichtigt zusätzlich zu den Variablen aus Mo0:

- aktuelle Tagesmitteltemperatur,
- Temperaturen der zurückliegenden sechs Tage.

Sämtliche Temperaturvariablen wurden mittels B-Splines modelliert.

3. Das reduzierte Distributed-Lag-Modell Mo2 entspricht im wesentlichen Mo1, beschränkt sich bei den Temperaturen jedoch auf:

- aktuelle Tagesmitteltemperatur,
- Vortagestemperatur.

Dieses Modell basiert auf der Annahme, dass der wesentliche Temperatureffekt innerhalb der ersten beiden Tage auftritt. Diese Annahme steht im Einklang mit den Ergebnissen von Tong, 2012 und Kriit, 2025.

Konditionale und unbedingte Poisson-Modelle wurden mehrfach vergleichend untersucht (Armstrong, 2014). In der Literatur werden beide Ansätze mit in der Regel vergleichbaren Schätzungen für Umwelt- und Temperatureffekte herangezogen

Anders als bei den konditionierten Poisson-Modellen, bei denen die Autokorrelation der Verlaufskurven über die Angabe der Panelstruktur in den Modellschätzungen berücksichtigt wird, ist bei den nicht-konditionalen Poisson-Modellen darauf zu achten, dass die Autokorrelation über die erklärenden Variablen hinreichend kontrolliert wird, so dass die Residuen der Regression nicht mehr autokorrelieren. Dies geschieht durch die zeitabhängige Temperaturvariable sowie durch direkte Zeitvariable für etwaige saisonale oder Langzeiteffekte.

Beide Modellklassen wurden im AnKliMM-Projekt parallel verwendet, um die Robustheit der Ergebnisse zu prüfen.

4.2 Auswertungsstrategie

Für alle Analysen wurden tagesbezogene Fallzahlen verwendet. Diese Vorgehensweise orientiert sich an aktuellen Studien zur hitzebedingten Mortalität und Morbidität. Frühere Untersuchungen konnten kurzzeitige Hitzeeffekte bei aggregierten Wochenwerten teilweise nicht nachweisen, während sie bei täglicher Auflösung deutlich sichtbar wurden (Green, 2012; Michelozzi, 2010; an der Heiden, 2025b).

Als primärer Temperaturindikator wurde die Tagesmitteltemperatur verwendet. Die Entscheidung hierfür basiert auf der ganzjährigen Betrachtung des Beobachtungszeitraums. Im Gegensatz zur Tageshöchsttemperatur erlaubt die Tagesmitteltemperatur eine einheitliche Modellierung sowohl von Hitze- als auch von Kälteeffekten. Zusätzliche Indikatoren für Hitzewellen wurden ergänzend betrachtet, fanden aber keinen Eingang in die Modelle.

Die Modelle sind hierarchisch angeordnet, d. h. ein niederparametrisches Modell ergibt sich unmittelbar durch das Weglassen einiger Regressoren des höherparametrischen Modells. Daher kann für die Modellvergleiche der Likelihood-Ratio-Test herangezogen werden:

Sei M1 das höher-parametrische Modell, M0 das Modell mit weniger Regressoren. Die Differenz der Freiheitsgrade sei ddf . Für den Modellvergleich wird ein 5 % - Signifikanzniveau angesetzt. Das Modell M0 ist dann (statistisch signifikant) besser, falls

$$-2 * (\text{loglikelihood}_{M1} - \text{loglikelihood}_{M0}) > \chi^2_{ddf; 0,95}$$

Hierüber wurde geprüft, ob die Aufnahme temperaturbezogener Variablen die Modellanpassung im Vergleich zu einem Modell ohne Temperaturinformationen signifikant verbessert.

5 Deskription

5.1 Deskription Falldaten

Im Beobachtungszeitraum von 2018 bis 2024 wurden insgesamt 16.628 stationäre Fälle mit einer der vier definierten Hauptdiagnosen registriert. Rund drei Viertel dieser Krankenhausaufnahmen waren als Notfallaufnahmen codiert. Dies verdeutlicht, dass die untersuchten Diagnosen überwiegend mit akutem Behandlungsbedarf verbunden sind und nur in begrenztem Umfang auf planbaren stationären Aufnahmen beruhen.

Die Fallzahlen verteilen sich dabei unterschiedlich auf die vier untersuchten Hauptdiagnosen. Tabelle 5.1 gibt einen Überblick über die absolute Häufigkeit sowie den Anteil an allen sowie an stationären Notfällen.

Tabelle 5.1: Fallzahlen der Zieldiagnosen

	Als Haupt- diagnose	Davon codierter Notfall (%)	Anteil (%) an allen Fällen bzw. an allen Notfällen
Frühgeburt (ICD-10 O60.1 , O60.3)	653	387 (59,3 %)	3,9 % / 3,1 %
Vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42)	4883	2212 (45,3 %)	29,4 % / 17,7 %
Akutes Nierenversagen (ICD-10 N17)	3523	2852 (81,0 %)	21,2 % / 22,8 %
Dehydratation / Volumenmangel (ICD-10 E86)	7569	7052 (93,2 %)	45,5 % / 56,4 %
Summe	16.628	12.503 (75,2 %)	

Eine differenzierte Betrachtung der Fälle nach Hauptdiagnose, Untersuchungsregion und Abrechnungsjahr erfolgt in den nachfolgenden Abschnitten. Hierdurch sollen sowohl räumliche als auch zeitliche Muster der beobachteten Morbidität dargestellt werden.

5.2 Deskription einzelne Diagnosen

5.2.1 Hauptdiagnose Dehydratation

Mit insgesamt den höchsten Fallzahlen nimmt die Diagnose Dehydratation (E86) unter den vier untersuchten Hauptdiagnosen eine besondere Stellung ein. Die Fälle betreffen vor allem die von älteren Patienten, weibliche Fälle sind zahlenmäßig häufiger (Tabelle 5.2):

Tabelle 5.2: Fallzahlen Dehydratation; Verteilung nach Altersgruppe und Geschlecht

		Bis unter 18 Jahre	18 bis unter 65 Jahre	65 bis unter 85 Jahre	85 Jahre und älter	Gesamt (%)
alle Fälle	Männer	26	346	1529	809	2710 (35,8 %)
	Frauen	28	265	2094	2472	4859 (64,2 %)
	Gesamt (%)	54 (0,7 %)	611 (8,1 %)	3623 (47,9 %)	3281 (43,4 %)	7569 (100 %)
Not- Fälle	Männer	22	320	1434	767	2543 (36,1 %)
	Frauen	22	245	1922	2320	4509 (63,9 %)
	Gesamt (%)	44 (0,6 %)	565 (8,0 %)	3087 (43,8 %)	3087 (43,8 %)	7052 (100 %)

Die zeitliche Entwicklung der Hospitalisierungen sowie deren regionale Verteilung innerhalb des Untersuchungsgebietes sind in der folgenden Tabelle 5.3 zusammengefasst.

Tabelle 5.3: Fallzahlen Dehydratation; regionale und zeitliche Verteilung

	Braun- schweig	Stadt Hannover	Ehemaliger Landkreis Hannover	Übriges Gebiet	Summe (davon Notfälle in %)
2018	142	322	465	315	1244 (90,8 %)
2019	133	297	406	281	1117 (90,9 %)
2020	104	278	306	212	900 (93,7 %)
2021	124	228	369	265	986 (93,3 %)
2022	129	253	387	342	1111 (93,6 %)
2023	133	256	411	308	1108 (95,1 %)
2024	128	292	416	267	1103 (95,6 %)
Summe (davon Notfälle in %)	893 (92,6 %)	1926 (92,8 %)	2760 (94,0 %)	1990 (92,8 %)	7569 (93,2 %)

Regionale Unterschiede im Anteil der Notfallaufnahmen sind anhand der Randsummen nicht erkennbar. Demgegenüber ergibt sich über den Beobachtungszeitraum ein kontinuierlicher Anstieg des Notfallanteils. Lag dieser in den ersten beiden Jahren noch bei unter 91 %, stieg er in den Folgejahren zunächst auf über 93% an und erreichte in den Jahren 2023 und 2024 Werte von über 95%. Dies deutet auf eine zunehmende Dominanz akut behandlungsbedürftiger Fälle innerhalb der Diagnosegruppe hin.

Die insgesamt 7052 Notfallfälle verteilt auf die insgesamt 2557 Tage der betrachteten sieben Jahre bedeutet, dass täglich über das gesamte Untersuchungsgebiet durchschnittlich weniger als drei entsprechende Fälle aufgenommen wurden. Für die einzelnen Regionen sind es entsprechend weniger.

Neben der Beschränkung auf Notfallaufnahmen, die zu einer spezifischeren Falldefinition bei nur geringfügigem Verlust an Fallzahlen führt, erscheint auch eine Einschränkung auf erwachsene Patientinnen und Patienten sinnvoll. Hintergrund ist, dass Dehydratationen auch im Kindesalter regelmäßig auftreten und häufig anderen Ursachen als hitzebedingten Belastungen zuzuschreiben sind⁶. Durch die Beschränkung auf Erwachsene reduziert sich die Datengrundlage lediglich um 44 und bleibt mit 7.008 verbleibenden Fällen für die weiteren Analysen weiterhin sehr robust.

Eine Analyse des Merkmals „stationäre Pflegeheimbetreuung“ (Tabelle 5.4) weist einen etwa 25 % Anteil der verbleibenden Fälle an Bewohner:innen stationärer Pflegeeinrichtungen aus. Pflegebedürftige Personen stellen somit einen wesentlichen Anteil der betrachteten Fallpopulation dar. Da Pflegebedürftige als besonders empfindlich gegenüber Hitzebelastungen gelten, ist diese Personengruppe für die Fragestellungen des AnKliMM-Projekts von besonderem Interesse.

Tabelle 5.4: Altersverteilung / Pflegeheimstatus nur Notfälle (von Erwachsenen)

Fälle von	18 – 59 Jahre	60 – 84 Jahre	85 Jahre und älter	alle
Pflegeheimbewohner	179	919	616	1714
Übrige Patienten	386	2437	2471	5294
Anteil an allen Fällen	8,1 %	47,9 %	42,9 %	100 %
Anteil der Pflegeheimbewohner (in der Altersgruppe)	31,7 %	27,4 %	20,0 %	24,5 %

⁶ Fälle von Dehydratation bei Neugeborenen (ICD-10 P74.1) sind ohnehin ausgeschlossen

Der zunächst kontraintuitiv wirkende Befund eines sinkenden Anteils von Pflegeheimbewohner:innen in den höheren Altersgruppen erklärt sich aus der gewählten Bezugsgröße. Die Prozentwerte beziehen sich nicht auf alle Personen der jeweiligen Altersklasse, sondern ausschließlich auf die stationär behandelten Fälle mit der Hauptdiagnose Dehydratation. Die Verteilung spiegelt daher Unterschiede innerhalb der Fallpopulation wider und nicht die tatsächliche Pflegeheimprävalenz der jeweiligen Altersgruppen. Aus den Daten kann folglich nicht abgeleitet werden, dass mit zunehmendem Alter weniger Menschen in stationären Pflegeeinrichtungen leben. Vielmehr zeigt sich, dass unter den wegen Dehydratation hospitalisierten Personen der relative Anteil von Pflegeheimbewohner:innen in den höchsten Altersgruppen geringer ausfällt als in den jüngeren Altersgruppen der betrachteten Fallpopulation.

5.2.2 Hauptdiagnose Akutes Nierenversagen

Für Akutes Nierenversagen (als Hauptdiagnose!) liegen deutlich weniger Fälle vor als für die Hauptdiagnose Dehydratation. Im Vergleich zu den Dehydratationsfällen ist der Anteil bei Männern höher; insbesondere treten in der Altersgruppe der Erwachsenen bis unter 65 Jahre deutlich mehr Fälle auf (Tabelle 5.5). Frauen sind zahlenmäßig zwar in der Gruppe der über 85-Jährigen stärker vertreten, doch dies ist wahrscheinlich dem höheren Frauenanteil bei den über 85-Jährigen in der Bevölkerung geschuldet.⁷

Tabelle 5.5: Fallzahlen Akute Niereninsuffizienz; Verteilung nach Altersgruppe und Geschlecht

		Bis unter 18 Jahre	18 bis unter 65 Jahre	65 bis unter 85 Jahre	85 Jahre und älter	Gesamt (%)
alle Fälle	Männer	3	437	1125	304	1869 (53,1 %)
	Frauen	13	247	896	498	1654 (46,9 %)
	Gesamt (%)	16 (0,5 %)	684 (19,4 %)	2021 (57,4 %)	802 (22,8 %)	3523 (100 %)
Not- Fälle	Männer	1	334	909	256	1500 (52,6 %)
	Frauen	7	183	733	429	1352 (47,4 %)
	Gesamt (%)	8 (0,3 %)	517 (18,1 %)	1642 (57,6 %)	685 (24,0 %)	2852 (100 %)

Analog zu Tabelle 5.3 veranschaulicht die Tabelle 5.6 die regionale und zeitliche Verteilung.

Tabelle 5.6: Fallzahlen Akutes Nierenversagen; regionale und zeitliche Verteilung

	Braun- schweig	Stadt Hannover	Ehemaliger Landkreis Hannover	Übriges Gebiet	Summe (davon Notfälle in %)
2018	79	201	243	157	680 (79,0 %)
2019	66	208	207	143	624 (77,9 %)
2020	90	157	196	105	548 (79,6 %)
2021	61	148	122	107	438 (80,8 %)
2022	78	128	144	128	478 (85,6 %)
2023	51	114	128	66	359 (86,6 %)
2024	52	121	144	78	396 (80,6 %)
Summe (davon Notfälle in %)	477 (75,3 %)	1077 (80,9 %)	1184 (82,2 %)	785 (82,7 %)	3523 (81,0 %)

⁷ Gemäß der Onlinedatenbank des Landesamtes für Statistik Niedersachsen „LSN-Online – Regionaldatenbank“ (<https://www1.nls.niedersachsen.de/statistik/default.asp>; Abruf 21.07.2026) betrug der Bevölkerungsstand 2022 für die über 85-Jährigen bei 264.230 Personen, davon 173.142 weiblich (Anteilswert 65,5 %).

Nach Beschränkung auf Notfallaufnahmen und Ausschluss der acht minderjährigen Fälle verbleiben 2.852 Fälle mit akutem Nierenversagen für die weiteren Analysen. Von diesen wurde etwa ein Viertel zum Zeitpunkt der Aufnahme in einer stationären Pflegeeinrichtung betreut (Tabelle 5.7):

Tabelle 5.7: Altersverteilung / Pflegeheimstatus nur Notfälle (von Erwachsenen)

Fälle von	18 – 59 Jahre	60 – 84 Jahre	85 und älter	alle
Pflegeheimbewohner	125	382	69	576
Übrige Patienten	392	1260	616	2268
Anteil der Pflegeheimbewohner (in der Altersgruppe)	24,2 %	23,3 %	10,1 %	24,5 %
Anteil der Altersgruppe an allen Fällen	18,2 %	57,7 %	24,1 %	2844 = 100 %

Die Anteilswerte unterscheiden sich deutlich zu denen bei der Dehydratation. Insbesondere fällt das Gewicht der über 85-Jährigen deutlich geringer aus.

5.2.3 Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung

Mit der Hauptdiagnose „Vorzeitiger Blasensprung“ (O42) wurden im Beobachtungszeitraum 2018 bis 2024 insgesamt 4.883 Frauen stationär behandelt (Tabelle 5.8). Dies entspricht durchschnittlich rund 700 Fällen pro Jahr. Das Altersspektrum ist im Vergleich zu den beiden vorherigen Diagnosen nahe liegender Weise komplett verschieden, auch traten weniger Notfallaufnahmen auf.

Tabelle 5.8: Fallzahlen vorzeitiger Blasensprung; Verteilung nach Altersgruppe

	Bis unter 18 Jahre	18 bis unter 28 Jahre	28 bis unter 38 Jahre	38 Jahre und älter	Gesamt (%)
Alle Fälle	33 (0,7 %)	1592 (32,6 %)	2846 (58,3 %)	412 (8,4 %)	4883 (100 %)
Notfälle	14 (0,6 %)	737 (33,3 %)	1286 (58,1 %)	175 (7,9 %)	2212 (100 %)

Die jährlichen Fallzahlen schwankten innerhalb der Untersuchungsregion zwischen etwa 600 und 800 stationären Behandlungsfällen, ohne dass hierbei außergewöhnlich starke Ausschläge erkennbar wären. Die regionale und zeitliche Verteilung ist der folgenden Tabelle 5.9 zu entnehmen.

Tabelle 5.9: Fallzahlen vorzeitiger Blasensprung; regionale und zeitliche Verteilung

	Braun-schweig	Stadt Hannover	Ehemaliger Landkreis Hannover	Übriges Gebiet	Summe (davon Notfälle in %)
2018	93	229	253	126	701 (40,5 %)
2019	72	223	261	88	644 (43,5 %)
2020	71	233	259	119	682 (47,8 %)
2021	89	169	223	117	598 (41,5 %)
2022	97	212	245	136	690 (42,9 %)
2023	101	311	268	122	802 (49,4 %)
2024	88	245	264	169	766 (49,9 %)
Summe (davon Notfälle in %)	611 (26,4 %)	1622 (52,2 %)	1773 (53,8 %)	877 (30,4 %)	4883 (45,3 %)

Im Vergleich zu den Diagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen zeigen sich bei O42 deutlich stärkere regionale und zeitliche Schwankungen der Fallzahlen. So nahm die Zahl der stationären Behandlungen in der Stadt Hannover von 169 Fällen im Jahr 2021 auf 311 Fälle im Jahr 2023 zu, was nahezu einer Verdopplung entspricht. Die beobachteten Unterschiede übersteigen die bei den übrigen Diagnosegruppen festgestellten jährlichen Schwankungen und deuten auf zusätzliche Einflussfaktoren hin, beispielsweise Veränderungen der Geburtenzahlen, der Einweisungspraxis oder der Codierung.

Zusammenfassend wird bei dieser Hauptdiagnose auf eine weitere Differenzierung zwischen Notfall- und sonstigen Aufnahmen verzichtet. Zwar würde eine Beschränkung auf Notfallpatientinnen zu einer spezifischeren Falldefinition führen, gleichzeitig jedoch die Fallzahl erheblich reduzieren: Die Zahl der für die weiteren Analysen verfügbaren Fälle würde von 4.883 auf lediglich 2.212 sinken. Vor dem Hintergrund der ohnehin vergleichsweise geringen Fallzahlen erscheint dies nicht zweckmäßig.

5.2.4 Hauptdiagnose Frühgeburt

Eine Frühgeburt ist nur dann als Hauptdiagnose zu codieren, wenn keine Ursachen für die Frühgeburt bekannt sind, ansonsten ist sie als Nebendiagnose anzugeben.⁸ Dies könnte die geringe Fallzahl im vorliegenden Datensatz erklären. Insgesamt wurden im Beobachtungszeitraum 2018 bis 2024 lediglich 653 stationäre Fälle mit der Hauptdiagnose „Frühgeburt“ identifiziert (Tabelle 5.10). Damit weist diese Diagnosegruppe die mit Abstand geringste Fallzahl aller untersuchten Diagnosen auf.

Tabelle 5.10: Fallzahlen Frühgeburt; Verteilung nach Altersgruppe

	Bis unter 18 Jahre	18 bis unter 28 Jahre	28 bis unter 38 Jahre	38 Jahre und älter	Gesamt (%)
Alle Fälle	6 (0,9 %)	210 (32,2 %)	359 (55,0 %)	78 (11,9 %)	653 (100 %)
Notfälle	4 (1,0 %)	120 (31,0 %)	207 (53,5 %)	56 (14,5 %)	387 (100 %)

Bei den über 38-Jährigen liegt der Anteilswert der Notfälle bei 71,8 % (56 der insgesamt 78 Fälle) und damit etwas höher als für die anderen Altersgruppen.

Auffällig ist zudem ein rückläufiger Trend über die Jahre (Tabelle 5.11):

Tabelle 5.11: Fallzahlen Frühgeburt; regionale und zeitliche Verteilung

	Braun- schweig	Stadt Hannover	Ehemaliger Landkreis Hannover	Übriges Gebiet	Summe (davon Notfälle in %)
2018	11	24	49	19	103 (65,0 %)
2019	9	44	33	23	109 (48,6 %)
2020	6	45	41	30	122 (56,6 %)
2021	9	38	29	15	91 (64,8 %)
2022	7	22	37	14	80 (66,3 %)
2023	10	16	26	16	68 (57,4 %)
2024	5	21	41	13	80 (58,8 %)
Summe (davon Notfälle in %)	57 (49,1 %)	210 (61,4 %)	256 (67,6 %)	130 (43,8 %)	653 (59,3 %)

⁸ <https://www.medcontroller.de/katalog/dkr-2008/2008-15-schwangerschaft-geburt-und-wochenbett/2008-1519e-fruehgeburt-vorzeitige-wehen-und-frustrane-kontraktionen/>

Während in den Jahren 2018 bis 2020 noch ein Median von 109 Fällen und ein Mittelwert von 112 Fällen pro Jahr beobachtet wurden, lagen die entsprechenden Werte in den Jahren 2022 bis 2024 nur noch bei 80 beziehungsweise 76 Fällen pro Jahr. Die Fallzahlen gingen damit gegenüber dem Beginn des Beobachtungszeitraums deutlich zurück.

Auffällig ist zudem ein im Zeitverlauf zunehmendes Verhältnis der Fallzahlen für „vorzeitigen Blasensprung“ (O42) zu den Fallzahlen für „Frühgeburt“ (O60.1/O60.3), wie er sich aus den Randsummen der Tabellen 5.9 und 5.11 ergibt. Während sich dieses Verhältnis in den ersten vier Beobachtungsjahren zwischen 5,9 und 6,8 bewegte, lag es in den letzten drei Jahren zwischen 7,7 und 11,8. Dieser Befund steht im Einklang mit den bereits beschriebenen gegenläufigen Trends beider Diagnosen: Während die Fallzahlen für O42 tendenziell zunahmen, gingen die Fallzahlen für Frühgeburten im Beobachtungszeitraum zurück.

Auch regional zeigen sich Unterschiede: Besonders auffällig ist die Region Braunschweig mit einem Verhältnis von 10,7. Demgegenüber liegen die Werte der übrigen drei regionalen Einheiten mit Verhältnissen zwischen 6,7 und 7,7 vergleichsweise eng beieinander. Dies deutet darauf hin, dass die gegenläufige Entwicklung von O42 und O60 regional unterschiedlich ausgeprägt sein kann.

Eine Beschränkung der Analysen auf Notfallaufnahmen würde die Fallzahl von Frühgeburten auf lediglich 387 Fälle reduzieren und damit die statistische Aussagekraft der nachfolgenden Modellierungen erheblich einschränken. Aus diesem Grund wird bei den Analysen zum Temperatureinfluss nicht zwischen Notfall- und sonstigen stationären Aufnahmen differenziert. Analog zu den übrigen Diagnosen werden jedoch die wenigen minderjährigen Patientinnen (n = 6) aus den Analysen ausgeschlossen.

Die für O42 und O60 beobachteten gegenläufigen Trends lassen sich weder durch die Entwicklung der Lebendgeborenenzahlen noch durch einzelne Hitzejahre unmittelbar erklären. Neben möglichen klimatischen Einflüssen erscheinen daher auch Veränderungen der geburtshilflichen Versorgung, der Diagnosestellung oder der Codierungspraxis als potenzielle Ursachen der beobachteten Entwicklung. Vor diesem Hintergrund sind die nachfolgenden modellgestützten Analysen erforderlich, um mögliche Temperaturzusammenhänge von langfristigen zeitlichen Trends zu unterscheiden.

5.3 Temperaturdaten

Die Erweiterung des Untersuchungszeitraums dient unter anderem dazu, mehrere Hitzeperioden unterschiedlicher Intensität in die Analysen einzubeziehen und dadurch die statistische Aussagekraft der Modellierungen zu erhöhen. Verschiedene Temperaturindikatoren für die meteorologischen Sommermonate Juni bis August sind in Tabelle 5.12 zusammengefasst.

Im Beobachtungszeitraum wurden insgesamt 83 Hitzetage mit einer Tageshöchsttemperatur von mehr als 30 °C registriert. Die Jahre 2018, 2019 und 2022 wiesen dabei die höchste Anzahl an Hitzetagen auf. Entsprechend häufig traten in diesen Jahren auch sogenannte Sommertage mit einer Tageshöchsttemperatur von mehr als 25 °C auf.

Die Mehrzahl der Tage mit einer Tagesmitteltemperatur von mehr als 20 °C waren zugleich Sommertage. Insgesamt 95,4 % dieser Tage überschritten auch die Schwelle von 25 °C Tageshöchsttemperatur. Gleichzeitig zeigen die Daten, dass beide Temperaturindikatoren nicht vollständig deckungsgleich sind: So gab es 83 Tage mit einer Tageshöchsttemperatur von mehr als 25 °C, aber einer Tagesmitteltemperatur von weniger als 20 °C. Umgekehrt wurden zehn Tage registriert, an denen die Tagesmitteltemperatur oberhalb von 20 °C lag, ohne dass die Tageshöchsttemperatur 25 °C erreichte.

Tropische Nächte mit einer Mindesttemperatur von mindestens 20 °C über den gesamten Nachtzeitraum traten im Untersuchungsgebiet insgesamt lediglich sechsmal auf. Da es sich hierbei weiterhin um ein seltenes Ereignis handelt und in den Jahren 2022 bis 2024 keine tropischen Nächte beobachtet wurden, wird dieser Indikator in den weiteren Analysen nicht berücksichtigt.

Auf eine Hitzewelle mit durchgängigen Tageshöchsttemperatur von mehr als 30 °C über mindestens drei Tage entfielen 40 der insgesamt 83 Hitzetage auf Hitzewelleneignisse. Mit der etwas milderen Festlegung einer Hitzewelle nach Kysely (vgl. Kapitel 3.3), die zu längeren Hitzeperiode führt, fallen insgesamt 47 Hitzewellentagen bzw. Kysely-Tage an. Für die vorliegende Fragestellung erscheint dieser Ansatz geeignet, länger anhaltende Hitzeexpositionen realistischer abzubilden.

Die verschiedenen Temperatur- und Hitzewellenindikatoren bilden damit unterschiedliche Aspekte sommerlicher Wärmebelastung ab.

Tabelle 5.12: Hitzeindikatoren der Monate Juni, Juli und August – Wetterstation Hannover-Langenhagen; die drei höchsten Werte der jeweiligen Hitzeindikatoren sind fett unterlegt

	#Sommer- tage	# Tage > 20 ° Durch- schnitts- temperatur	#Hitze- tage	#Hitzewellen- tage (nach Kysely)	Durch- schnittliche Tages- maximal- temperatur	Durch- schnittliche Tagesdurch- schnitts- temperatur
2018	52	38	19	13	25,7 °	19,6 °
2019	50	40	19	10	25,7 °	19,7 °
2020	35	25	11	9	24,3 °	18,7 °
2021	34	21	3	4	23,5 °	18,4 °
2022	47	35	19	11	25,8 °	19,3 °
2023	42	30	5	0	24,2 °	18,6 °
2024	31	29	7	0	23,5 °	18,5 °
Median	42	30	11	9	24,3 °	18,7 °

Unabhängig vom jeweils zugrunde gelegten Hitze-Indikator erwiesen sich die Jahre 2018, 2019 und 2022 als die drei heißesten Sommer des Beobachtungszeitraums. Sowohl die Anzahl der Hitzetage und Sommertage als auch die verschiedenen Hitzewellenindikatoren weisen diese Jahre übereinstimmend als die ausgeprägtesten Hitzesommer aus.

5.4 Fälle an warmen Tagen

Einen ersten deskriptiven Eindruck möglicher Temperaturzusammenhänge vermittelt die in Tabelle 5.13 dargestellte Gegenüberstellung der Hospitalisierungen an Tagen mit erhöhter Temperaturbelastung gegenüber allen Tagen. Hierzu wird betrachtet, wie viele Fälle an den insgesamt 252 Tagen⁹ mit einer Tagesmitteltemperatur von mehr als 20 °C stationär aufgenommen wurden.

Die letzte Spalte enthält ein deskriptives Maß für die relative Erhöhung der Häufigkeit von Hospitalisierungen an Tagen mit einer Tagesmitteltemperatur von mehr als 20 °C. Hierzu wird der Anteil der an diesen Tagen beobachteten Fälle ins Verhältnis zum Anteil dieser Tage an allen Beobachtungstagen gesetzt. Werte oberhalb von 1 bei diesem Quotienten zweier Anteilswerte weisen darauf hin, dass die jeweilige Diagnose an warmen Tagen überproportional häufig auftritt.

⁹ Von insgesamt 2557 Tagen (= 9,9 %)

Tabelle 5.13: Fallzahlen in den Tagen mit mehr als 20° C Durchschnittstemperatur; Anteil

	Einweisungen bei über 20 °	Anteil an allen Einweisungen	Anteil / 9,9 %
Frühgeburt (ICD-10 O60.1 & O60.3)	82	12,6 %	1,27
vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42)	501	10,3 %	1,04
akutes Nierenversagen (ICD-10 N17)	419	11,9 %	1,20
Dehydratation / Volumenmangel (ICD-10 E86)	1158	15,3 %	1,55
Summe	2160	13,0 %	1,31

Entsprechend sind die beiden folgenden Tabellen (Tabellen 5.14 und 5.15) für die Einweisungen an den Hitzetagen bzw. den Kysely-Tagen aufgebaut. Diese Tage weisen stärkere Wärmebelastungen auf als normale Sommertage oder auch die Tage mit Durchschnittstemperaturen jenseits der 20 ° C Marke. Entsprechend seltener sind sie (vgl. Tabelle 5.12).

Es kam im Beobachtungszeitraum nur zu insgesamt 93 Hitzetagen – dies entspricht 3,6 % aller Tage - bzw. zu insgesamt 47 Kysely-Tagen (Anteil an allen Tagen von 1,8 %).

Mit diesen beiden einschränkender Definitionen eines warmen Tages fällt der Quotient zwischen den durchschnittlichen stationären Aufnahmen an einem warmen Tag und der durchschnittlichen täglichen Fallzahl über die Beobachtungsphase für Dehydratation sowie akutes Nierenversagen noch deutlicher aus (vgl. Tabellen 5.13 – 5.15). Bei Frühgeburt und beim vorzeitigen Blasensprung ist hingegen kein Anstieg bei diesem Quotienten zu erkennen.

Tabelle 5.14: Fallzahlen an Hitzetagen; Anteil

	Einweisungen an Hitzetagen	Anteil an allen Einweisungen	Anteil / 3,6 %
Frühgeburt (ICD-10 O60.1 & O60.3)	26	4,0 %	1,27
vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42)	175	3,6 %	1,10
Akutes Nierenversagen (ICD-10 N17)	181	5,1 %	1,42
Dehydratation / Volumenmangel (ICD-10 E86)	520	6,9 %	1,89
Summe	902	5,4 %	1,49

Tabelle 5.15: Fallzahlen an Tagen einer Hitzewelle (nach Kysely); Anteil

	Einweisungen an Kysely-Tagen	Anteil an allen Einweisungen	Anteil / 1,8 %
Frühgeburt (ICD-10 O60.1 & O60.3)	15	2,3 %	1,26
vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42)	83	1,7 %	0,93
Akutes Nierenversagen (ICD-10 N17)	107	3,0 %	1,66
Dehydratation / Volumenmangel (ICD-10 E86)	297	3,9 %	2,14
Summe	502	3,0 %	1,65

Nach diesem einfachen Indikator zeigen sich die stärksten Hinweise auf einen möglichen Temperatureffekt für die Diagnose Dehydratation. Für diese Diagnose wäre daher auch in den nachfolgenden modellgestützten Analysen ein Zusammenhang mit erhöhten Temperaturen zu erwarten. Demgegenüber tritt die Diagnose vorzeitiger Blasensprung (O42) an Tagen mit einer

Tagesmitteltemperatur von über 20 °C nur geringfügig häufiger auf als aufgrund der Zahl dieser Tage zu erwarten wäre. Die deskriptiven Befunde liefern somit zunächst nur schwache Hinweise auf einen möglichen Zusammenhang zwischen dieser Diagnose und erhöhten Temperaturen.

Zu berücksichtigen ist allerdings, dass diese Auswertung weder zeitliche Trends noch weitere Einflussfaktoren berücksichtigt. Die dargestellten Kennzahlen können daher lediglich als erste Orientierung dienen und erlauben keine Aussage über die statistische Signifikanz oder die Stärke eines tatsächlichen Temperatureffekts. Die abschließende Bewertung erfolgt erst auf Grundlage der nachfolgenden multivariablen Poisson-Modelle.

6 Erste Modellklasse: Konditionale Poisson-Modelle

Das methodische Vorgehen zur Modellierung mittels konditionaler Poisson-Regression wurde bereits in Kapitel 4.1 beschrieben. Sofern im Folgenden von Fällen gesprochen wird, sind jeweils die in Kapitel 5 definierten Analysepopulationen gemeint. Für die Diagnose Dehydratation umfasst dies beispielsweise ausschließlich stationäre Notfallaufnahmen von erwachsenen Patientinnen und Patienten.

Analog zum Bericht der Pilotphase (Hoopmann, 2026) fassen die Tabellen in den Kapiteln 6.1 und 6.2 die für die Fragestellung relevanten Effektschätzer der Temperaturvariablen zusammen. Die Ergebnisse werden sowohl für die Gesamtpopulation als auch für ausgewählte Untergruppen dargestellt, die anhand von Alter und stationärer Pflegeheimbetreuung definiert wurden.

Zusätzlich wird für jedes Modell der Überdispersionsparameter ausgewiesen. Werte deutlich oberhalb von 1 weisen darauf hin, dass die beobachtete Varianz die unter der Poisson-Annahme erwartete Varianz übersteigt und die Poisson-Verteilung die Daten nur eingeschränkt beschreibt. Die Prüfung der Überdispersion dient daher der Beurteilung, ob die gewählte Modell- und Verteilungsannahme angemessen ist (Armstrong, 2014).

Die Effektschätzungen der Kovariaten *Wochentag* und *Quartal* werden nicht gesondert dargestellt. Diese Variablen wurden ausschließlich aufgenommen, um systematische zeitliche Schwankungen der Fallzahlen zu berücksichtigen und die Schätzung der Temperatureffekte zu stabilisieren. Da sie nicht Gegenstand der eigentlichen Forschungsfragen sind, wird auf eine tabellarische Darstellung ihrer Regressionskoeffizienten verzichtet.

6.1 Hauptdiagnose Dehydratation oder akutes Nierenversagen

Bei der gemeinsamen Betrachtung der Hauptdiagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen zeigen sich deutliche Zusammenhänge mit erhöhten Temperaturen. Für die Gesamtpopulation ergibt sich ein Inzidenzratenverhältnis (IRR) von 1,14 (Tabelle 6.1). Dies bedeutet, dass die erwartete Zahl der Hospitalisierungen bei Temperaturen oberhalb von 20 °C mit jedem zusätzlichen Grad Celsius um etwa 14 % ansteigt. Der Zusammenhang ist statistisch hochsignifikant ($p < 0,001$).

Tabelle 6.1: Konditionale Poisson-Modelle für Akutes Nierenversagen oder Dehydratation; erklärende Variablen: Temperatur > 20 Grad (Effekt Hitze), Temperatur < 20 Grad (Effekt Kälte), Wochentag, Quartal. Panel-Variable: Kombination Jahr x „Region“.

Akutes Nierenversagen / Dehydratation (nur Notfälle, keine Kinder)				
Betrachtete Population	Alle Fälle	Nur über 85-Jährigen	Nur Pflegeheimbewohner	Nur über 85-jährige Pflegeheimbewohner
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	1,14 ($< 0,001$)	1,10 ($< 0,001$)	1,19 ($< 0,001$)	1,15 ($< 0,001$)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	0,99 ($< 0,001$)	0,99 ($< 0,029$)	0,99 ($< 0,004$)	0,97 ($< 0,003$)
Überdispersion	1,04	1,02	1,00	0,98

Die beiden linear modellierten Effekte (auf logarithmierte Fallzahl) lassen sich schematisch vereinfachend wie in Abbildung 6.1 darstellen.

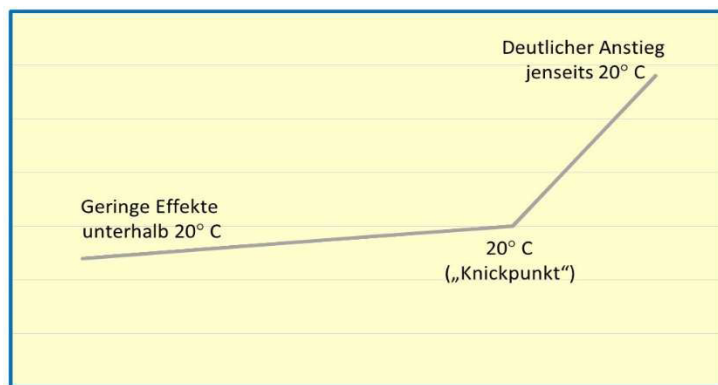


Abbildung 6.1: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Schematische Darstellung: Relativer Anstieg der stationären Aufnahmen in Abhängigkeit der Außentemperatur.

Anders als in der ebenfalls schematischen Abbildung 2.2 lässt sich für Dehydratation und akute Niereninsuffizienz kein eigentlicher Kälteeffekt nachweisen. Stattdessen ist auch unterhalb der 20-Grad-Marke ein leichter Anstieg der Aufnahmen mit steigender Temperatur zu beobachten. Oberhalb von 20 °C fällt dieser Anstieg jedoch deutlich steiler aus.

Aus Tabelle 6.1 geht zudem hervor, dass der Hitzeeffekt bei Pflegeheimbewohnern um etwa fünf Prozentpunkte stärker ausgeprägt ist als in der Gesamtgruppe.

Der für Temperaturen unterhalb von 20 °C beobachtete Effekt ist zwar statistisch signifikant, das IRR liegt jedoch nur geringfügig unter 1. Damit steigt das Risiko mit zunehmender Kälte nicht an, sondern nimmt sogar leicht ab. Dieser Befund kann daher eher als ein „gemäßigter Hitzeeffekt“ interpretiert werden. Rechnerisch entspricht ein IRR von 0,99 einem Effekt von etwa 1,01 pro Temperaturanstieg um ein Grad Celsius. Während unterhalb von 20 °C somit lediglich ein schwacher Zusammenhang besteht, zeigen sich oberhalb dieser Schwelle deutlich stärkere Temperaturwirkungen.

Die Effektschätzungen für die gemeinsame Betrachtung beider Hauptdiagnosen liegen erwartungsgemäß zwischen den Ergebnissen der jeweiligen Einzeldiagnosen. Da die Fallzahlen für Dehydratation deutlich höher sind als für akute Niereninsuffizienz, liegen die Schätzwerte der kombinierten Analyse näher an den Ergebnissen für Dehydratation allein.

Für die Hauptdiagnose Dehydratation zeigen sich sogar noch stärkere Hitzeeffekte als in der gemeinsamen Analyse. Über alle Fälle hinweg beträgt das IRR 1,16. Demnach ist oberhalb der 20-Grad-Marke pro zusätzlichem Grad Celsius mit einer Zunahme der Fälle um 16 % zu rechnen ($p < 0,001$).

Tabelle 6.2: Konditionale Poisson-Modelle für Dehydratation; erklärende Variablen: Temperatur > 20 Grad (Effekt Hitze), Temperatur < 20 Grad (Effekt Kälte), Wochentag, Quartal. Panel-Variable: Kombination Jahr x „Region“.

Akutes Nierenversagen / Dehydratation (nur Notfälle, keine Kinder)				
Betrachtete Population	Alle Fälle	Nur über 85-Jährigen	Nur Pflegeheimbewohner	Nur über 85-jährige Pflegeheimbewohner
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	1,16 ($< 0,001$)	1,12 ($< 0,001$)	1,21 ($< 0,001$)	1,15 (0,001)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	0,99 ($< 0,001$)	0,99 (0,014)	0,98 (0,007)	0,97 (0,003)
Überdispersion	1,03	1,03	1,02	0,98

Aus Tabelle 6.2 geht hervor, dass der Temperatureffekt bei Patienten aus stationären Pflegeeinrichtungen etwas stärker ausgeprägt ist als in der Gesamtgruppe. Dieser Unterschied lässt sich nicht allein durch das höhere Alter der Pflegeheimbewohner erklären. Darauf weist die Analyse der über 85-Jährigen hin, in der ebenfalls ein stärkerer Temperatureffekt für Pflegeheimpatienten beobachtet wird.

Überraschend erscheint jedoch, dass der Hitzeeffekt bei den über 85-Jährigen insgesamt geringer ausfällt als in der Gesamtgruppe. Die Effektschätzungen der einzelnen Gruppen liegen allerdings insgesamt relativ nahe beieinander, sodass die Unterschiede nur begrenzt ausgeprägt sind. Hinweise auf eine Überdispersion ergeben sich nicht.

Für die Hauptdiagnose Akutes Nierenversagen (Tabelle 6.3) zeigen sich deutlich schwächere Hitzeeffekte als für die Dehydratation. In der Gruppe der über 85-Jährigen zudem keine statistische Signifikanz mehr erreicht. Dies dürfte jedoch zumindest teilweise auf die wesentlich geringeren Fallzahlen im Vergleich zur Dehydratation zurückzuführen sein und muss daher nicht zwingend auf einen fehlenden Zusammenhang hinweisen.

Auch hier sind die Hitzeeffekte bei Pflegeheimpatienten etwas höher, bei den über 85-jährigen niedriger, und auch hier zeigen sich keine Hinweise auf Überdispersion.

Tabelle 6.3: Konditionale Poisson-Modelle für Akutes Nierenversagen; erklärende Variablen: Temperatur > 20 Grad (Effekt Hitze), Temperatur < 20 Grad (Effekt Kälte), Wochentag, Quartal. Panel-Variable: Kombination Jahr x „Region“.

Akutes Nierenversagen / Dehydratation (nur Notfälle, keine Kinder)				
Betrachtete Population	Alle Fälle	Nur über 85-Jährigen	Nur Pflegeheimbewohner	Nur über 85-jährige Pflegeheimbewohner
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	1,08 ($< ,001$)	1,02 ($> 0,1$)	1,12 (,011)	1,08 ($> 0,1$)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	1,00 ($> 0,1$)	1,00 ($> 0,1$)	1,01 ($> 0,1$)	,99 ($> 0,1$)
Überdispersion	1,05	1,02	1,00	0,98

6.2 Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt

Für die Diagnosen „Vorzeitiger Blasensprung“ und „Frühgeburt“ entfallen die Auswertungen für Pflegeheimbewohner sowie für Personen im Alter von über 85 Jahren. Die Ergebnisse für die einzelnen Diagnosen und deren gemeinsame Betrachtung können daher in einer gemeinsamen Übersicht (Tabelle 6.4) dargestellt werden.

Die Analyse ermittelt keine Hinweise auf einen Zusammenhang zwischen Hitze und der Häufigkeit stationärer Aufnahmen aufgrund einer Frühgeburt und/oder eines vorzeitigen Blasensprungs. Die geschätzten Temperatureffekte erreichen keine statistische Signifikanz und sprechen somit gegen einen relevanten Einfluss hoher Temperaturen auf die Einweisungshäufigkeiten dieser Diagnosen.

Tabelle 6.4: Konditionale Poisson-Modelle für vorzeitigem Blasensprung oder Frühgeburt; erklärende Variablen: Temperatur > 20 Grad (Effekt Hitze), Temperatur < 20 Grad (Effekt Kälte), Wochentag, Quartal. Panel-Variable: Kombination Jahr x „Region“.

Blasensprung und/oder Frühgeburt (keine Minderjährigen)			
Hauptdiagnose	Vorzeitiger Blasensprung	Frühgeburt	Vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	0,97 (0,098)	1,01 (> 0,1)	0,98 (> 0,1)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	0,99 (< 0,01)	1,01 (> 0,1)	0,99 (0,018)
Überdispersion	1,01	0,98	1,01

Die Ergebnisse zum vorzeitigem Blasensprung (Tabelle 6.4) sind nach den ersten deskriptiven Analysen (vgl. Kapitel 5.4) nicht überraschend.

Für die Diagnose Frühgeburt wäre hingegen zumindest ein höherer Effektschätzer zu erwarten gewesen, selbst wenn dieser aufgrund der vergleichsweise geringen Fallzahlen keine statistische Signifikanz erreicht hätte.

Allerdings fehlt nicht nur die statistische Signifikanz, sondern auch die Effektschätzer selbst liefern keinen Hinweis auf einen relevanten Temperatureffekt. Die IRR-Werte liegen nahe bei 1 und lassen damit weder einen deutlichen Anstieg noch eine Abnahme des Risikos mit steigenden Temperaturen erkennen. Im Unterschied zu den Diagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen spricht daher nicht nur die geringere Fallzahl gegen einen gesicherten Zusammenhang, sondern auch die Größenordnung der geschätzten Effekte selbst.

7 Distributed-Lag-Modelle

Zur vertieften Untersuchung möglicher Temperaturwirkungen wurden neben den konditionalen Poisson-Modellen Distributed-Lag-Modelle eingesetzt. Diese Modellklasse ermöglicht die gleichzeitige Berücksichtigung der aktuellen Temperatur sowie mehrerer Vortagestemperaturen und erlaubt damit die Analyse zeitlich verzögerter Temperatureffekte. Zudem können durch splinebasierte Modellierungen nichtlineare Zusammenhänge zwischen Temperatur und Hospitalisierungshäufigkeit abgebildet werden.

Die Ergebnisse werden einerseits grafisch dargestellt, um die Anpassung der Modelle an die beobachteten Zeitreihen zu veranschaulichen. Andererseits erfolgt eine quantitative Bewertung anhand ausgewählter Modellkennzahlen, insbesondere des Pseudo- R^2 , der Likelihood-Ratio-Statistik sowie der Residualautokorrelation. Verglichen werden die in Kapitel 4.2 beschriebenen Modelle Mo0 (ohne explizite Temperaturvariablen), Mo1 (aktuelle Temperatur und sechs Vortagestemperaturen) sowie Mo2 (aktuelle Temperatur und eine Vortagestemperatur).

7.1 Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle (Dehydratation oder Akutes Nierenversagen)

Bereits die deskriptiven Auswertungen liefern Hinweise auf einen Zusammenhang zwischen Temperatur und Hospitalisierungshäufigkeit. Die Pearson-Korrelation zwischen den täglichen Fallzahlen und der Tagesmitteltemperatur beträgt $r = 0,214$ ($p < 0,001$). Auch die Temperaturen des Vor- und Vorvortages weisen positive Korrelationen mit den täglichen Fallzahlen auf (Tabelle 7.1). Gleichzeitig zeigt sich eine ausgeprägte Autokorrelation der Temperaturvariablen, da die Temperaturen benachbarter Tage erwartungsgemäß stark miteinander korrelieren.

Tabelle 7.1: Pearson-Korrelationen Fallzahlen und Tagestemperatur (p-Werte alle $< 0,001$):

	Gestrige Fallzahl	Temperatur	Vortagestemperatur	Vorvortagestemperatur
Fallzahl	0,1449	0,2140	0,1997	0,1748
Gestrige Fallzahl		0,1942	0,2135	0,1993
Temperatur			0,9425	0,8743
Vortagestemperatur				0,9425

Trennt man die Temperatur in die beiden Variablen Th_Kälte bzw. Th_Hitze, die jeweils die Grade unter- bzw. oberhalb der 20 Grad-Marke angeben, so ergeben sich (ebenfalls hochsignifikante) Korrelationen von $-0,1759$ bzw. $0,3416$ mit der täglichen Fallzahl. Besonders ausgeprägt ist die positive Korrelation mit dem Hitzeindikator (Temperatur oberhalb von 20°C), während sich für Temperaturen unterhalb dieses Schwellenwertes nur schwache Zusammenhänge zeigen. Dies spricht eher für einen monotonen Anstieg der Einweisungshäufigkeit mit zunehmender Temperatur als für einen U-förmigen Zusammenhang mit erhöhten Risiken sowohl bei Hitze als auch bei Kälte.

Das Basismodell Mo0 bildet saisonale und langfristige Schwankungen der Fallzahlen bereits teilweise ab. Die Anpassung bleibt jedoch insgesamt begrenzt (Pseudo- $R^2 = 0,032$), zudem weisen die Residuen weiterhin eine signifikante Autokorrelation auf. Dies deutet darauf hin, dass relevante zeitabhängige Einflussgrößen im Modell fehlen.

Durch die Aufnahme der Temperaturvariablen in Modell Mo1 verbessert sich die Modellanpassung deutlich. Das Pseudo- R^2 steigt auf $0,057$ und die Residualautokorrelation verschwindet praktisch

vollständig. Der Likelihood-Ratio-Test zeigt darüber hinaus, dass die zusätzlichen Temperaturvariablen die Modellgüte signifikant verbessern. Die beobachteten Daten sprechen somit für einen deutlichen Zusammenhang zwischen Temperatur und Hospitalisierungshäufigkeit in der zusammengefassten Diagnosegruppe.

Das vereinfachte Modell Mo2 erreicht bereits einen Großteil der durch Mo1 erzielten Verbesserung. Die Aufnahme weiterer Vortagestemperaturen führt jedoch zu einer statistisch signifikanten zusätzlichen Verbesserung der Modellgüte. Dies deutet darauf hin, dass Temperaturwirkungen über den aktuellen Tag und den Vortag hinaus bestehen, auch wenn ihr zusätzlicher Beitrag vergleichsweise moderat ausfällt.

Die Ergebnisse der Modellvergleiche sind in Tabelle 7.2 zusammengefasst.

Tabelle 7.2: Modellübersicht „Niere“

Modell (df)	Pseudo-R2	LR-Test (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich
Mo0 (12)	0,0318	351,59 ($p < .0001$)	0,0846 ($< 0,0001$)	
Mo1 (47)	0,0570	628,89 ($p < .0001$)	-0,0164 ($> 0,1$)	Mo1 vs Mo0: LR-Diff: 277,3 $> \chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0522	575,93 ($p < .0001$)	-0,0099 ($> 0,1$)	Mo2 vs Mo0: LR-Diff: 224,34 $> \chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo2 vs Mo1 : LR-Diff: 52,96 $> \chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Insgesamt sprechen alle Modellvergleiche für einen relevanten Beitrag der Temperaturvariablen zur Erklärung der Hospitalisierungshäufigkeit bei Dehydratation und akutem Nierenversagen.

Das Modell ohne Temperaturvariablen liefert folgende Schätzungen für die gesamte Beobachtungsperiode (Abbildung 7.1):

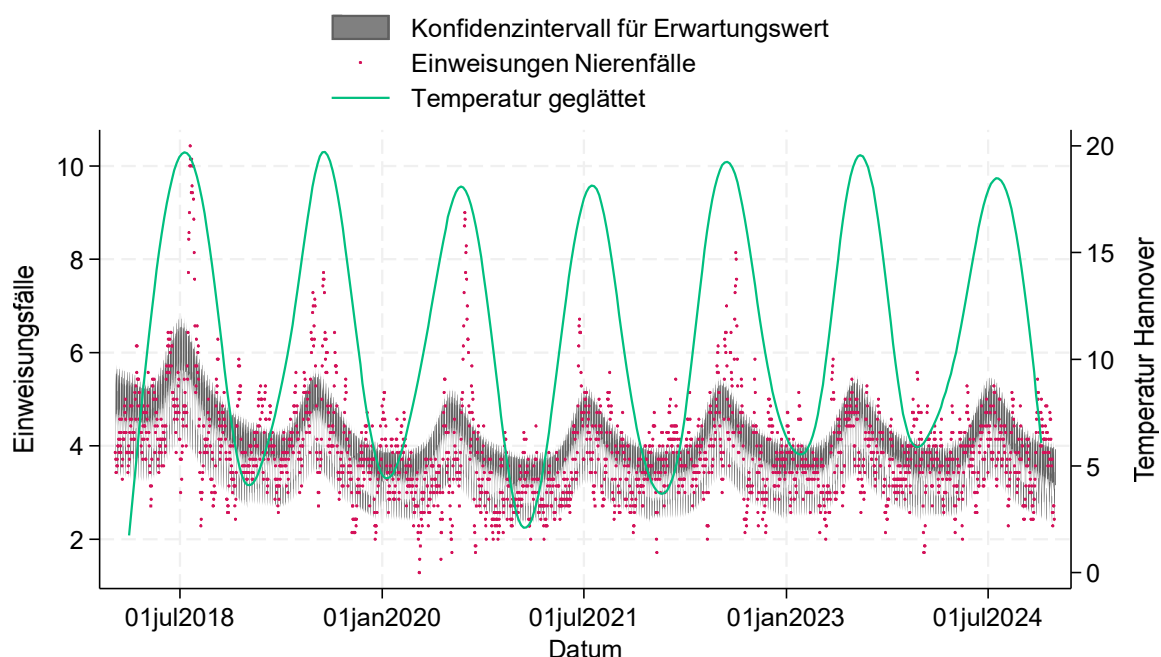


Abbildung 7.1: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben.

Die in Abbildung 7.1 dargestellten Einweisungszahlen für die Hauptdiagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen wurden zur besseren Visualisierung als gleitende 7-Tages-Mittelwerte

dargestellt. Hierbei geht jeweils die Fallzahl des betrachteten Tages sowie der drei vorangehenden und der drei nachfolgenden Tage in die Berechnung ein.

Der in der Abbildung dargestellte Unsicherheitsbereich bezeichnet ein 95%-Konfidenzintervall der durch das Modell geschätzten mittleren Fallzahl. Es handelt sich somit nicht um ein Prognoseintervall für zukünftige Beobachtungen, sondern um den Unsicherheitsbereich der modellbasierten Schätzung des Erwartungswertes. Die Konfidenzintervalle beschreiben daher die statistische Unsicherheit der geschätzten mittleren Hospitalisierungshäufigkeit unter den jeweils gegebenen zeitlichen und meteorologischen Bedingungen.

Bereits das Basismodell Mo0, das ausschließlich saisonale und langfristige Zeiteffekte berücksichtigt, zeigt erhöhte Einweisungshäufigkeiten in den Sommermonaten (Abbildung 7.1). Die tatsächlichen Tagestemperaturen gehen dabei noch nicht explizit in die Modellierung ein. Dies deutet darauf hin, dass bereits über die saisonalen Einflussgrößen ein Teil der temperaturabhängigen Variabilität aufgefangen wird. Die insgesamt erzielte Modellanpassung ist jedoch begrenzt und wird durch die vergleichsweise geringe Anpassungsgüte des Modells bestätigt (Tabelle 7.2).

Eine deutlich differenziertere Abbildung der zeitlichen Verläufe ergibt sich, wenn zusätzlich die aktuelle Temperatur sowie die sechs Vortagestemperaturen mittels Splinefunktionen modelliert werden (Modell Mo1):

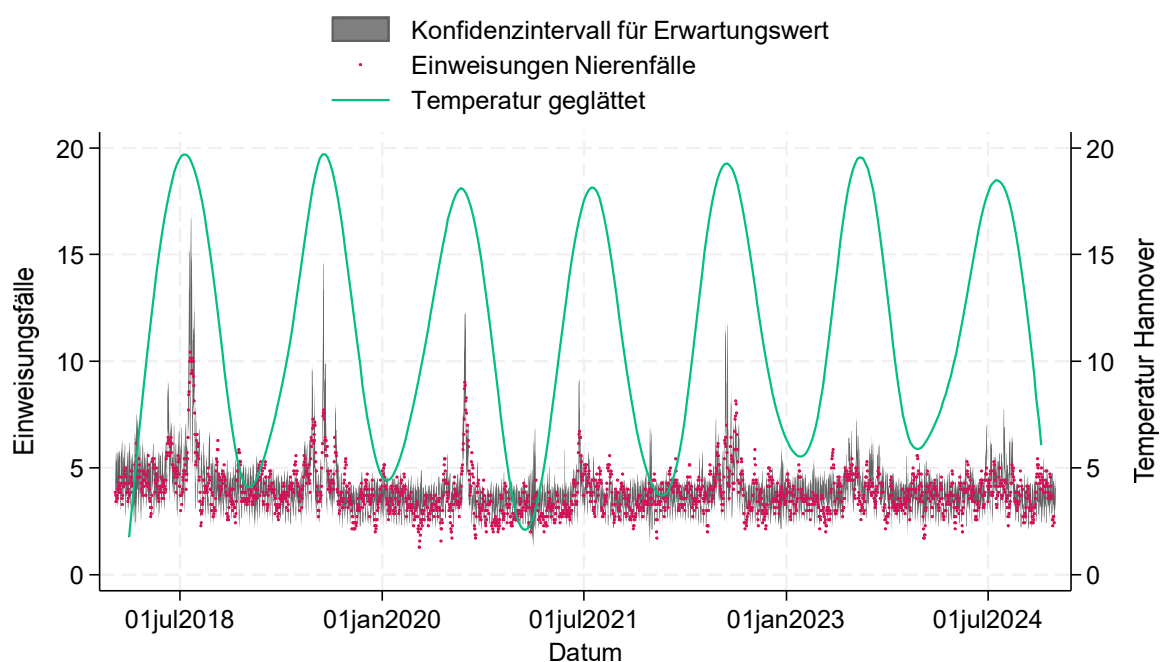


Abbildung 7.2: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

Auffällig ist, dass die im Modell Mo0 für die Sommermonate 2023 und 2024 erkennbaren Peaks im erweiterten Modell Mo1 nicht mehr bzw. nur noch deutlich abgeschwächt auftreten, während für die vorangegangenen Jahre weiterhin ausgeprägte Ausschläge geschätzt werden. Insgesamt werden die beobachteten Fallzahlen durch das temperaturerweiterte Modell besser abgebildet als durch das Basismodell ohne Temperaturvariablen.

Darüber hinaus unterscheiden sich die modellierten Verläufe zwischen den einzelnen Jahren stärker als im Basismodell. Insbesondere für das ausgeprägte Hitzejahr 2018 werden höhere erwartete

Fallzahlen sowie größere Unsicherheitsbereiche geschätzt. Dies deutet darauf hin, dass die Temperaturvariablen einen relevanten Beitrag zur Erklärung der zwischen den Jahren beobachteten Unterschiede leisten.

Bei getrennter Betrachtung der Diagnosen Dehydratation und akutes Nierenversagen ergeben sich grundsätzlich vergleichbare Ergebnisse (Tabellen 7.3 und 7.4). Für die Diagnose Dehydratation zeigen die Residuen des Basismodells Mo0 weiterhin eine deutliche Autokorrelation, die durch die Einbeziehung der Temperaturvariablen in den Modellen Mo1 und Mo2 weitgehend verschwindet. Das vollständige Distributed-Lag-Modell Mo1 weist die beste Anpassungsgüte auf, wobei der zusätzliche Gewinn gegenüber dem reduzierten Modell Mo2 lediglich gering ausfällt.

Tabelle 7.3: Modellübersicht „Dehydratation“

Modell (df)	Pseudo-R ²	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0252	249,85 (p < .0001)	0,0807 (< 0,0001)	
Mo1 (47)	0,0502	497,53 (p < .0001)	-0,0077 (> 0,1)	Mo1 vs Mo0: LR-Diff: 247,68 > $\chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0462	458,33 (p < .0001)	-0,0081 (> 0,1)	Mo2 vs Mo0: LR-Diff: 208,48 > $\chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2: LR-Diff: 39,20 > $\chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Bei den Modellen für akute Niereninsuffizienz sind bereits die Residuen des Einstiegsmodells nicht mehr autokorreliert (Tabelle 7.4). Die Hinzunahme der Temperaturvariablen verbessert zwar die Anpassung, aber weitaus geringer als bei der übergeordneten Diagnoseklasse, die fallmäßig von den Dehydratationsnotfällen dominiert wird.

Tabelle 7.4: Modellübersicht „Akutes Nierenversagen“

Modell (df)	Pseudo-R ²	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0368	263,11 (p < 0,0001)	0,0034 (> 0,1)	
Mo1 (47)	0,0475	339,90 (p < 0,0001)	-0,0204 (> 0,1)	Mo1 vs Mo0: LR-Diff: 76,79 > $\chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0412	294,79 (p < 0,0001)	-0,0110 (> 0,1)	Mo2 vs Mo0: LR-Diff: 31,68 > $\chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2: LR-Diff: 45,11 > $\chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Insgesamt zeigt sich, dass für Dehydratation und „akuter Niereninsuffizienz“ die Temperaturvariablen deutlich die Modelle verbessern und zu einem Verschwinden der Autokorrelation der Residuen führen. Die Hinzunahme von sechs Vortagestemperaturen wird durch die Verbesserung in der Modellanpassung gerechtfertigt.

7.2 Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung

Bei den einfachen Modellen (Kapitel 6) konnten keine (linearen) Temperatureffekte auf die Einweisungen wegen vorzeitigem Blasensprung oder Frühgeburt identifiziert werden. Allerdings zeigten sich durchaus gegenläufige Langzeiteffekte bei den Einweisungshäufigkeiten der beiden einzelnen Diagnosen (vgl. Kapitel 5.2.3 sowie 5.2.4), die sich gemeinsam als leicht U-förmiger Langzeiteffekt ausbilden.

Bereits die Korrelationen zwischen den über alle regionalen Einheiten aggregierten Fallzahlen und den Temperaturdaten (Tabelle 7.5) sind niedriger als bei den Nierenfällen (vgl. Tabelle 7.1):

Tabelle 7.5: Pearson-Korrelationen Fallzahlen und Tagestemperatur (p-Werte alle < 0,0001)

	Gestrige Fallzahl	Temperatur	Vortages-temperatur	Vorvortages-temperatur
Fallzahl	0,0676 (0,0006)	0,0757 (< 0,0001)	0,0602 (0,0023)	0,0544 (0,0060)
Gestrige Fallzahl		0,0799 (< 0,0001)	0,0754 (< 0,0001)	0,0599 (0,0025)

Für die beiden Variablen Th_Kälte bzw. Th_Hitze, die jeweils die Grade unter- bzw. oberhalb der 20 Grad-Marke angeben, so ergeben sich Korrelationen von -0,0723 bzw. 0,0018 mit der täglichen Fallzahl. Beide Korrelationen liegen absolut unterhalb ihrer Analoga, wobei lediglich die mit dem Kälteeffekt mit $p = 0,0003$ als statistisch relevant einzustufen ist. Mithin zeigen sich weniger Einweisungen vor allem in kalten Tagen, Effekte an heißen Tagen sind auf Basis dieser einfachen Korrelationen hingegen nicht abzulesen.

Beim Modellvergleich (Tabelle 7.6) wird keine statistisch relevante Verbesserung durch die Hinzunahme der insgesamt 35 zusätzlichen temperaturbezogenen Regressoren beim Übergang von Mo0 zu Mo1 erzielt. Auch das nur auf aktuelle sowie Vortagestemperatur reduzierte Modell Mo2 ist dem Ausgangsmodell Mo0 unterlegen. Das Modell ohne Temperaturvariablen ist somit das beste Modell, zumal bereits hier keine nennenswerte Autokorrelation der Residuen mehr besteht:

Tabelle 7.6: Modellübersicht „Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung“

Modell (df)	Pseudo-R2	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0059	53,03 ($p < 0,0001$)	0,0553 (0,0052)	
Mo1 (47)	0,0090	80,33 (0,0018)	0,0506 (0,0106)	Mo1 vs Mo0 : LR-Diff: $27,3 < \chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0073	65,46	0,0519 (0,0088)	Mo2 vs Mo0 : LR-Diff: $12,43 < \chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2 : LR-Diff: $14,87 < \chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Insbesondere saisonale Effekte, die bereits in dem Modell Mo0 abgedeckt werden, lassen sich in der Darstellung der modellierten Fallzahlen gut ablesen (Abbildung 7.3). Das Ausgangsmodell Mo0 führt zu folgendem Bild:

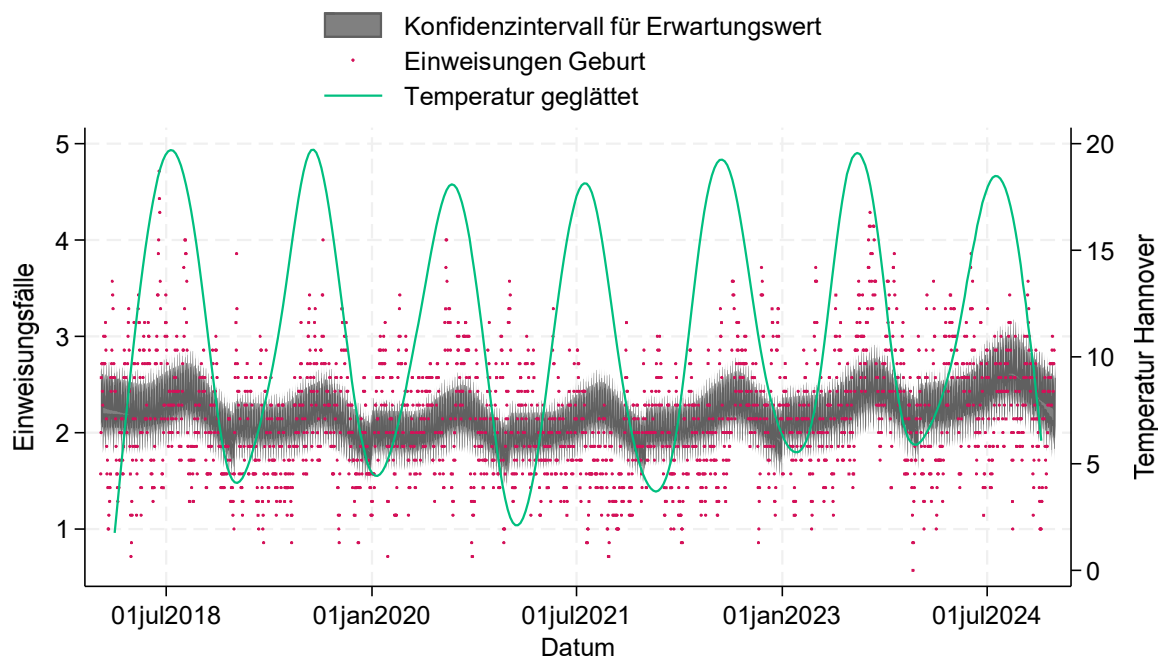


Abbildung 7.3: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben.

Das Einfügen der insgesamt sieben Temperatursplines führt zwar zu mehr Peaks in den prognostizierten Fallzahlen (vgl. Kapitel 10.3.2), ohne dass jedoch die Anpassungsgüte sichtbar erhöht wird oder eine hohe Übereinstimmung zwischen vorhergesagten und tatsächlichen Fallzahlen zu beobachten wäre.

Bei der Betrachtung der fallmäßig gegenüber den Frühgeburten dominierenden Diagnose „vorzeitiger Blasensprung“ liefert der Modellvergleich (Tabelle 7.7) – erwartungsgemäß – dieselben Resultate wie bei der Betrachtung von Frühgeburt und vorzeitigem Blasensprung gemeinsam:

Tabelle 7.7: Modellübersicht „vorzeitiger Blasensprung“

Modell (df)	Pseudo-R ²	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0072	61,29 (p < .0001)	0,0467 (> 0,0185)	
Mo1 (47)	0,0104	89,06 (0,0002)	0,0424 (0,0323)	Mo1 vs Mo0: LR-Diff: 27,77 < $\chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0085	72,68 (p < .0001)	0,0434 (0,0283)	Mo2 vs Mo0: LR-Diff: 11,39 < $\chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2: LR-Diff: 16,38 < $\chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Die Hauptdiagnose Frühgeburt kommt vergleichsweise selten vor, doch erkennt man im Modell ohne Temperaturvariablen durchaus einen langfristigen Trend: In den ersten Jahren des Untersuchungszeitraum kam sie relativ häufiger vor (vgl. Kapitel 5.2.4).

Auch bei der Diagnose „Frühgeburt“ ist in der Modellübersicht kein Hinweis auf ausgeprägte Hitze- bzw. Temperatureffekte erkennbar (Tabelle 7.8).

Tabelle 7.8: Modellübersicht „Frühgeburt“

Modell (df)	Pseudo-R ²	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0125	39,69 (p < 0,001)	0,0162 (> 0,1)	
Mo1 (47)	0,0201	63,66 (0,0201)	0,0174 (> 0,1)	Mo1 vs Mo0 : LR-Diff: 23,97 < $\chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,0140	44,43 (0,0031)	0,0168 (> 0,1)	Mo2 vs Mo0 : LR-Diff: 4,74 < $\chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2 : LR-Diff: 19,23 < $\chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Mithin liefert auch die Einzelbetrachtung der beiden Diagnosen keinen Hinweis auf eine Abhängigkeit der Einweisungen von der Außentemperatur. Das Modell Mo0 schneidet im Modellvergleich am besten ab.

7.3 Distributed-Lag Modell: Patienten aus stationären Pflegeeinrichtungen

Um der Frage nachzugehen, ob Bewohner stationärer Pflegeeinrichtungen in besonderem Maße von Hitze betroffen sind, wurde für die Diagnose Dehydratation als der am stärksten hitzeassoziierten Hauptdiagnose eine gesonderte Analyse durchgeführt.

Dabei ist zu beachten, dass auf Grundlage des vorliegenden Datensatzes keine Aussagen darüber getroffen werden können, welcher Anteil der Pflegeheimbewohner im Vergleich zur übrigen Bevölkerung stationär aufgenommen wird. Das Modell erlaubt vielmehr eine konditionale Betrachtung des Zusammenhangs zwischen Temperatur und Aufnahmerisiko innerhalb der jeweiligen Personengruppen.

Zunächst lässt sich auch unabhängig von der Temperatur ein langfristiger Anstieg der Notfallaufnahmen aufgrund von Dehydratation bei Bewohnern stationärer Pflegeeinrichtungen erkennen (Abbildung 7.4). Ein vergleichbarer Trend ist in der Gesamtpopulation nicht zu beobachten (vgl. Abbildung 7.1).

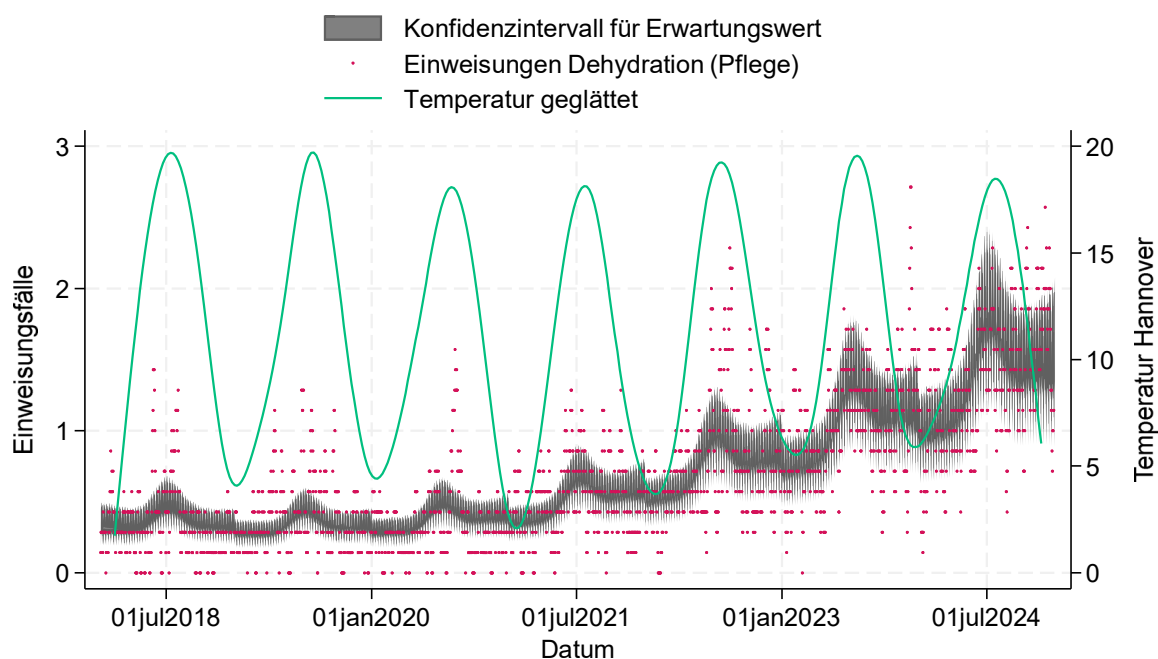


Abbildung 7.4: Notfalleinweisungen von Pflegeheimbewohnern für Dehydratation, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben.

Ein derartiger langfristiger Anstieg, der zunächst unabhängig von Temperatureinflüssen modelliert wird und bei dem außer dem Aufnahmewochentag keine weiteren Einflussgrößen berücksichtigt sind, könnte verschiedene Ursachen haben. So wäre beispielsweise denkbar, dass der Anteil der bei der AOK Niedersachsen versicherten Personen in stationären Pflegeeinrichtungen im Zeitverlauf zugenommen hat und sich dadurch ein Teil des Anstiegs der Fallzahlen erklären lässt. Alternativ könnte auch die Sensibilisierung der Pflegeeinrichtungen für Dehydratationsrisiken zugenommen haben, was mit einer häufigeren stationären Einweisung betroffener Bewohner einhergehen könnte.

Werden zusätzlich Temperatursplines in das Modell aufgenommen, verbessert sich auch hier die Modellanpassung deutlich (Tabelle 7.9).

Tabelle 7.9: Modellübersicht „Dehydratation“ für stationäre Pflegefälle

Modell (df)	Pseudo-R ²	LR (p-Wert)	Autokorrelation Residuen	Modellvergleich (höher- vs niederparametrisches Modell)
Mo0 (12)	0,0963	555,42 (p < .0001)	0,0043 (> 0,1)	
Mo1 (47)	0,1155	666,25 (p < .0001)	-0,0246 (> .1)	Mo1 vs Mo0: LR-Diff: 110,73 > $\chi^2_{35; 0,95} = 49,82$
Mo2 (22)	0,1100	634,29 (p < .0001)	-0,0251 (> .1)	Mo2 vs Mo0: LR-Diff: 78,87 > $\chi^2_{10; 0,95} = 18,31$ Mo1 vs Mo2: LR-Diff: 31,96 < $\chi^2_{25; 0,95} = 37,65$

Im Vergleich zu den Auswertungen zu Dehydratation für alle Patienten (vgl. Tabelle 7.3) fällt hier insbesondere die bessere Modellanpassung für die Gruppe der Pflegeheimbewohner auf. Dies zeigt sich vor allem am höheren Pseudo-R². Unter allen bislang berechneten Modellen wird hier der höchste Wert dieses relativen Gütemaßes erreicht. Eine mögliche Erklärung liegt in dem zum Ende des Beobachtungszeitraums beobachteten Anstieg der Fallzahlen, der durch die im Modell berücksichtigten Langzeiteffekte vergleichsweise gut abgebildet wird.

Auch bei den Modellen für Pflegeheimbewohner führt die Berücksichtigung zusätzlicher Temperaturvariablen zu einer Verbesserung der Modellanpassung gegenüber dem Basismodell Mo0.

Die Zugewinne fallen jedoch etwas geringer aus als in den vorherigen Analysen. Zwar erreichen alle Modelle mit Temperatureffekten eine bessere Anpassung als das Ausgangsmodell Mo0, das vergleichsweise sparsam parametrisierte Modell Mo2 weist mit Berücksichtigung lediglich einer Vortagestemperatur jedoch die beste Modellgüte. Dies deutet darauf hin, dass die zusätzlichen Temperaturparameter keinen wesentlichen Informationsgewinn liefern, um die höhere Modellkomplexität zu rechtfertigen. Das einfachere Modell Mo2 stellt daher für diese Teilpopulation die günstigste Balance zwischen Modellgüte und Komplexität dar.

Die geschätzten Einweisungszahlen gemäß Mo2 weisen dabei ausgeprägte, temperaturbedingte Prognosespitzen während der Sommermonate auf (Abbildung 7.5).

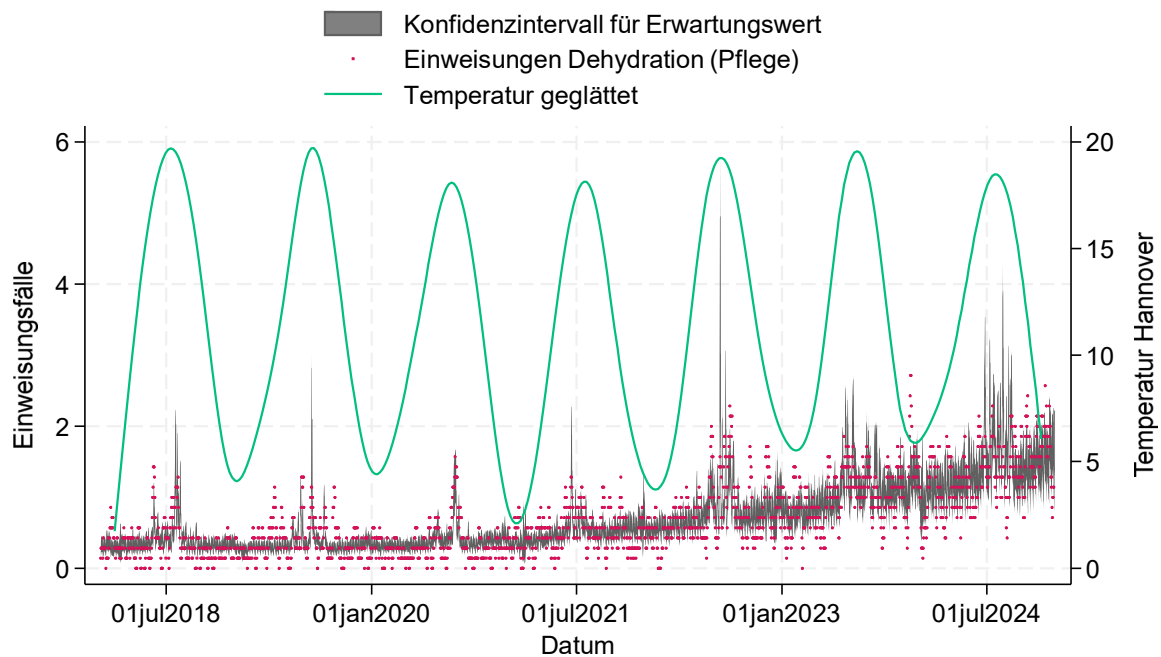


Abbildung 7.5: Notfalleinweisungen von Pflegeheimbewohnern aufgrund von Dehydratation, Tagesmitteltemperatur in Hannover sowie die auf Basis des Modells Mo2 geschätzten Fallzahlen unter Verwendung eines reduzierten Temperaturmodells mit Berücksichtigung ausschließlich der Vortagestemperatur.

8 Diskussion

8.1 Datenqualität und Vollständigkeit der Fälle

Die vorliegenden Falldaten stammen aus den Abrechnungsdaten der AOK Niedersachsen. AnKliMM basiert damit auf einer Analyse von Sekundärdaten, die ursprünglich nicht für wissenschaftliche Fragestellungen, sondern für Abrechnungszwecke erhoben wurden. Hieraus ergeben sich sowohl Stärken als auch Limitationen. Einerseits ermöglichen die Daten die Untersuchung großer Populationen über mehrere Jahre hinweg. Andererseits sind die verfügbaren Informationen durch die Anforderungen des Abrechnungssystems vorgegeben und erlauben nur eingeschränkte Aussagen zu individuellen Risikofaktoren, klinischen Verläufen oder tatsächlichen Expositionsbedingungen.

Vor diesem Hintergrund sind insbesondere die Vollständigkeit und Validität der Falldefinitionen zu diskutieren. Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass sowohl die Diagnosencodierung als auch Veränderungen im Codierverhalten die beobachteten Fallzahlen beeinflussen können. Die Frage, inwieweit die analysierten Fälle die tatsächliche Morbidität der betrachteten Krankheitsbilder abbilden, ist daher für die Interpretation der Ergebnisse von zentraler Bedeutung.

Auch die Exposition gegenüber Hitze konnte nicht auf individueller Ebene erfasst werden. Stattdessen wurden tagesbezogene meteorologische Daten für die jeweilige Klimaregion verwendet. Die tatsächliche Temperaturbelastung einzelner Personen kann hiervon zum Teil erheblich abweichen, etwa aufgrund unterschiedlicher Wohnbedingungen, individueller Verhaltensweisen oder lokaler Wärmeinseleffekte in dicht bebauten städtischen Gebieten. Eine solche Expositionsfehlklassifikation dürfte tendenziell zu einer Abschwächung tatsächlich vorhandener Zusammenhänge führen und damit eher zu einer Unterschätzung als zu einer Überschätzung von Temperatureffekten beitragen.

Zur Beurteilung der Plausibilität und Vollständigkeit der verwendeten Falldaten wurde daher zunächst geprüft, ob sich bekannte hitzebedingte Belastungsjahre auch in den ausgewählten Morbiditätsindikatoren widerspiegeln. Nach den Schätzungen des Robert Koch-Instituts wiesen die Jahre 2018 und 2019 seit 2016 die höchste hitzebedingte Übersterblichkeit in Deutschland auf (an der Heiden, 2025a). Sofern sich die außergewöhnliche Hitzebelastung dieser Jahre auch auf die Morbidität ausgewirkt hat, wären für hitzesensitive Diagnosen überdurchschnittliche Fallzahlen zu erwarten.

Tabelle 8.1 führt daher die jährlichen Häufigkeiten der im AnKliMM-Projekt untersuchten Zieldiagnosen in niedersächsischen Krankenhäusern für den Zeitraum 2018 bis 2024 auf.

Berücksichtigt wurden ausschließlich stationäre Fälle mit der jeweiligen Diagnose als Hauptdiagnose. Die beiden höchsten Jahreswerte je Diagnose sind zur besseren Übersicht hervorgehoben.

Tabelle 8.1: Hauptdiagnosen der Krankenhauspatienten gemäß ICD-10; Niedersachsen (Quelle: DESTATIS - online-Genesis-Datenbank (Statistik: Krankenhauspatienten: Bundesländer, Jahre, Hauptdiagnose ICD-10 (1-3-Steller Hierarchie); Abruf 24.06.2026)

Jahr	E86 – Volumenmangel (Dehydratation)	N17 – akutes Nierenversagen	O42 - Vorzeitiger Blasensprung	O60 – vorzeitige Wehen (u.a. Frühgeburten	Zum Vergleich: Lebendgeburten in Niedersachsen
2018	15.071	7.057	8.737	3.149	73.652
2019	13.591	7.149	8.910	3.022	73.286
2020	11.434	6.381	9.022	2.306	74.119
2021	11.934	6.195	9.600	2.108	76.441
2022	14.412	6.425	9.337	2.027	71.289
2023	13.915	5.899	9.409	1.668	67.162
2024	14.504	5.648	8.239	1.868	65.646

Für Niedersachsen weisen die beiden ausgeprägten Hitzejahre 2018 und 2019 nicht nur für die Diagnose akutes Nierenversagen die höchsten Einweisungszahlen auf. Auch für die Diagnosegruppe O60 („Vorzeitige Wehen und Entbindung“) finden sich in diesen Jahren die höchsten Fallzahlen, einschließlich der darin enthaltenen Frühgeburten. Dieses Muster steht grundsätzlich im Einklang mit den in der Literatur beschriebenen Zusammenhängen zwischen Hitzebelastung und ausgewählten gesundheitlichen Endpunkten. Eine kausale Interpretation lässt sich daraus jedoch nicht unmittelbar ableiten.

Aus Tabelle 8.2 ergibt sich, dass der Anteil der Hospitalisierungen von Versicherten der AOK Niedersachsen aus der Untersuchungsregion bei den Hauptdiagnosen E86, N17 und O42 jeweils bei rund 8 % aller entsprechenden Krankenhausaufnahmen in Niedersachsen liegt. Dieser Befund stimmt gut mit den bereits im Pilotbericht vorgenommenen Abschätzungen überein (Hoopmann, 2026). Bei einem Bevölkerungsanteil der Untersuchungsregion von rund 22 % an der niedersächsischen Gesamtbevölkerung und einem geschätzten AOK-Versichertenanteil von etwa 38 % wären für die Projektdaten etwa 8 % der niedersächsischen Fälle zu erwarten.

Die weitgehende Übereinstimmung zwischen den erwarteten und den beobachteten Fallanteilen kann als Indiz für die Plausibilität der vorgenommenen Datenselektion gewertet werden. Anders als in der Pilotphase, in der für die Diagnose E86 Hinweise auf eine unvollständige Fallerfassung bestanden, ergeben sich für die vorliegende Hauptuntersuchung keine offensichtlichen Hinweise auf entsprechende Einschränkungen der Datenbasis.

Tabelle 8.2: Anteilswerte Studienpopulation an allen niedersächsischen Hospitalisierungen sowie Verhältnis diagnosespezifischen Hospitalisierungen mit HD O42 oder O60 an allen Lebendgeborenen in Niedersachsen

Jahr	Rate E86	Rate N17	Rate O42	< Rate O60.1 & O60.3	Stationäre HD O42 / Lebend- geborene	Stationäre HD O60 / Lebend- geborene
2018	8,25%	9,64%	8,02%	3,27%	11,86%	4,28 %
2019	8,22%	8,73%	7,23%	3,61%	12,16%	4,12 %
2020	7,87%	8,59%	7,56%	5,29%	12,17%	3,11 %
2021	8,26%	7,07%	6,23%	4,32%	12,56%	2,76 %
2022	7,71%	7,44%	7,39%	3,95%	13,10%	2,84 %
2023	7,96%	6,09%	8,52%	4,08%	14,01%	2,48 %
2024	7,60%	7,01%	9,30%	4,28%	12,55%	2,85 %
Insg.	7,98%	7,87%	7,72%	4,04%	12,61%	3,22 %

Aus den Anteilswerten lässt sich ableiten, dass der Anteil der Fälle bei den Diagnosen O60.1 und O60.3 (Frühgeburt) mit rund 4 % deutlich unter den Anteilen der Diagnosen E86, N17 und O42 liegt, die jeweils Werte zwischen 7,7 % und 8,0 % aufweisen. Da für die Gesamtgruppe O60 ein Anteil in einer ähnlichen Größenordnung wie für die übrigen Diagnosen zu erwarten ist, erscheint der für die Frühgeburtsdiagnosen beobachtete Anteil von etwa 4 % plausibel. Er entspricht annähernd der Hälfte des für die gesamte Diagnosegruppe O60 anzunehmenden Anteils und stimmt damit mit den dargestellten Zahlen überein.

Für die spätere Diskussion relevant ist die letzte Spalte: Wie viel Prozent aller Geburten in der Studienpopulation erfolgen stationär mit der Hauptdiagnose O60? Dies sind rund 3,2 %; da die Frühgeburten in dieser Gruppe etwa rund die Hälfte dieser Gruppe ausmachen, beläuft sich der Anteil derer, bei denen auch tatsächlich eine Frühgeburt stattgefunden hat, auf ca. 1,5 % - bis 2 %.

Die beiden ausgeprägten Hitzejahre 2018 und 2019 stellen zugleich die Jahre mit den höchsten Anteilswerten für akutes Nierenversagen dar; bei der Diagnose Dehydratation ist insbesondere das Jahr 2018 auffällig. Damit stehen die deskriptiven Befunde grundsätzlich im Einklang mit der epidemiologischen Literatur, die für beide Diagnosen einen Zusammenhang mit Hitzeexposition beschreibt.

Für die geburtshilflichen Diagnosen ergibt sich demgegenüber ein anderes Bild. Die Diagnosegruppen O42 (vorzeitiger Blasensprung) und O60 (vorzeitige Wehen und Entbindung) weisen im Beobachtungszeitraum deutlich gegenläufige Trends auf: Während die auf die Zahl der Lebendgeborenen bezogene Hospitalisierungsrate für O42 bis 2023 tendenziell ansteigt, ist für O60 ein deutlicher Rückgang zu beobachten. Diese Entwicklungen lassen sich nicht unmittelbar mit den Hitzeereignissen der Jahre 2018 und 2019 in Verbindung bringen, da insbesondere für O42 keine auffälligen Spitzen in den Hitzejahren erkennbar sind.

Da sich vergleichbare zeitliche Trends nicht bei der Zahl der Lebendgeborenen zeigen, erscheint es unwahrscheinlich, dass die beobachteten Veränderungen allein auf demografische Entwicklungen zurückzuführen sind. Vielmehr könnten auch Veränderungen in der geburtshilflichen Versorgung, im Einweisungsverhalten oder in der Diagnosencodierung zu den gegenläufigen Verläufen beigetragen haben. Insbesondere die Kombination eines langfristigen Anstiegs von O42 und eines zeitgleichen Rückgangs von O60 könnte auf eine veränderte Zuordnung klinisch ähnlicher Fallkonstellationen zu den jeweiligen Hauptdiagnosen hindeuten.

Bemerkenswert ist zugleich, dass O42 und die Zahl der Lebendgeborenen auf Jahresbasis eine positive Korrelation aufweisen ($r = 0,73$), während für O60 sowohl gegenüber O42 als auch gegenüber der Zahl der Lebendgeborenen negative Korrelationen beobachtet werden. Dies spricht dafür, dass die beiden Diagnosen trotz ihres gemeinsamen geburtshilflichen Kontextes unterschiedlichen Einflussfaktoren unterliegen und daher nicht als austauschbare Indikatoren möglicher hitzeassoziierter Schwangerschaftskomplikationen betrachtet werden sollten.

Allerdings fällt auf, dass die höchsten O60-Raten in den Jahren 2018 und 2019 beobachtet wurden und damit zeitlich mit den stärksten Hitzejahren des Untersuchungszeitraums zusammenfallen. Dieser Befund ist grundsätzlich mit den in der Literatur beschriebenen Zusammenhängen zwischen Hitzebelastung und Frühgeburten vereinbar. Aufgrund der geringen Zahl von Beobachtungsjahren und der gleichzeitig erkennbaren langfristigen Trends lässt sich aus den vorliegenden deskriptiven Daten jedoch kein kausaler Zusammenhang ableiten. Hierfür sind weitere modellgestützte Analysen erforderlich.

8.2 Wetterdaten

Im vorliegenden Projekt wurden die meteorologischen Daten der DWD-Station Hannover-Langenhagen (Stationsnummer 02014) als Expositionsdaten für die gesamte Untersuchungsregion verwendet. Die Eignung dieses Ansatzes wird durch einen Vergleich mit den Wetterstationen Braunschweig und Lüchow gestützt. Die Temperaturzeitreihen der drei Stationen verlaufen über den gesamten Beobachtungszeitraum weitgehend parallel (Abbildung 8.1). Die maximale Abweichung der Tagesmitteltemperaturen beträgt lediglich rund 1,5 °C, sodass keine gravierenden regionalen Unterschiede erkennbar sind. Dies spricht dafür, dass die gewählte Klimaregion hinsichtlich der zeitlichen Temperaturentwicklung als ausreichend homogen betrachtet werden kann.

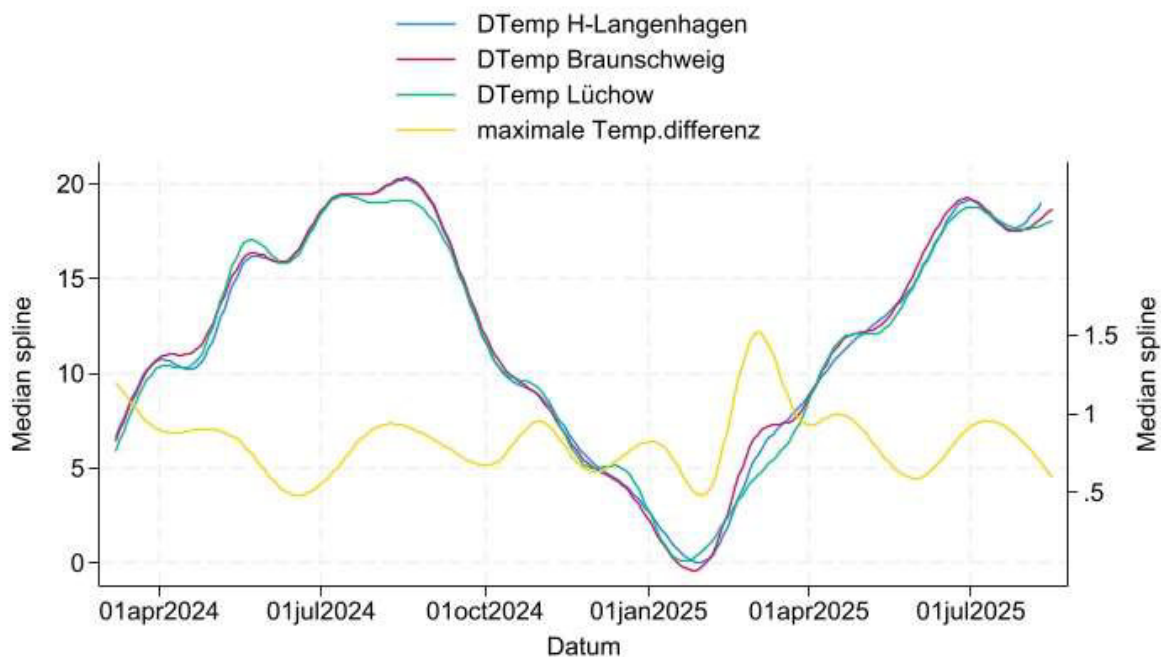


Abbildung 8.1: Gemessene Temperaturtagesmittelwerte (linke Achse) an drei in der subkontinentalen Klimaregion gelegenen DWD-Wetterstationen sowie maximale Differenz zwischen den Stationen (rechte Achse); geglättete Verläufe.

Gleichwohl ist zu berücksichtigen, dass die verwendeten Wetterdaten die individuelle Hitzeexposition nur näherungsweise abbilden. Unterschiede zwischen Wohn- und Aufenthaltsorten, Arbeitsbedingungen oder baulichen Gegebenheiten können dazu führen, dass einzelne Personen erheblich höheren oder niedrigeren Temperaturen ausgesetzt sind als durch die Stationsdaten erfasst wird. Darüber hinaus liegen die einbezogenen Wetterstationen nicht in dicht bebauten innerstädtischen Bereichen, sodass lokale Wärmeinseleffekte großer Städte nur eingeschränkt berücksichtigt werden. Die tatsächliche Hitzebelastung einzelner Bevölkerungsgruppen könnte daher teilweise höher ausfallen als durch die verwendeten Temperaturdaten abgebildet wird.

Eine solche nicht-differenzielle Fehlklassifikation der Exposition führt in epidemiologischen Studien typischerweise eher zu einer Abschwächung beobachteter Zusammenhänge als zu ihrer künstlichen Verstärkung. Die im AnKliMM-Projekt identifizierten Temperaturzusammenhänge dürften daher eher konservative Schätzungen möglicher Hitzeeffekte darstellen.

Die Analysen basieren auf einer tagesbezogenen Verknüpfung von Morbiditäts- und Wetterdaten. Da auf Seiten der Abrechnungsdaten lediglich das Aufnahmedatum vorliegt, stellt die Verwendung tagesbezogener Temperaturwerte die sachlich angemessene zeitliche Auflösung dar. Eine feinere zeitliche Zuordnung der Exposition wäre auf Grundlage der verfügbaren Routinedaten nicht möglich.

Inhaltlich erscheint die Verwendung meteorologischer Temperaturdaten ebenfalls plausibel. Da im Rahmen des Projekts mögliche gesundheitliche Auswirkungen klimatischer Bedingungen untersucht werden, stellt die Außentemperatur die zentrale Expositionsgröße dar. Die Frage, ob Tagesmitteltemperaturen, Tageshöchsttemperaturen oder andere Temperaturindikatoren die Hitzebelastung am besten abbilden, betrifft primär die Spezifikation der statistischen Modelle und nicht die grundsätzliche Qualität der zugrunde liegenden Wetterdaten.

Vor dem Hintergrund der hohen Übereinstimmung der Temperaturverläufe zwischen den betrachteten Wetterstationen (Abbildung 8.1) erscheint eine relevante Verzerrung der Ergebnisse durch die räumliche Zuordnung der Exposition insgesamt eher unwahrscheinlich. Zwar kann die individuelle Temperaturbelastung von den verwendeten Stationsdaten abweichen, insbesondere aufgrund lokaler Wärmeinseleffekte oder unterschiedlicher Aufenthaltsorte. Die hierdurch entstehende Expositionsfehlklassifikation dürfte jedoch überwiegend unsystematisch sein und damit eher zu einer Abschwächung als zu einer Verstärkung tatsächlich bestehender Zusammenhänge führen. Insgesamt ist daher davon auszugehen, dass mögliche Temperatureffekte durch die gewählte Expositionsdefinition eher unterschätzt als überschätzt werden.

8.3 Einordnung der Methoden und Ergebnisse in die wissenschaftliche Literatur

Grundsätzlich reiht sich das AnKliMM-Projekt sowohl mit Blick auf die verwendeten Methoden als auch mit Blick auf die nachgewiesenen Effekte gut in die bestehende Publikationslandschaft ein.

8.3.1 Poisson Modelle

Bedingte logistische und bedingte sowie unbedingte Poisson Regressionsmodelle hat Armstrong, 2014 vergleichend untersucht. Hierbei wurden primär Effekte der Luftverschmutzung die Mortalität in London in den Jahren 2002 – 2006, analysiert, wobei auch Temperatur als erklärende Variable mit in die Modelle aufgenommen wurden. Als Stratum-Variable bei den bedingten Regressionen wurde hier die Kombination aus Wochentag, Monat und Jahr gewählt – bei 5 Jahren in der Summe 420 Strata. Konditionale Poisson-Modelle ohne Korrekturen bezüglich Autokorrelation und Überdispersion zeigten im Vergleich zu den anderen beiden Schätzansätzen keine wesentlichen Unterschiede bei den geschätzten Effekten der primär interessierenden Einflussgrößen. Erst mit der Kontrolle von Überdispersion und Autokorrelation werden Unterschiede erkennbar.

Grundsätzlich erlauben es (konditionale) Poisson-Modelle für Überdispersion sowie Autokorrelation, in den Zählerdaten zu adjustieren, was bei einer konditionalen logistischen Regression nicht möglich ist. Die Effektschätzungen sowohl vom Case-Crossover Ansatz wie von über Poissonregressionen modellierte Zeitreihen sind ansonsten konsistent und vergleichbar (Tong, 2012; Armstrong, 2014; Lu, 2007; Levy, 2001).

Die parallele Verwendung von bedingten wie unbedingten Poisson Modellen in AnKliMM ist keinem Methodenvergleich geschuldet, sondern dem Zweck der beiden Modellierungsansätze.

Mit der (einfachen) ersten Modellen sollte vor allem ein intuitiv interpretierbarer Temperatureffekt abgeleitet werden. Hierbei war zunächst ein mögliche Überdispersion anzunehmen sowie eine deutliche Autokorrelation, so dass gemäß Armstrong, 2014 die bedingte Variante gewählt wurde. Die zweite komplexe Modellklasse hatte demgegenüber die Modellanpassung im Fokus inklusive der Frage, wie viele Vortagestemperaturen den Modellfit wesentlich verbessern.

In den letzten Jahren wurde in verschiedenen europäischen Ländern die Mortalität in Hitzeperioden analysiert. Erfahrungen aus Großbritannien (Green, 2012) haben gezeigt, dass mit auf wöchentlichen Todesfallzahl basierenden Modelle über wenige Tage während Hitzepeaks in ihren Wirkungen nicht aufgedeckt werden konnten, während eine tägliche Auflösung der Fallzahlen deutlich die Übersterblichkeit aufzeigt. Im Rahmen der Italienische Mortalitätssurveillance (Michelozzi, 2010;

Issa, 2021) wurde insbesondere die Notwendigkeit von auf spezifische regionale Einheiten ausgerichtete Analysen nahegelegt.

Speziell für Deutschland wurden in der hitzebedingten Mortalitätsstatistik vom RKI zunächst wöchentlich aggregierte Fallzahlen betrachtet (Winklmayr, 2022; an der Heiden, 2025a), wobei dabei die Annahme von negativ binomial verteilter Falldaten verwendet wurde. Nunmehr wurden vom RKI ebenfalls die Vorteile in der Modellgenauigkeit von tagesbezogenen Linearen Modelle aufgezeigt und entsprechende Methodenberichte sind während der Laufzeit von AnKliMM veröffentlicht worden (an der Heiden, 2025b; Wang, 2025).

Da sich grundsätzlich lassen sich Modelle zur Mortalität auch auf Morbiditätsdaten übertragen lassen, greift der in AnKlimm gewählte Ansatz, tägliche Fallzahlen aus einer Klimaregion zu betrachten, die Erfahrungen aus der europäischen Mortalitätssurveillance auf.

Neben der grundsätzlichen Unterscheidung zwischen bedingten und unbedingten Modellierungen sowie der Festlegung der regionalen wie zeitlichen Auflösung sind die Modellgleichungen bzw. die in das Modell eingehenden Einflussgrößen für die abgeleiteten Temperatureffekte ausschlaggebend, insbesondere auch die Auswahl der Vortagestemperaturen.

So verglich Weinberger, 2021 Tage mit Hitzewarnung und ansonsten vergleichbare Tage ohne Hitzewarnung bezüglich der allgemeinen Mortalität wie auch von spezifischen stationären Aufnahmen. Als Stratifizierungsvariable fungierte dabei als regionale Einheit „County“ - insgesamt 2817. Hierzu wurden für die Jahre 2006 – 2016 92.029 Tage mit Hitzewarnungen (in 2.817 Counties) ausgewählte vergleichbare Tage ohne Hitzewarnung hinzu gematcht. Während bei Weinberger, 2021 die Zahl der Strata sehr hoch ist, so dass eben die Schätzung der einzelnen Effekte für jedes Stratum wenig sinnvoll ist, ist bei wenigen Strata eine unbedingte Poissonregression alternativ zu der konditionalen möglich.

Dang, 2019 verwendet für die DLNH-Modelle kubische Splines (B-Spline der Ordnung 3) für sechs Vortagestemperaturen, i.e. „Lags“ der Temperaturvariablen. Zeitliche Saison- wie Langzeiteffekte werden über einen natürlichen kubischen Spline aufgefangen. Zudem wird die aktuelle Temperatur mittels polynomialen Spline modelliert mit zusätzlichem Effekt für Hitzewellen.

Ähnlich modelliert Kriit, 2025 auf Grundlage von Krankenversicherungsdaten aus den Jahren 2017 bis 2022 mithilfe von Distributed-Lag-Modellen den Einfluss von Hitze auf rund 1,5 Millionen Notfallhospitalisierungen. Ebenfalls werden 0 bis sechs Tage Verzögerung modelliert mit kubischen Splines. Zudem wurde ein „Hitzeindikator“ bei Tagen über 25 Grad eingebaut. Betrachtet wurden die 24 ICD-10-Hauptdiagnosekapitel; zusätzlich wurden alters- und geschlechtsspezifische Effekte modelliert. Die Analysen von Kriit, 2025 sprechen überwiegend für kurzfristige Temperatureffekte. Mit steigender Temperatur nahm das Hospitalisierungsrisiko meist unmittelbar zu, während verzögerte Effekte (Lag 3 bis 5 Tage) lediglich für einzelne Diagnosegruppen beobachtet wurden.

Die Ergebnisse liefern damit eine plausible Grundlage für die im AnKliMM-Projekt gewählte Betrachtung kurzer zeitlicher Verzögerungen zwischen Temperaturereignis und Krankenhausaufnahme.

Die in AnKliMM verwendeten Modelle Mo1 und Mo2 unterscheiden sich in der Anzahl der verwendeten Vortagestemperaturen. Mo1 greift auf sechs Vortagestemperaturen zurück – dies ist konsistent zu ähnlichen Distributed-Lag-Modellen bei Dang, 2019 oder auch Kriit, 2025, aber auch zu einem Review-Artikel zu Auswirkungen von Hitzewellen von Li, 2015, wonach der Effekt von Hitzewellen auf die Morbidität innerhalb von sieben Tagen erkennbar wird. Mo2 ist eine

Vereinfachung mit nur einem Vortageseffekt; die Annahme, dass vor allem die aktuelle sowie die Vortagestemperatur entscheidend sind, ist konsistent etwa zu Tong, 2012 aber auch Kriit, 2025.

Die Befunde des AnKliMM-Projekts stehen mit diesen Ergebnissen grundsätzlich im Einklang. Auch in den vorliegenden Analysen erwiesen sich die aktuelle Temperatur sowie die Temperatur des Vortages als die einflussreichsten Expositionsgrößen. Weiter zurückliegende Verzögerungen konnten den Modellfit zwar teilweise verbessern, ihr zusätzlicher Erklärungsbeitrag fiel jedoch deutlich geringer aus. Damit bestätigen die Ergebnisse die Annahme, dass hitzebedingte Gesundheitsfolgen insbesondere bei den untersuchten Diagnosen überwiegend kurzfristig wirksam werden.

8.3.2 Dehydratation und akute Niereninsuffizienz

Die Diagnose Dehydratation (E86) wird neben Hitzschlag (T67) und der Diagnose „Exposition gegenüber übermäßiger natürlicher Hitze“ (X30) häufig zu den unmittelbar hitzeassoziierten Gesundheitsfolgen gezählt. Entsprechend weist auch die internationale Literatur konsistent auf einen Zusammenhang zwischen Hitzeexposition und Dehydratation hin. In ihrer Metaanalyse berichtete Faurie, 2022 für Dehydratation zwar ein im Vergleich zu Hitzschlag und Sonnenstich deutlich geringeres, aber dennoch statistisch signifikantes relatives Morbiditätsrisiko von 1,02. Die in die Analyse einbezogenen Einzelstudien weisen durchweg positive Zusammenhänge mit Schätzern zwischen 1,007 und 1,2 auf.

Auch für Deutschland wurden Hinweise auf eine besondere Hitzesensitivität dieser Diagnosegruppe gefunden. Kriit, 2025 identifizierte für die Hauptdiagnosegruppe der endokrinen, Ernährungs- und Stoffwechselkrankheiten (ICD-10 E00-E90) die stärksten temperaturassoziierten Effekte aller untersuchten Diagnosekapitel. Bei einer Tagesmitteltemperatur von 25 °C war das Risiko einer Notfallhospitalisierung um 63 % höher als bei einer Tagesmitteltemperatur von 17 °C. Die Autoren führen diesen Anstieg insbesondere auf eine erhöhte Häufigkeit von Hospitalisierungen aufgrund von Dehydratation (E86) sowie sonstigen Störungen des Wasser- und Elektrolythaushalts (E87) zurück.

Die Ergebnisse des AnKliMM-Projekts stehen mit diesen Befunden in Einklang. Die konditionalen Poisson-Modelle ergaben für Dehydratation einen signifikanten Temperaturzusammenhang. Oberhalb eines Schwellenwertes von 20 °C nahm die Zahl der Notfallhospitalisierungen mit jedem zusätzlichen Grad Celsius um etwa 14 % zu (Kapitel 5.2). Die beobachtete Effektstärke fällt damit höher aus als die von Kriit, 2025 für das gesamte Diagnosekapitel berichteten Werte. Dies erscheint plausibel, da die Hauptdiagnosegruppe E00 - E90 zahlreiche Diagnosen umfasst, die keinen oder nur einen geringen unmittelbaren Bezug zu Hitze aufweisen, während sich die vorliegende Analyse auf die spezifische Diagnose Dehydratation konzentriert.

Auch für das akute Nierenversagen zeigen zahlreiche epidemiologische Studien einen Zusammenhang zwischen hohen Temperaturen beziehungsweise Hitzewellen und einer erhöhten Inanspruchnahme stationärer Versorgung. Die Befunde sind zwar nicht in allen Einzelheiten konsistent, insbesondere hinsichtlich der betrachteten Diagnosen und der betroffenen Altersgruppen, die Mehrzahl der Studien berichtet jedoch über eine erhöhte hitzebedingte Morbidität. Hopp, 2018 identifizierte im Rahmen einer Analyse hitzebedingter Morbidität elf Diagnosegruppen mit erhöhtem Hospitalisierungsrisiko an Hitzewellentagen. Neben den erwartbaren Effekten für Hitzschlag und Sonnenstich ließ sich auch für das akute Nierenversagen ein statistisch signifikanter Risikoanstieg mit einem Relativen Risiko von etwa 1,2 erkennen. Ejn, 2018 berichtete für Personen im Alter von über 65 Jahren ein erhöhtes Risiko für akute, nicht jedoch für chronische Niereninsuffizienz. Die Metaanalyse von Liu, 2021 ergab ebenfalls einen signifikanten Zusammenhang zwischen Hitzeexposition und renaler Morbidität (RR = 1,012; 95%-KI: 1,009 -

1,015)¹⁰. Guo, 2024 beobachtete für Texas einen besonders ausgeprägten Effekt: Dort nahm die Hospitalisierungsrate aufgrund eines akuten Nierenversagens mit jedem zusätzlichen Grad Celsius um 3,34 % zu (95%-KI: 2,86 % - 3,82 %).

Obwohl nach Kenntnis der Autoren bislang keine vergleichbare deutsche Studie mit einer spezifischen Betrachtung des akuten Nierenversagens vorliegt, sprechen die internationalen Befunde für die Plausibilität der im AnKliMM-Projekt beobachteten Zusammenhänge. Bereits die deskriptiven Analysen machen deutlich, dass die beiden besonders heißen Jahre 2018 und 2019 zugleich die höchsten Fallzahlen für das akute Nierenversagen aufwiesen. Darüber hinaus ergaben die konditionalen Poisson-Modelle einen signifikanten Zusammenhang zwischen Temperatur und Hospitalisierungshäufigkeit. Oberhalb eines Schwellenwertes von 20 °C stieg die Zahl der Hospitalisierungen aufgrund eines akuten Nierenversagens mit jedem zusätzlichen Grad Celsius um etwa 8 % (Kapitel 5.2). Die Ergebnisse fügen sich damit insgesamt gut in die vorhandene Evidenz ein. Bemerkenswert ist zudem, dass auch Kriit, 2025 die Erkrankungen des Urogenitalsystems (ICD-10 N00 - N99) als eine der besonders hitzesensitiven Diagnosegruppen identifizierte. Für diese Hauptdiagnosegruppe war das Risiko einer Notfallhospitalisierung bei einer Tagesmitteltemperatur von 25 °C gegenüber 17 °C um 13 % erhöht.

Die vorliegenden Ergebnisse legen nahe, dass innerhalb dieses Diagnosekapitels insbesondere das akute Nierenversagen zu den hitzesensitiven Erkrankungen zählt. Ein direkter Vergleich der berichteten Effektstärken ist allerdings nur eingeschränkt möglich. Die Studien unterscheiden sich hinsichtlich der untersuchten Populationen, der klimatischen Rahmenbedingungen, der verwendeten Temperaturindikatoren, der Definition von Hitzeereignissen, der betrachteten Diagnosen sowie der eingesetzten statistischen Verfahren. Insbesondere können Ergebnisse aus Regionen mit deutlich anderen klimatischen Bedingungen nicht ohne Weiteres auf Niedersachsen übertragen werden. Vor diesem Hintergrund erscheinen die im AnKliMM-Projekt beobachteten Effekte zwar vergleichsweise hoch, bewegen sich jedoch in derselben Wirkungsrichtung wie die in der internationalen Literatur berichteten Zusammenhänge. Insgesamt sprechen sowohl die internationale Evidenz als auch die Ergebnisse des AnKliMM-Projekts dafür, dass Dehydratation und akutes Nierenversagen zu den besonders hitzesensitiven Gesundheitsfolgen gehören. Dies unterstreicht die Bedeutung präventiver Maßnahmen während Hitzeperioden, insbesondere für ältere und pflegebedürftige Menschen, bei denen bereits moderate Temperaturanstiege zu einem erhöhten Risiko hitzeassoziierter Hospitalisierungen führen können.

8.3.3 Frühgeburt und vorzeitiger Blasensprung

Für Frühgeburten liegt mittlerweile eine vergleichsweise umfangreiche internationale Evidenz zu möglichen Auswirkungen hoher Temperaturen vor. Mehrere Studien berichten über ein erhöhtes Risiko für Frühgeburten während Hitzeperioden oder bei steigenden Umgebungstemperaturen (Schifano, 2013; Schifano, 2016; Zhang, 2017; Asta, 2019; Sun, 2020).

Zu den wichtigsten Übersichtsarbeiten zählt die Metaanalyse von Chersich, 2020. In allen acht eingeschlossenen Studien wurden Assoziationen zwischen Temperatur und Frühgeburt berichtet. Über alle Studien hinweg ergab sich ein gepoolter relativer Risikoschätzer von 1,05 (95%-Konfidenzintervall: 1,01 - 1,08) pro Temperaturanstieg um 1 °C. Zu ähnlichen Ergebnissen gelangten Lakhoo, 2024 in einem systematischen Review und einer Metaanalyse zu den Auswirkungen von Hitze auf die mütterliche, fetale und neonatale Gesundheit. Von den insgesamt 198 eingeschlossenen Studien aus 66 Ländern untersuchten 85 das Outcome Frühgeburt. Die Mehrzahl

¹⁰ RR steht auch im Folgenden abkürzend für „Relatives Risiko“, KI für „Konfidenzintervall“

dieser Studien berichtete über adverse Auswirkungen hoher Temperaturen, wobei sich ein gepooltes Risiko von 1,04 pro Temperaturanstieg um 1 °C ergab.

Auch für Deutschland liegen entsprechende Hinweise vor. Yüzen, 2023 analysierte 25.624 Einlingsgeburten einer Hamburger Geburtsklinik aus den Jahren 1999 bis 2021 und fand sowohl für extreme Hitze (RR = 1,59; 95%-KI: 1,01 - 2,43) als auch für länger andauernde Hitzeperioden (RR = 1,20; 95%-KI: 1,02 - 1,40) ein erhöhtes Risiko für Frühgeburten in den Monaten März bis September. Demgegenüber konnte in einer Studie von Wolf, 2012, die auf Daten der Perinatalerhebung für die Bundesländer Brandenburg und Sachsen zurückgriff, konnte kein Zusammenhang zwischen Außentemperatur und Häufigkeit von Frühgeburten aufgezeigt werden.

Auch das AnKliMM-Projekt konnte für diese Diagnose keine Effekte nachweisen. Weder in den deskriptiven Auswertungen noch in den Regressionsmodellen ergaben sich belastbare Hinweise auf einen Zusammenhang zwischen Außentemperatur und den ausgewerteten Diagnosen O60.1 beziehungsweise O60.3. Eine Erklärung für die voneinander abweichenden Ergebnisse könnte in unterschiedlichen Falldefinitionen liegen. Während in der Studie von Yüzen, 2023 die Klassifikation „Frühgeburt“ unmittelbar aus dem Gestationsalter abgeleitet wurde, basieren die vorliegenden Analysen ausschließlich auf Krankenhausabrechnungsdaten und ausschließlich auf Hauptdiagnosen.

Nach den Deutschen Codierrichtlinien wird eine Frühgeburt häufig nicht als Hauptdiagnose verschlüsselt, sofern eine andere Ursache oder Komplikation als primärer Aufnahmeanlass dokumentiert werden kann. Die Diagnose „Frühgeburt“ erscheint dann lediglich als Nebendiagnose.¹¹ Dadurch dürfte ein erheblicher Teil der tatsächlich stattgefundenen Frühgeburten durch die vorliegende Falldefinition nicht erfasst werden. Dies spiegelt sich auch in den beobachteten Häufigkeiten wider: Während Yüzen, 2023 einen Frühgeburtenanteil von rund 8,5 % berichtete, lag der Anteil stationärer Fälle mit der Hauptdiagnose „Frühgeburt“ in den vorliegenden Daten lediglich bei etwa 1,5 % bis 2 % (siehe Kapitel 8.1). Diese deutliche Differenz spricht dafür, dass beide Studien letztlich unterschiedliche Populationen von Frühgeburten erfassen.

Darüber hinaus ist nicht auszuschließen, dass die im internationalen Schrifttum berichteten Effekte zum Teil durch klimatische Bedingungen beeinflusst werden, die sich von den Verhältnissen in Niedersachsen deutlich unterscheiden. Insbesondere Studien aus Regionen mit höheren Temperaturen und einer stärkeren Belastung der Innenraumumgebung durch Hitze sind nur eingeschränkt auf Norddeutschland übertragbar.

Im Gegensatz zur Frühgeburt ist die Evidenzlage zum vorzeitigen Blasensprung deutlich begrenzter. Jiao, 2023 weisen darauf hin, dass die epidemiologische Evidenz für einen Zusammenhang zwischen Hitzeereignissen und einem erhöhten Risiko eines vorzeitigen Blasensprungs bislang schwach ist. Entsprechend wurden im systematischen Review von Lakhoo, 2024 lediglich fünf Studien zu diesem Outcome identifiziert. Neuere Untersuchungen liegen insbesondere aus China (Song, 2019; Yang, 2021) sowie aus Kalifornien (Jiao, 2023) vor.

Für Deutschland konnten die Autoren keine spezifischen Studien zum Zusammenhang zwischen Außentemperatur und vorzeitigem Blasensprung identifizieren. Kriit, 2025 berichtete zwar für die gesamte Hauptdiagnosegruppe „Schwangerschaft, Geburt und Wochenbett“ (ICD-10 O00 - O99)

¹¹ Vgl. <https://www.medcontroller.de/katalog/dkr-2008/2008-15-schwangerschaft-geburt-und-wochenbett/2008-1519e-fruehgeburt-vorzeitige-wehen-und-frustrane-kontraktionen/>

positive Zusammenhänge zwischen moderater Hitzeexposition und Notfallhospitalisierungen. Diagnosespezifische Aussagen zum vorzeitigen Blasensprung waren jedoch nicht möglich.

Vor diesem Hintergrund erscheint der fehlende Nachweis eines Zusammenhangs zwischen Außentemperatur und vorzeitigem Blasensprung im AnKliMM-Projekt plausibel. Einerseits ist die internationale Evidenz insgesamt begrenzt und nicht konsistent. Andererseits basiert auch hier die Analyse ausschließlich auf Abrechnungsdaten und Hauptdiagnosen. Im Vergleich zu klinischen Studien mit detaillierten geburtshilflichen Informationen ist daher von einer weniger präzisen Falldefinition auszugehen. Eine dadurch entstehende Fehlklassifikation könnte das Erkennen schwacher Temperatureffekte zusätzlich erschweren.

Die in dem AnKliMM-Projekt beobachteten gegenläufigen langfristigen Trends bei der Häufigkeit der Diagnosen O42 (vorzeitiger Blasensprung) und O60 (Frühgeburt beziehungsweise vorzeitige Wehen und Entbindung) zeigen zudem, dass neben klimatischen Einflüssen hier auch Veränderungen der geburtshilflichen Versorgung, der Diagnosestellung oder des Codierverhaltens eine Rolle spielen können. Dies kann auch zu einer Maskierung geringer Hitzeeffekte führen. Die vorliegenden Befunde unterstreichen daher die Notwendigkeit modellgestützter Analysen, um mögliche Temperaturwirkungen von langfristigen zeitlichen Entwicklungen und anderen Einflussfaktoren zu trennen.

Insgesamt liefern die Ergebnisse des AnKliMM-Projekts keine belastbaren Hinweise auf einen Zusammenhang zwischen Außentemperatur und den untersuchten geburtshilflichen Diagnosen. Angesichts der eingeschränkten Fallzahlen, der besonderen Codierpraxis bei Frühgeburten sowie der begrenzten Evidenzlage zum vorzeitigen Blasensprung können die Befunde jedoch nicht als Nachweis eines fehlenden Temperatureffekts interpretiert werden. Vielmehr zeigen sie die Grenzen einer ausschließlich auf Routinedaten basierenden Analyse seltener geburtshilflicher Ereignisse auf.

9 Fazit

Die im Rahmen der AnKliMM Pilotphase betrachteten Jahre 2022 und 2023 weisen vergleichsweise wenige mehrtägige Hitzeperioden auf. Die abgeleiteten Untersuchungsergebnisse waren noch mit zu starken Unsicherheiten verbunden.

Die Auswertungen der Pilotphase wiesen darauf hin, dass die statistische Power und damit belastbare Aussagen zu den primär zu beantwortenden Forschungsfragen von einer Ausweitung des Beobachtungszeitraums profitieren würden. Dies wurde mit der Hauptphase umgesetzt:

Dadurch sind deutlich mehr Hitzeereignisse in den Auswertungszeitraum einbezogen worden, und zudem grenzte die Reduktion des Datensatzes auf ausgewählte Krankenhaus - Hauptdiagnosen die Einschlusskriterien auf relevantere Fälle ein.

Insgesamt wurden die Erwartungen, die an die Ausdehnung der Datenziehung verknüpft waren, vollumfänglich erfüllt. Mit der Ausdehnung des Beobachtungszeitraum haben sich die statistischen Aussagen bzgl. der konditionalen Poisson-Modelle in der Hauptprojektphase tatsächlich bestätigt und verfestigt.

Zudem konnten auf Basis des weiterentwickelten Datensatzes auch komplexere Distributed-Lag-Modelle analysiert werden, die den Einfluss von mehreren Vortagestemperaturen mitmodellieren.

Die einfachen konditionalen Poisson-Modelle liefern intuitive Schätzer für einen Temperatureffekt pro Grad Celsius, während die komplexeren Distributed-Lags Modelle eine weitaus bessere Anpassung liefern. Dabei wurde deutlich, dass auch die Vortagestemperaturen einen Effekt auf die Einweisungshäufigkeit haben und dass die Zusammenhänge zwischen Temperatur und Einweisungshäufigkeit nicht nur linear sind.

Bei Dehydratation und akutem Nierenversagen zeigen sich in der vorliegenden Analyse niedersächsischer Krankenhausaufnahmen in Kombination mit Wetterdaten eindeutige Temperatur- bzw. Hitzeeffekte, die auch international gut belegt sind. Somit lässt sich auf Basis der vorliegenden Auswertungen auch in Niedersachsen mit nach wie vor eher moderaten Hitzebelastungen eine Zunahme hitzebedingter Krankenhausaufnahmen wegen Dehydratation und Niereninsuffizienz belegen.

Subanalysen bei Patienten aus Pflegeheimen zeigen in der vorliegenden Studie deutlichere Hitzeeffekte. Obwohl es im Vergleich noch an wissenschaftlicher Literatur mangelt, wird in den Medien zuweilen auf die besondere Betroffenheit von Pflegeheimbewohnern hingewiesen.

Bei der untersuchten Indikation „Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung“ lassen sich demgegenüber in AnKliMM keine Hitzeeffekte ableiten. Die internationalen Belege für diese Diagnosen stammen meist aus sehr viel wärmeren, teilweise tropischen Ländern, sodass hier eine Übertragbarkeit anderer Studienergebnisse auf Niedersachsen zu hinterfragen ist. Zudem ist ein Einfluss der Form der Codierung bei der Abrechnung zu diskutieren, insbesondere die Fallzahl zu „Frühgeburt“ war im Projekt recht niedrig¹².

Die vorliegenden Auswertungen waren darauf gerichtet, retrospektiv bestimmte Risiken und Muster zu identifizieren.

Zeitnahe diagnosespezifische Surveillance Systeme, die zeitnah Prognosen zu den erwarteten Fallzahlen erlauben, sind über diese Sekundär-, speziell Abrechnungsdaten nicht möglich.

¹² Codierung als Hauptdiagnose nur als „Frühgeburten mit unklarer Ursache“ möglich

Primärdaten mit genauerer Falleingrenzung wären etwa gerade im Kontext der Frühgeburten wünschenswerter gewesen.

Trotz der vorliegenden Limitationen zeigt das Projekt auf, dass Fragestellungen aufgegriffen werden können, die interessant für Präventions- und Versorgungsansätze sind. Hierüber kann auch eine Sensibilisierung vulnerabler Bevölkerungsgruppen versucht werden.

Die Ergebnisse bei Dehydratation und Niereninsuffizienz zeigen beispielsweise deutlich, dass nicht häufig genug auf die Notwendigkeit von Kühlung und ausreichender Flüssigkeitsaufnahme gerade bei älteren Menschen hingewiesen werden kann.

Die Ergebnisse zu den Pflegeheimen lassen sich auf Basis der vorliegenden Analysen schwer verallgemeinern: Hier dürfte es große Unterschiede insbesondere im Hinblick darauf geben, ob eine Einrichtung klimatisiert ist oder nicht. Wünschenswert wäre es, „verbindliche Hitzestandards“ und Verhaltensweisen etwa zur Vermeidung von Dehydratation bei Pflegeheimbewohnern abzuleiten und umzusetzen (s. Health Canada, 2024; Paraiso-Pueyo, 2026).

Insgesamt zeigen die Projektergebnisse auf, dass es möglich ist, auch für einzelne Diagnosen - deutlich unterhalb von zusammenfassenden Diagnosegruppen - plausible Klima - Effekte nachzuweisen, wenn die Fallzahl, aber auch die Variabilität in den Temperaturereignissen ausreichend groß sind. Daten von Krankenkassen, kombiniert mit tagesaktuellen Wetterdaten, bieten für derlei Analysen eine zugängliche, gut nutzbare und valide Datenbasis.

Weitere Analysen sollten sich anschließen. Bei einer Fortsetzung des Projektes könnten Diagnosen in den Fokus genommen werden, für die einerseits einen Zusammenhang mit Hitzestress vermutet wird, die aber andererseits auch versorgungsrelevant sind, weil sie:

- gut präventabel sind, d.h. durch Aufklärungs- und / oder sonstiger einfachen Maßnahmen lassen sich hitzebedingte zusätzliche Fälle vermeiden. oder
- zu (stationären) Versorgungsengpässen führen könnten: sei es, da benötigte medizinische Geräte in den niedersächsischen Kliniken nicht in der für hitzebedingten Versorgungsspitzen benötigten Anzahl zur Verfügung stehen oder die erhöhte Vorhaltekosten - etwa durch eine stärkere Vorratshaltung an Medikamenten und / oder medizinischen Heil- und Hilfsmitteln – erforderlich machen.

Darüber hinaus könnte auch der Übergang vom Fall- zum Patientenbezug erwogen werden, auch um darüber Patientencharakteristika heraus konditionieren zu können. So könnten bei einer Kohortenbetrachtung besonders vulnerabler Patientengruppen beispielsweise Fragen im Vordergrund stehen, ob über mehrere Jahre einzelne Patienten jeweils individuell verstärkt in Hitzeperioden eingewiesen werden oder auch, welche Einflüsse von Vor- oder Nebenerkrankungen ausgehen.

Auch der Effekt von einer zweiten oder dritten Hitzewelle könnte gut evaluiert werden in dem Sinne, ob sich die Effekte abschwächen und Adaptionsprozesse zu beobachten sind. Gerade bei einem Patientenbezug böten sich Case-Crossover- Auswertansätze (Wu, 2021) an: Warum werden Patienten gerade zu diesem Zeitpunkt eingewiesen und nicht „x“ Wochen davor oder danach?

Zudem ließe sich der Blickwinkel weg von einzelnen Diagnosen hin zu verschriebenen Arzneimitteln richten. Gibt es einen hitzeassoziierten Anstieg bei Verschreibungen, etwa bei Psychopharmaka (Christodoulou, 2024). Zudem könnten bei einzelnen Diagnosen neben den zeitabhängigen Temperaturdaten auch Luftschadstoffkonzentrationen betrachtet werden.

Bei einer Fortsetzung wird empfohlen, das Projekt auf eine breitere personelle Basis zu stellen bzw. es in ein größeres Projektteam einzubetten.

10 Anhang

10.1 Generierung der Projektdateien (STATA 18)

Bevor die in den Kapiteln 3 und 4 diskutierten Modelle berechnet werden konnten, mussten die von der AOKN gelieferten Rohdaten aufgearbeitet und um die entsprechenden tagesbezogenen Klimadaten ergänzt werden. Insgesamt umfasste das die folgenden Arbeitsschritte:

10.1.1 Erstellung der fallbezogenen Auswertedatei

Die Originaldatei der AOKN wurde am NLGA eingelesen und umcodiert. Hierbei wurden unter anderem Altersgruppen sowie verschiedene Falldefinitionen festgelegt.

```
1 import excel "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Rohdaten\AOK25004.xlsx", sheet("_25004_11_2025_fuer_nlga") firstrow clear
2 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Rohdaten\AOK25004.dta", replace
3
4 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Rohdaten\AOK25004.dta", replace
5 drop icd1-icd63
6
7 drop if inlist(landkreis_code, 3101, 3102, 3157, 3158, 3241)==0
8
9 gen landkreis=landkreis_code
10 replace landkreis=3000 if kreisgemeinde_key==3241001
11 gen Region="Übrige LK"
12 replace Region = "Stadt Hann" if landkreis==3000
13 replace Region = "ehem. LK Hann" if landkreis==3241
14 replace Region = "Braunschweig" if landkreis==3101
15
16 gen HBlasenSp=substr(haupticd, 1, 3) == "O42"
17 gen HFruehGeb=substr(haupticd, 1, 5) == "O60.1"
18 replace HFruehGeb=1 if substr(haupticd, 1, 5) == "O60.3"
19 gen HDehydrid=substr(haupticd, 1, 3) == "E86"
20 gen HNierenInsuf=substr(haupticd, 1, 3) == "N17"
21
22 gen Diag=HBlasenSp+2*HFruehGeb+3*HDehydrid+4*HNierenInsuf
23 label define diag 1 Blasensprung 2 Fruehgeburt 3 Dehydration 4 Niereninsuffizienz
24 label values Diag diag
25
26 gen aufnjahr=year(aufnahme)
27 gen aufnmon=month(aufnahme)
28 gen aufnwo=week(aufnahme)
29 gen aufntag=day(aufnahme)
30 gen aufnqua=quarter(aufnahme)
31 label variable aufnahme "Aufnahmedatum"
32
33 gen alter=aufnjahr-gebjahr
34 replace alter=alter - 1 if gebmon > aufnmon
35 replace alter=alter - 1 if gebmon == aufnmon & aufntag < 16
36
37 gen agegr=irecode(alter, 17, 64, 84)
38
39 gen Notfall=(10*((aufngru2/10)- int(aufngru2/10)) == 7)
40 gen Pflege=(pflegeheim=="J")
41
42 gen entljahr=year(entlassung)
43 gen entlmon=month(entlassung)
44 gen entlwo=week(entlassung)
45 label variable entlassung "Entlassungsdatum"
46
47 gen tot = (toddat != "")
48
49 gen aufn=aufnahme
50 drop aufnahme pflegeheim
51
52 format %td aufn entlassung
53
54 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\AOK_Basis.dta", replace
```

Abbildung 10.1: Einlesen der AOKN-Rohdaten und Generierung einer fallbezogenen Ausgangsdatei AOK_Basis.dta

10.1.2 Zusammenführen mit den DWD-Klimadaten

Diese Datei mussten noch mit den Klimadaten der DWD-Station Hannover zusammengeführt werden. Zunächst müssen die DWD-Rohdaten wie Tagesmitteltemperatur für den Erhebungszeitraum eingelesen werden. Darüber hinaus werden Indikatorvariablen etwa für Hitzetage oder auch für Tage einer Kysely-Hitzewelle (vgl. Kapitel 3.3) generiert:

```

1 import delimited "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Klimadaten\produkt_klima_tag_19360101_20241231_02014.txt", clear
2
3 keep if mess_datum > 20171231
4
5 gen Jahr=int(mess_datum/10000)
6 gen Monat=int(mess_datum/100)-100*Jahr
7 gen Tag=int(mess_datum)-100*(Monat+100*Jahr)
8
9 gen aufn=mdy(Monat, Tag, Jahr)
10 format %td aufn
11
12 gen TMK=tmk
13 gen TXK=txk
14 gen TNK=tnk
15 label variable TMK "mittlere Temperatur"
16 label variable TXK "maximale Temperatur"
17 label variable TNK "minimale Temperatur"
18
19 keep aufn TMK TXK TNK Jahr Monat Tag
20
21 gen Sommertag=(TXK >= 25)
22 gen Hitzetag=(TXK >= 30)
23 gen Wuestentag=(TXK >= 35)
24 gen tropfNacht=(TNK >= 20)
25 gen avg20day=(TMK>20)
26
27 tsset aufn
28
29 gen Hw30Tag=0
30 gen Hw30Dauer=0
31 gen Hw30Mean=0
32
33 replace Hw30Tag=1 if min(TXK, F.TXK, F2.TXK) > 30
34 replace Hw30Tag=1 if min(TXK, F.TXK, L.TXK) > 30
35 replace Hw30Tag=1 if min(TXK, L.TXK, L2.TXK) > 30
36 replace Hw30Dauer=1 + L.Hw30Dauer if Hw30Tag==1
37 replace Hw30Mean= (L.Hw30Dauer * L.Hw30Mean + TXK) / (1+L.Hw30Dauer) if Hw30Tag==1
38
39 gen KyselyTag=Hw30Tag
40 gen KyselyDauer = Hw30Dauer
41 gen KyselyMean = Hw30Mean
42
43 replace KyselyTag=1 if (KyselyTag==0) & (L.KyselyMean > 30) & (TXK >= 25) & ((L.KyselyDauer * L.KyselyMean + TXK) > 30*(1+L.KyselyDauer))
44 replace KyselyDauer=1 + L.KyselyDauer if (KyselyTag==1) & (KyselyDauer==0)
45 replace KyselyMean= (L.KyselyDauer * L.KyselyMean + TXK) / (1+L.KyselyDauer) if (KyselyTag==1) & (KyselyMean==0)
46
47 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Klimadaten\Temp_Hann.dta", replace

```

Abbildung 10.2: Einlesen der DWD-Rohdaten und Generierung einer tagesbezogenen „Klimadatei“ Temp_Hann.dta

Die Klimadaten können dann über die Variable „aufn“ – die ursprünglich in den AOK-Falldaten den Tag der Aufnahme angibt – zu den Falldaten hinzugefügt werden („mergen“).

Die dann resultierende fallbezogene Datei „Gesamt.dta“ ist beispielsweise die Datengrundlage für die Auswertungen in Kapitel 4.3.

10.2 Exemplarische Auswertalgorithmen (STATA 18)

Die Programmcodes werden exemplarisch für Niereninsuffizienz – ohne Beschränkung auf Pflegestatus oder Altersgruppe – dargestellt. Entsprechende Auswertalgorithmen leiten sich analog für die übrigen Diagnosen ebenso wie die Einschränkungen bei Pflegestatus oder Altersgruppe über den Aufruf der entsprechenden diagnosebezogenen Dateien sowie über etwaige Einschränkungen bei den Variablen „Notfall“ bzw. „agegr“ zu Beginn der jeweiligen Programmcodes ab.

10.2.1 Konditionale Poisson-Modelle

Aus der fallbezogenen Auswertedatei wurden für die unterschiedlichen Falldefinitionen, bei denen neben der Diagnose auch der Pflegestatus oder die Altersgruppe eingehen konnte, gebildet. Der zentrale STATA-Befehl lautet dabei „contract“ – mit dem Befehl „contract aufn Case“ wird für die jeweilige Falldefinition Case eine Datei gebildet, für den zu jedem Aufnahmetag („aufn“) die jeweilige Fallzahl der interessierenden Falldefinition sowie die der übrigen Aufnahmen angefügt wird.

Dabei müssen allerdings noch Angaben für „null Fälle“ ergänzt werden; dies geschieht zum einen durch die Option „zero“ beim Aufruf von „contract“ zum anderen durch das Hinzufügen von „Dummyfällen“ an die fallbezogenen Falldefinition, so dass für jeden der 2557 ein Pseudofall mit der fiktiven Regionalzuordnung „99“ eingefügt wird. Diese „Pseudo-Fälle“ werden nach Kontraktion wieder aus dem Datensatz gelöscht.

Nach der Kontraktion zu tagesfallbezogenen Fallzahlen müssen noch einmal die Klimadaten zugespielt werden. Danach können die Poisson Modellberechnungen durchgeführt werden.

Der entsprechende Programmcode für die akute Niereninsuffizienz ist:

```
1 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Klimadaten\Temp_Hann.dta", replace
2 gen Region_num = 99
3 gen Notfall=1
4 gen Pflege=1
5 gen agegr=3
6 gen Case=1
7 keep aufn Region_num Notfall Pflege agegr Case
8 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy.dta", replace
9
10 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\AOK_Basis.dta", replace
11
12 gen k=0
13
14 gen Region_num=4
15 replace Region_num=1 if Region == "Stadt Hann"
16 replace Region_num=2 if Region == "ehem. LK Hann"
17 replace Region_num=3 if Region == "Braunschweig"
18
19 gen Case=(Diag == 4)
20
21 tabulate aufnjahr Region if Case==1
22 tabulate aufnjahr Region if (Notfall*Case)==1
23 tabulate Pflege agegr if ((Notfall*Case) * (agegr > 0))==1
24
25 append using "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy.dta"
26 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niere.dta", replace
27
28 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niere.dta", replace
29 keep if Notfall==1
30 keep if agegr > 0
31 *keep if Pflege==1
32
33 contract aufn Region_num Case, zero f(Cases)
34 drop if Case==0
35 drop if Region_num==99
36 gen wtag=dow(aufn)
37 gen quartal=quarter(aufn)
38 gen monat=month(aufn)
39 gen jahr=year(aufn)
40 gen panel = (10000*Region_num)+ jahr
41
42 label variable Cases "Nierenfälle"
43
44 sort aufn
45 merge m:1 aufn using "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Klimadaten\Temp_Hann.dta" , nogen
46 gen Diff=TXK-TMK
47 sort panel aufn
48
49 gen Vortag=TMK[_n-1] if panel==panel[_n-1]
50 gen Vorvortag=TMK[_n-2] if panel==panel[_n-2]
51 gen Tempdiff = Vortag - Vorvortag
52 gen Temp=(TMK+Vortag)/2
53 gen Th_Hitze=max(0, Temp-20) if Temp != .
54 gen Th_Kaelte=-1*min(0, Temp-20) if Temp != .
55
56 xtset panel aufn
57 xtpoisson Cases Th_Kaelte Th_Hitze i.quartal i.wtag, fe irr
58
```

Abbildung 10.3: Erstellen der tagesbezogenen Falldatei und Berechnung des konditionalen Poisson-Modells am Beispiel akute Niereninsuffizienz

Das Programm generiert folgenden Output:

Conditional fixed-effects Poisson regression				Number of obs	=	10,200
Group variable: panel				Number of groups	=	28
				Obs per group:		
				min	=	364
				avg	=	364.3
				max	=	365
Log likelihood = -6405.6356				Wald chi2(11)	=	176.38
				Prob > chi2	=	0.0000
Cases	IRR	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Th_Kaelte	.998224	.0047927	-0.37	0.711	.9888745	1.007662
Th_Hitze	1.084814	.020838	4.24	0.000	1.044732	1.126434
quartal						
2	.9029177	.0615968	-1.50	0.134	.7899133	1.032088
3	.8512403	.0681907	-2.01	0.044	.7275529	.9959552
4	.8212691	.0459331	-3.52	0.000	.7360008	.916416
wtag						
1	1.664216	.1275184	6.65	0.000	1.432147	1.933891
2	1.737625	.1318818	7.28	0.000	1.497448	2.016324
3	1.468651	.1150746	4.91	0.000	1.259574	1.712433
4	1.805672	.1360246	7.84	0.000	1.557816	2.092962
5	1.728828	.1314123	7.20	0.000	1.489533	2.006567
6	.9430002	.08188	-0.68	0.499	.7954312	1.117946

Abbildung 10.4: Exemplarischer STATA-Output für das konditionale Poisson-Modell für akute Niereninsuffizienz (nur Notfälle bei erwachsenen Patienten)

Die Berücksichtigung der Überdispersion erfolgte über die Programmcodes von Armstrong, 2014.¹³ Dabei erfolgte auch eine Schätzung für das Ausmaß der Überdispersion.

10.2.2 Distributed-Lag-Poisson-Modelle

In einem ersten Block werden die tagesbezogenen Fallzahlen um Variablen, die für die Splinemodellierung und die verzögerten Effekte benötigt werden (vgl. Kapitel 4.2.2), ergänzt und als eigene Datei abgespeichert.

¹³ Abrufbar als "Additional file 1: R and Stata code for conditional Poission analysis" unter: <https://link.springer.com/article/10.1186/1471-2288-14-122#Sec13> (Abruf: 04.08.2026)

```

1 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niereninsuf.dta", replace
2 keep if Notfall==1
3 keep if agegr > 0
4 *keep if Pflege==1
5 replace Region_num=5 if Region_num < 5
6
7 contract aufn Region_num Case, zero f(Cases)
8 drop if Case==0
9 drop if Region_num == 99
10
11 gen wtag=dow(aufn)
12 gen quartal=quarter(aufn)
13 gen monat=month(aufn)
14 gen jahr=year(aufn)
15
16 sort aufn
17 merge m:1 aufn using "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Klimadaten\Temp_Hann.dta" , nogen
18 gen Diff=TXK-TMK
19 sort aufn
20
21 gen Vortag=TMK[_n-1]
22 gen TempL2=TMK[_n-2]
23 gen TempL3=TMK[_n-3]
24 gen TempL4=TMK[_n-4]
25 gen TempL5=TMK[_n-5]
26 gen TempL6=TMK[_n-6]
27
28 gen Temp=(TMK+Vortag)/2
29 gen Th_Hitze=max(0, Temp-20) if Temp != .
30 gen Th_Kaelte=-1*min(0, Temp-20) if Temp != .
31
32 gen yday=doy(aufn)
33
34 gen wMean=(Cases+Cases[_n-1]+Cases[_n-2]+Cases[_n-3]+Cases[_n-4]+Cases[_n-5]+Cases[_n-6])/7
35 gen GLCases=(Cases+Cases[_n-1]+Cases[_n-2]+Cases[_n-3]+Cases[_n-4]+Cases[_n-5]+Cases[_n-6])/7
36
37 gen TempL1=Vortag
38 gen CasesL1=Cases[_n-1]
39
40 makespline rcs yday, knots(5) basis(Saison)
41 makespline bspline aufn, order(2) basis(Langzeit)
42 makespline bspline TMK Vortag TempL2 TempL3 TempL4 TempL5 TempL6, order(2) knots(3) basis(DTemp)
43
44 pwcorr TMK Vortag TempL2 Cases CasesL1, sig
45 pwcorr Th_Kaelte Th_Hitze Cases, sig
46
47 drop if TempL6==.
48
49 save "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niereninsuf_M2.dta", replace

```

Abbildung 10.5: Einlesen der tagesbezogenen Falldaten für akute Niereninsuffizienz und Generierung einer tagesbezogenen Auswertedatei für die Distributed-Lag-Modelle Dummy_Niereninsuf_M2.dta

Diese Auswertedatei ist dann die Grundlage für die Berechnung der Modelle Mo0, Mo1 und Mo2. Zudem werden in dem folgenden Programmcodes Verlaufskurven generiert:


```

50 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niereninsuf_M2.dta", replace
51
52 *** Modelle ohne Temperatur *****
53 poisson Cases c.(Saison*) c.(Langzeit*) i.wtag, irr
54
55 predict y_hat,xb
56 predict se, stdp
57 gen KI_u = exp(y_hat - invttail(_N-18, .025)*se)
58 gen KI_o = exp(y_hat + invttail(_N-18, .025)*se)
59 gen resi=Cases-exp(y_hat)
60 gen resil1=resi[_n-1]
61 pwcorr resi resil1, sig
62
63 *tway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.05)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)), ///
64 legend(position(12)) legend(label (1 Konfidenzintervall für Erwartungswert) label(2 Einweisungen Niereninsuffizienz) ///
65 label(3 Temperatur geglättet)) ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
66
67 *keep if jahr==2022 & monat > 5 & monat < 10
68 *summarize Cases
69 *tway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.3)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)), ///
70 legend(position(12)) legend(label (1 Konfidenzintervall für Erwartungswert) label(2 Einweisungen Nierenfälle)) ///
71 ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
72
73 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niereninsuf_M2.dta", replace
74
75 *** Modelle mit Temperatur (6 Lags) *****
76 poisson Cases c.(Saison*) c.(Langzeit*) i.wtag c.(DTemp*), irr
77
78 predict y_hat,xb
79 predict se, stdp
80 gen KI_u = exp(y_hat - invttail(_N-18, .025)*se)
81 gen KI_o = exp(y_hat + invttail(_N-18, .025)*se)
82 gen resi=Cases-exp(y_hat)
83 gen resil1=resi[_n-1]
84 pwcorr resi resil1, sig
85
86 twoway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.05)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)), ///
87 legend(position(12)) legend(label (1 Konfidenzintervall für Erwartungswert) label(2 Einweisungen Niereninsuffizienz) ///
88 label(3 Temperatur geglättet)) ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
89
90 keep if jahr==2022 & monat > 5 & monat < 10
91 twoway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.3)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)), ///
92 legend(position(12)) legend(label (1 Konfidenzintervall für Erwartungswert) label(2 Einweisungen Niereninsuffizienz) ///
93 ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
94
95 use "R:\Eigene Dateien\AOK_Klima2\Daten\Dummy_Niere_M2.dta", replace
96
97 *** Modelle mit Temperatur (1 Lags) *****
98
99 poisson Cases c.(Saison*) c.(Langzeit*) i.wtag c.(DTemp_1*) c.(DTemp_2*), irr
100
101 predict y_hat,xb
102 predict se, stdp
103 gen KI_u = exp(y_hat - invttail(_N-18, .025)*se)
104 gen KI_o = exp(y_hat + invttail(_N-18, .025)*se)
105 gen resi=Cases-exp(y_hat)
106 gen resil1=resi[_n-1]
107 pwcorr resi resil1, sig
108
109 *tway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.05)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)),///
110 legend(position(12)) legend(label (1 Prognoseintervall) label(2 Einweisungen Nierenfälle) label(3 Temperatur geglättet)) ///
111 ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
112
113 *keep if jahr==2022 & monat > 5 & monat < 10
114 *tway (rarea KI_u KI_o aufn, bcolor(gs6)) (Scatter GLCases aufn, msize(.3)) (mspline Temp aufn, yaxis(2)),///
115 legend(position(12)) legend(label (1 Prognoseintervall) label(2 Einweisungen Nierenfälle)) ///
116 ytitle("Einweisungsfälle") xtitle("Datum") ytitle("Temperatur Hannover", axis(2))
117

```

Abbildung 10.6: Berechnung der Modelle Mo0, Mo1 und Mo2. Erstellung der Verlaufskurven

Die folgende Abbildung 10.7 veranschaulicht exemplarisch einen Output

Poisson regression					Number of obs = 2,551	
					LR chi2(22) = 294.79	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log likelihood = -3428.0186					Pseudo R2 = 0.0412	
Cases	IRR	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Saison_1_1	.1744377	.4321837	-0.70	0.481	.0013574	22.41619
Saison_1_2	102.4118	943.1592	0.50	0.615	1.48e-06	7.07e+09
Saison_1_3	.0697648	.9136963	-0.20	0.839	4.96e-13	9.81e+09
Langzeit_1_1	1.753004	.2113228	4.66	0.000	1.384113	2.220212
Langzeit_1_2	1.572772	.1423771	5.00	0.000	1.317073	1.878113
Langzeit_1_3	1.064031	.1529434	0.43	0.666	.8027915	1.410281
Langzeit_1_4	1	(omitted)				
wtag						
1	1.653191	.1266885	6.56	0.000	1.422634	1.921113
2	1.739904	.1322968	7.28	0.000	1.499003	2.019519
3	1.477654	.1156496	4.99	0.000	1.267515	1.722633
4	1.802058	.1359701	7.81	0.000	1.55433	2.089268
5	1.72288	.1309928	7.15	0.000	1.484353	1.999737
6	.9441149	.081939	-0.66	0.508	.796434	1.11918
DTemp_1_1	.5352088	.3399649	-0.98	0.325	.1541131	1.85869
DTemp_1_2	.6059282	.2268987	-1.34	0.181	.2908548	1.26231
DTemp_1_3	.7242415	.2365604	-0.99	0.323	.3818157	1.373767
DTemp_1_4	.5763442	.166435	-1.91	0.056	.327246	1.015055
DTemp_1_5	.859601	.3238159	-0.40	0.688	.4108139	1.798658
DTemp_1_6	1	(omitted)				
DTemp_2_1	.7292704	.4576333	-0.50	0.615	.2131772	2.494804
DTemp_2_2	.8130863	.3028022	-0.56	0.578	.391868	1.687071
DTemp_2_3	.5942153	.1932296	-1.60	0.109	.3141566	1.123935
DTemp_2_4	.6826124	.1963788	-1.33	0.184	.3884137	1.199648
DTemp_2_5	.6681735	.251057	-1.07	0.283	.3199352	1.395457
DTemp_2_6	1	(omitted)				
_cons	1.327562	.3820914	0.98	0.325	.7552082	2.333688

Note: _cons estimates baseline incidence rate.

Abbildung 10.7: Exemplarischer STATA-Output für das Modell Mo2 für akute Niereninsuffizienz (nur Notfälle bei erwachsenen Patienten)

10.3 Distributed-Lag-Modelle – ergänzende Grafiken zu Kapitel 6

Ergänzend zu den zentralen Abbildungen des Kapitels 6 werden im Folgenden weitere Verlaufskurven dargestellt:

10.3.1 Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle

Rein optisch unterscheidet sich diese Prognose bzw. Anpassung nur marginal von dem vorherigen Modell Mo1.

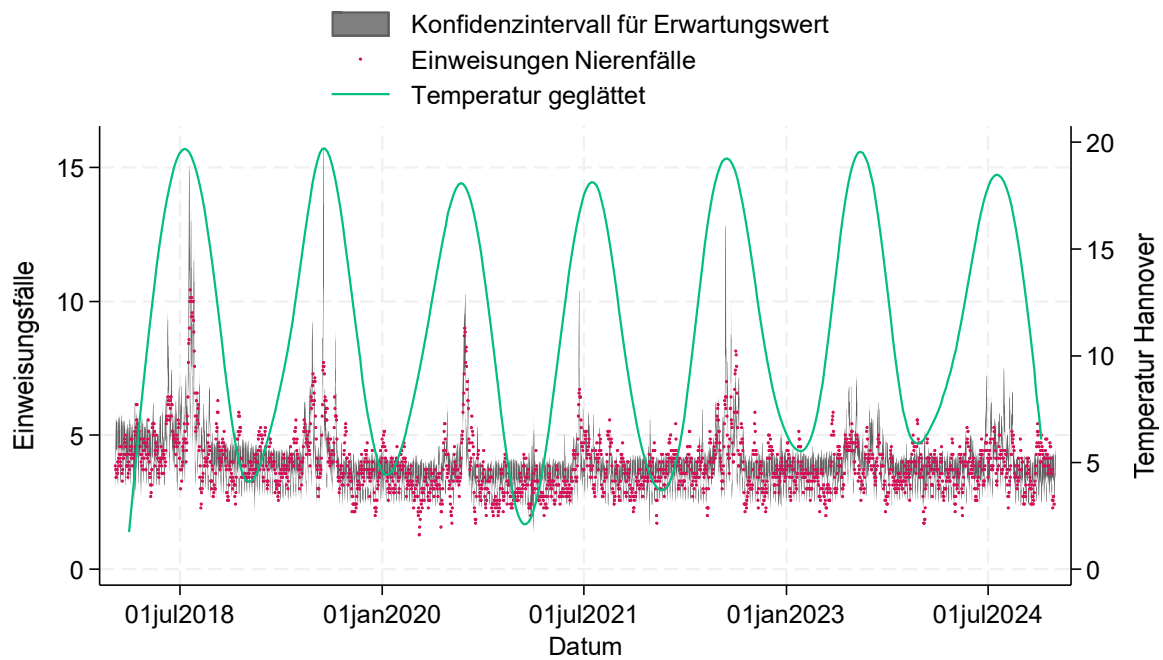


Abbildung 10.8: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo2 mit reduzierten Temperaturvariablen (nur eine Vortagestemperatur).

Bei der Betrachtung der beiden einzelnen Diagnosen lässt sich insbesondere für Dehydratation für die gesamte Beobachtungsdauer ein ähnliches Bild wie bei der Betrachtung der Nierenfälle insgesamt erkennen (vgl. Kapitel 7.1):

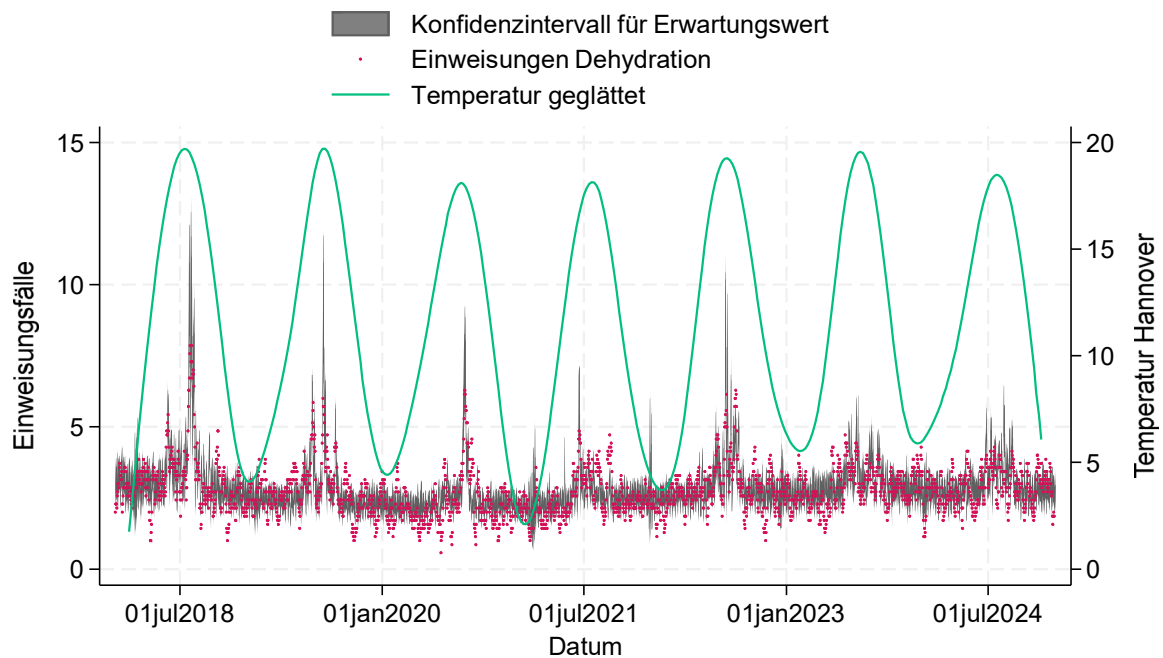


Abbildung 10.9: Notfalleinweisungen für Dehydratation, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

Bei der isolierten Betrachtung der „akuten Niereninsuffizienz“ fallen im Vergleich zu den Abbildungen 10.8 und 10.9 zunächst die auch in der Schätzung deutlich geringeren Fallzahlen auf.

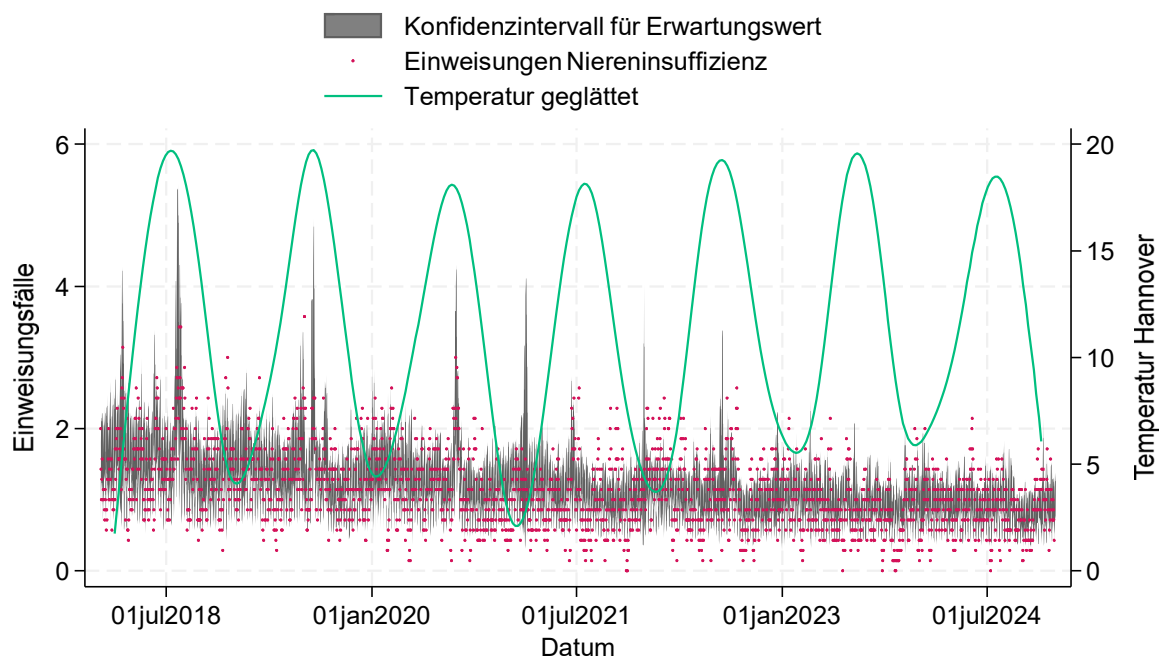


Abbildung 10.10: Notfalleinweisungen für Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

Insgesamt deutet sich hier ein leicht abfallender Langzeittrend an.

10.3.2 Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung

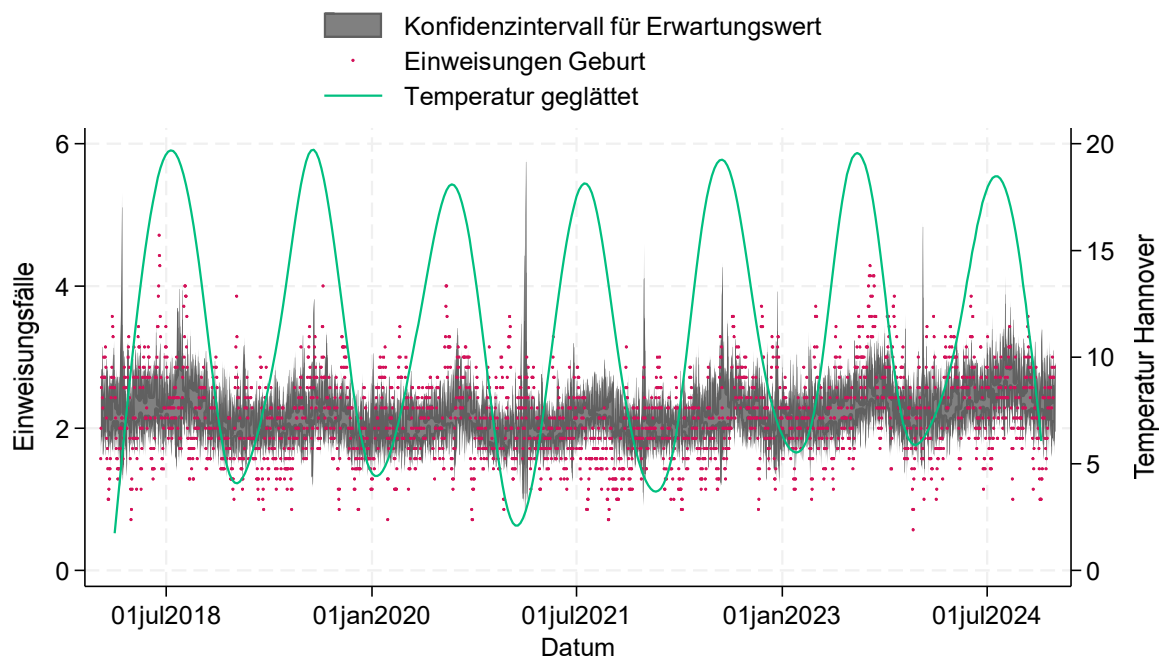


Abbildung 10.11: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

Demgegenüber sind die singulären Spitzen bei Mo2 weniger ausgeprägt, ohne dass ein Zusammenhang zwischen Fallzahlen und Temperatur evident werden würde:

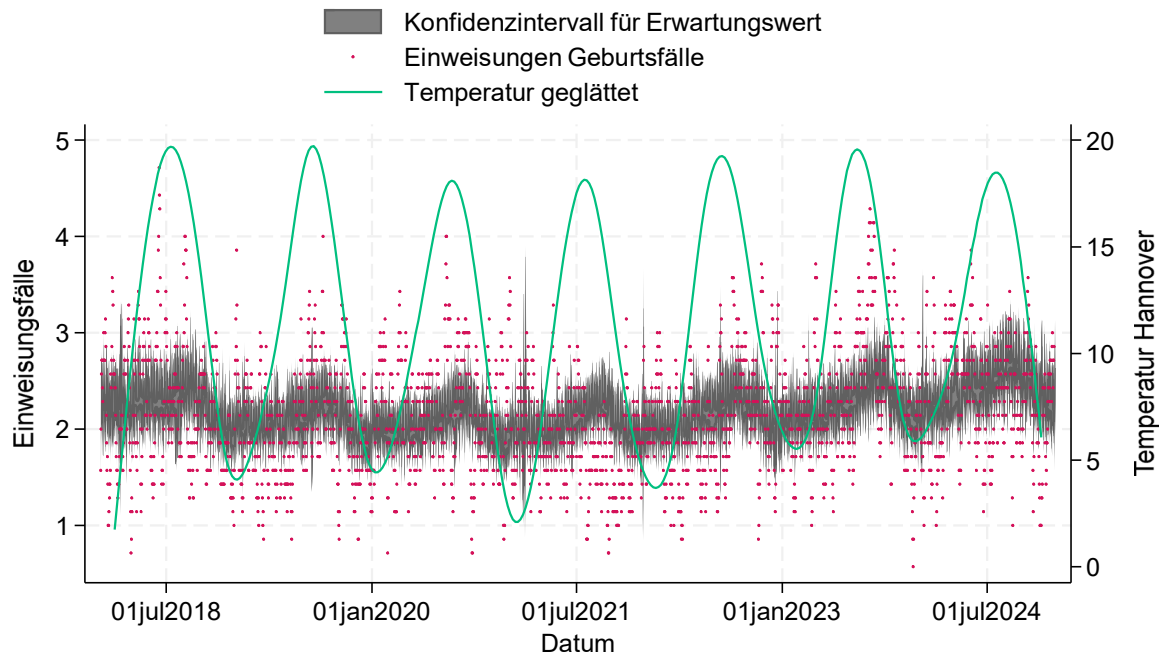


Abbildung 10.12: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo2 mit reduzierten Temperaturvariablen (nur eine Vortagestemperatur).

Da die Fallzahlen zum vorzeitigen Blasensprung gegenüber den Frühgeburten dominieren, ist der Verlauf Mo0 (Abbildung 10.13) für die isolierte Diagnose „vorzeitiger Blasensprung“ recht ähnlich zu dem zu beiden Diagnosen in Kapitel 7.2.

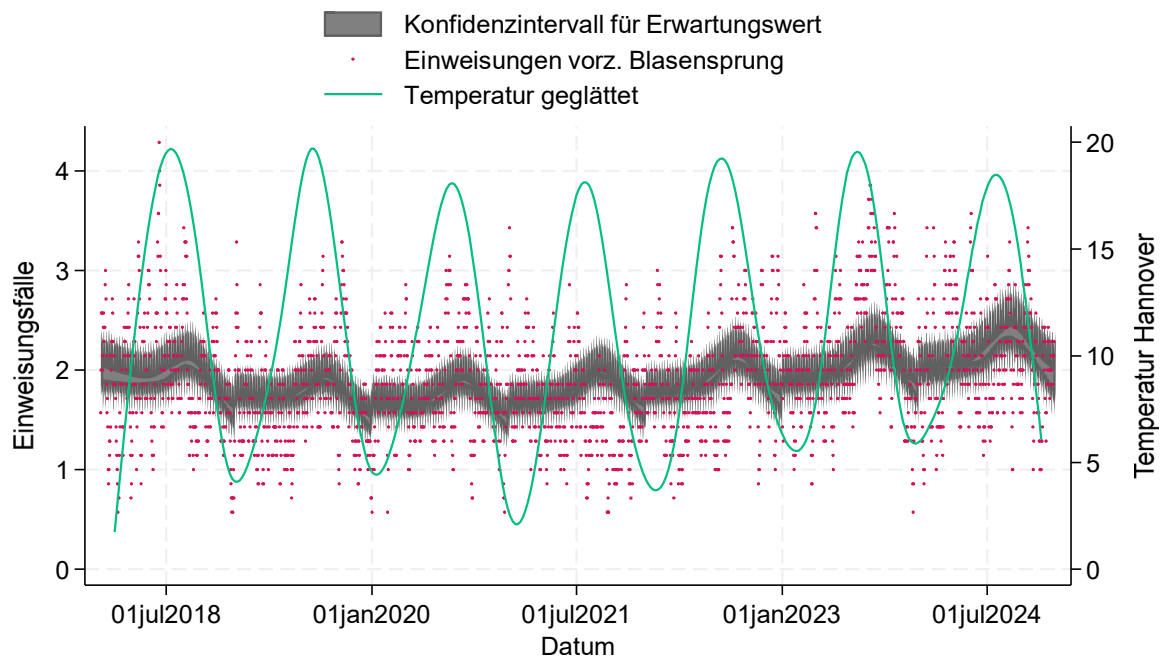


Abbildung 10.13: Einweisungen mit Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben.

Auch hier führt die Aufnahme der Temperaturvariablen zu keiner wesentlich verbesserten Anpassung, jedoch zu breiteren Konfidenzbändern.

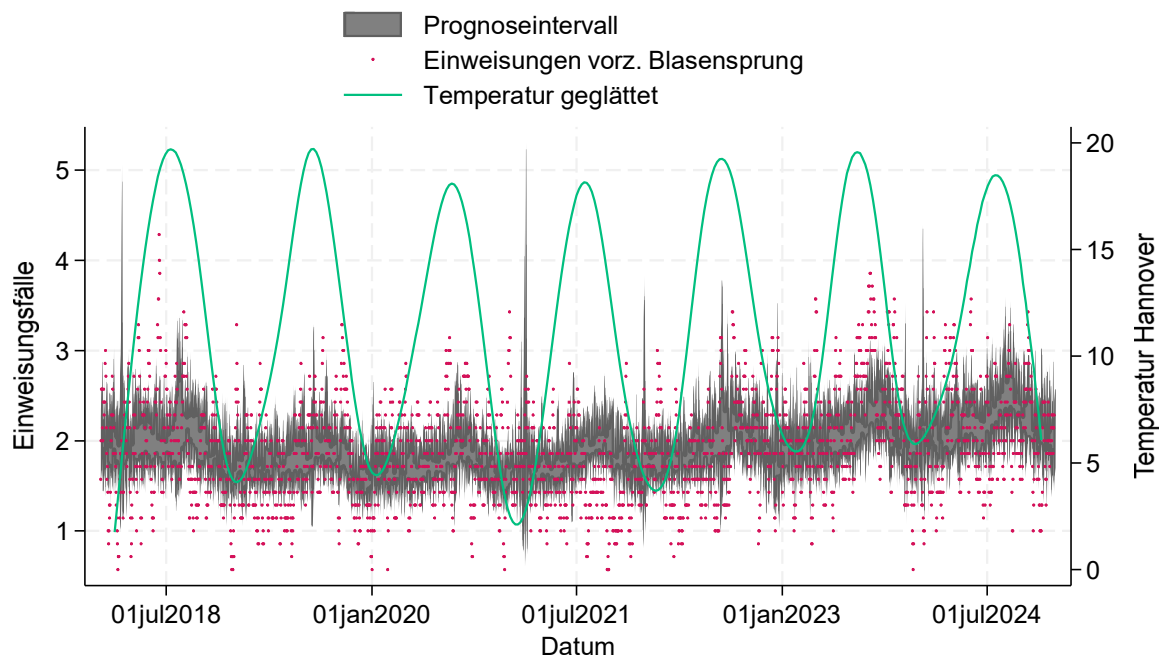


Abbildung 10.14: Einweisungen mit Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

Die Hauptdiagnose Frühgeburt ist vergleichsweise selten, doch erkennt man im Modell ohne Temperaturvariablen durchaus einen langfristigen Trend: In den ersten Jahren des Untersuchungszeitraum waren sie relativ häufiger (vgl. Kapitel 5.2.4).

Diese Abnahme der Fallzahlen lässt sich auch in Abbildung 10.15 erkennen: In den ersten drei Jahren liegen die geschätzten wie auch die tatsächlichen Fallzahlen höher:

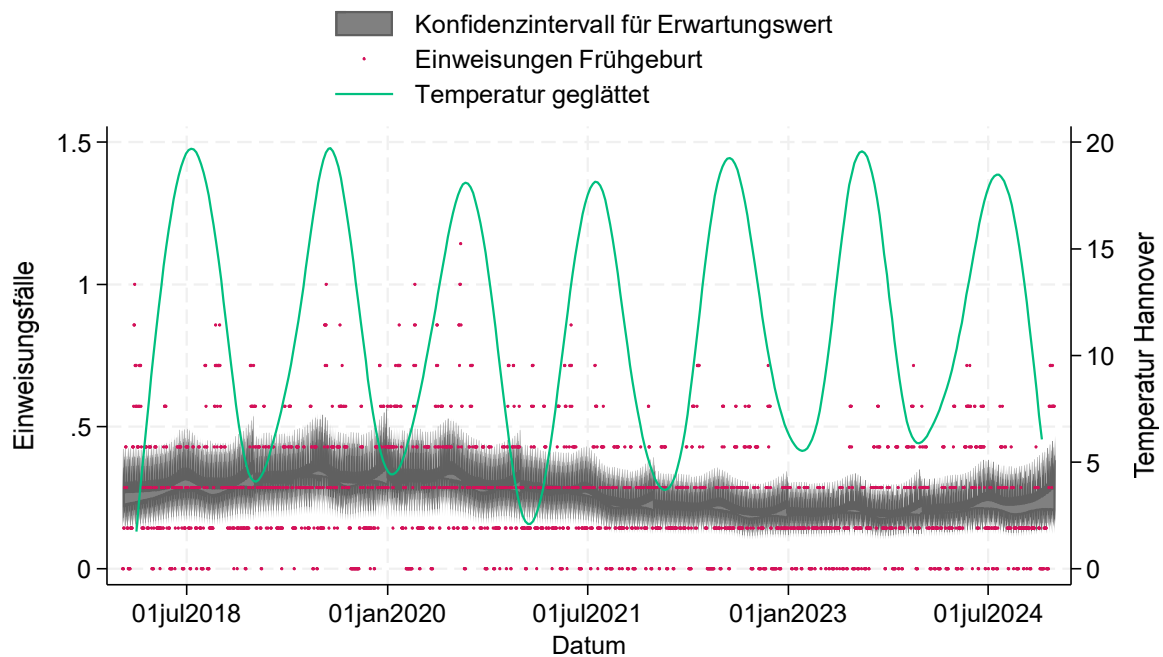


Abbildung 10.15: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben.

Insofern liefert das statistisch signifikante Modell Mo0 mit seinen Langzeit- wie saisonalen Effekten bereits eine deutlich verbesserte Anpassung als ohne diese zeitabhängigen Einflussgrößen (vgl. Kapitel 7.2).

Die Hinzunahme der Temperaturvariablen erzeugt zwar zusätzlich diverse Peaks, ohne dass dadurch die Anpassung deutlich verbessert werden würde.

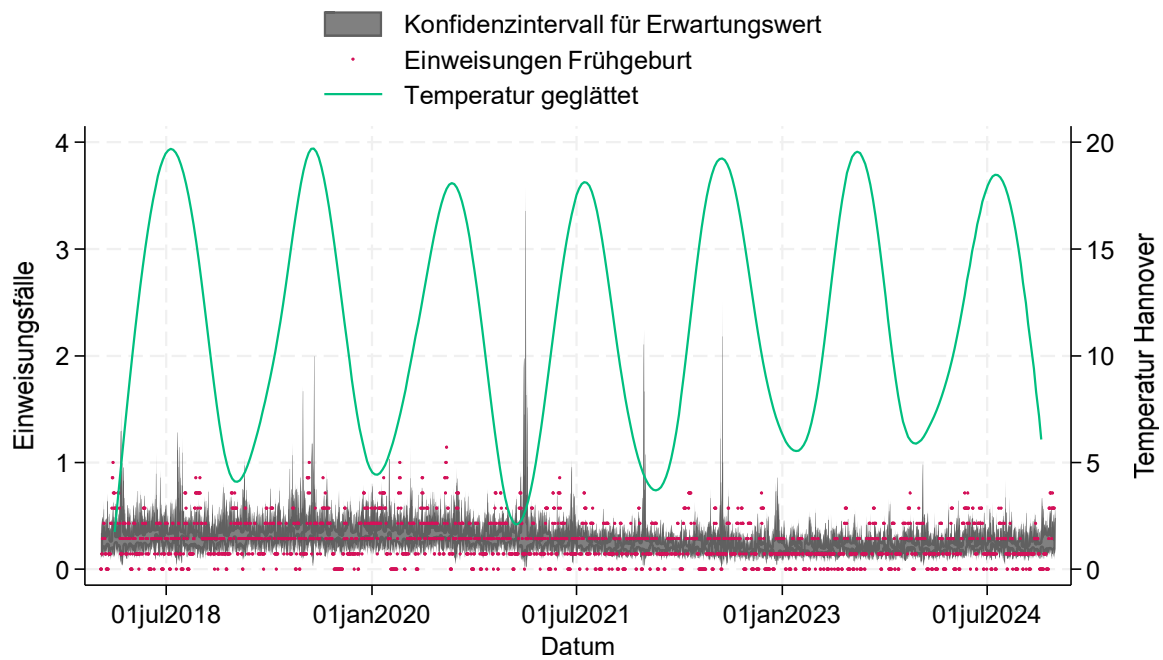


Abbildung 10.16: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen).

10.3.3 Distributed-Lag-Modelle: Patienten aus stationären Pflegeeinrichtungen

Der Blick auf das vollständige Temperaturmodell Mo1 (Abbildung 10.17) vermittelt für den gesamten Zeitraum ein fast identisches Bild zu dem reduzierten Modell Mo1 (vgl. Kapitel 7.3)

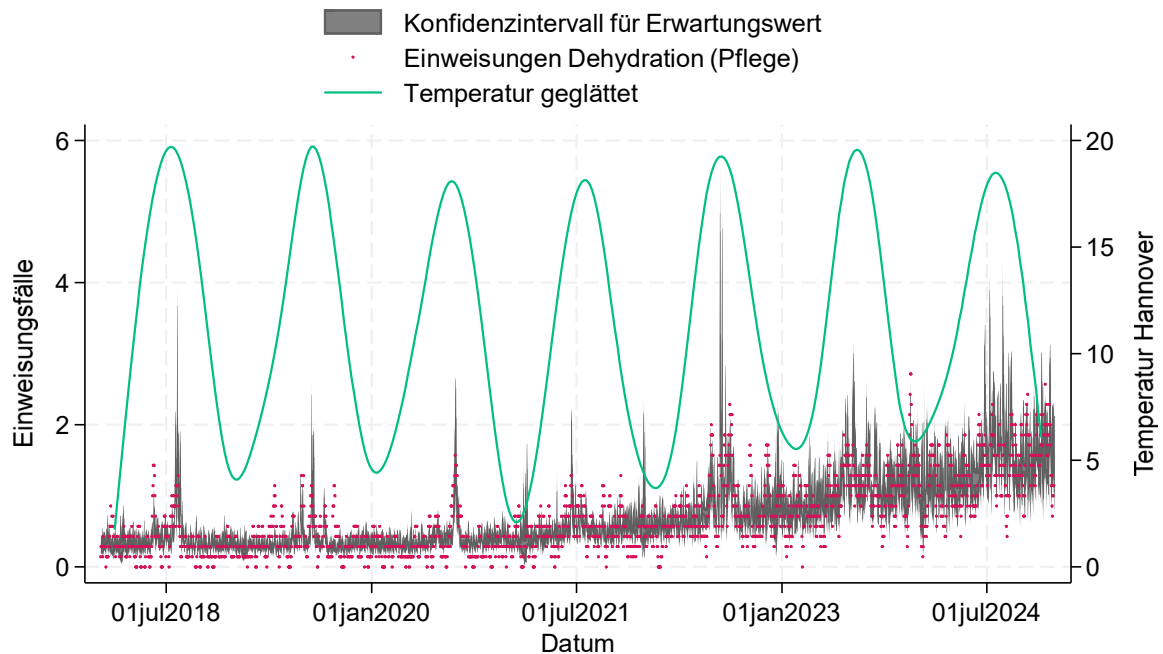


Abbildung 10.17: Notfalleinweisungen von Pflegeheimbewohnern aufgrund von Dehydratation, Tagesmitteltemperatur in Hannover sowie die auf Basis des Modells Mo1 geschätzten Fallzahlen unter Verwendung eines Temperaturmodells mit Berücksichtigung von sechs Vortagestemperaturen.

10.4 Distributed-Lag-Modelle – Teilbetrachtung Sommer 2022

Die Grafiken des Kapitels 7 berücksichtigen den gesamten Beobachtungszeitraum, wobei aber auch „Detailvergrößerungen“ möglich sind. Speziell für den „Rekordsommer 2022“, der als der heißeste in Europa seit Aufzeichnungsbeginn 1881 gilt, werden die einzelnen Diagnosen „vergrößert“ dargestellt. Dabei handelt es sich nicht um Neuberechnungen, sondern nur um eingeschränkte Darstellung der kompletten Verläufe.

10.5 Distributed-Lag-Modelle für Nierenfälle – Sommer 2022

Die gemeinsame Betrachtung von Dehydratation und akuter Niereninsuffizienz zeigt Abbildung 10.18:

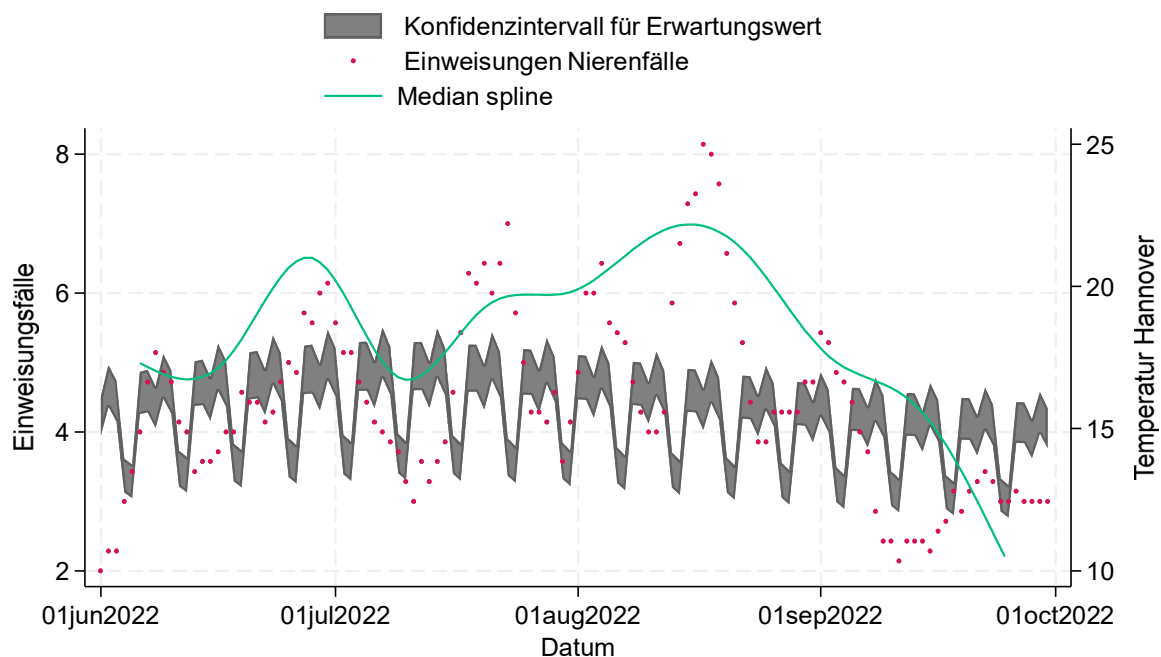


Abbildung 10.18: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben; Zeitraum Juni bis September 2022.

In diesem Zeitraum wurden täglich bis zu 13 Fälle eingewiesen (Minimum 1; Mittelwert 4,35; Standardabweichung 2,04.)

In dieser Vergrößerung ist auch der Einweisungswochentagesgang – insbesondere die geringeren Einweisungen an den Wochenenden – erkennbar. Da allerdings das Konfidenzintervall ganz ohne Tagestemperaturen aufgestellt wurde, kann es die hohen Einweisungszahlen von sechs oder mehr Fällen von Mitte Juli bis Ende August nicht auffangen.

Für das komplexere Temperaturmodell Mo1 sieht der Ausschnitt wie folgt aus (Abbildung 10.19):

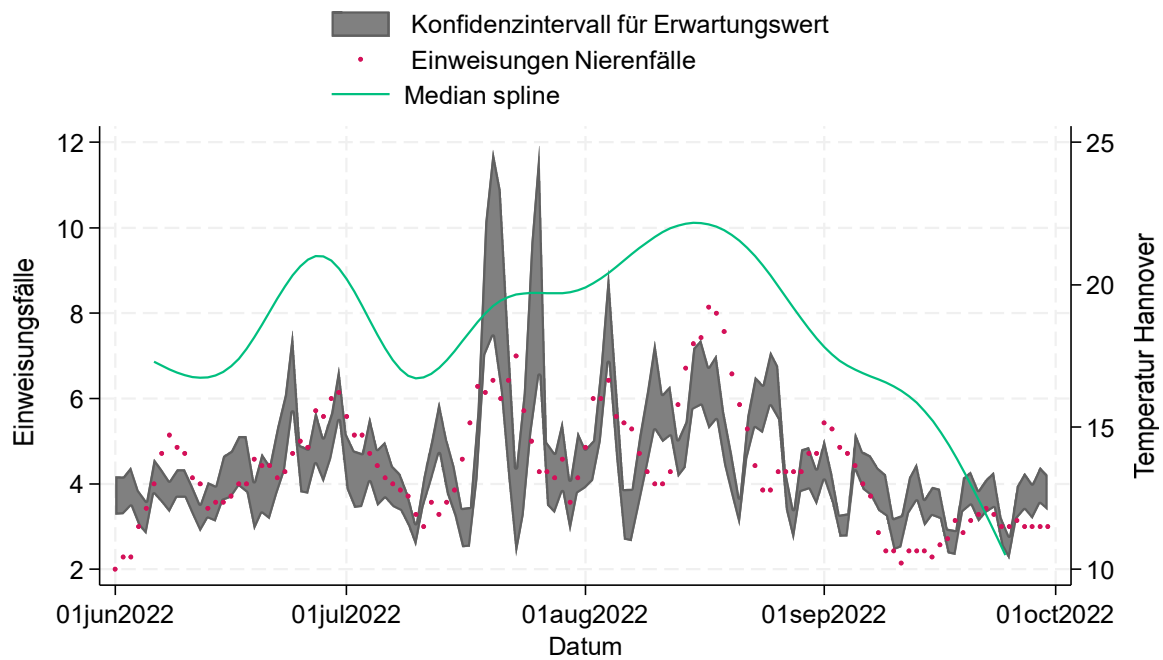


Abbildung 10.19: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen) ; Zeitraum Juni bis September 2022.

Hier ist zu erkennen, dass Spitzen in den Einweisungshäufigkeiten auch von dem Modell aufgefangen werden.

In der Vergrößerung – bzw.: Verringerung des dargestellten Betrachtungszeitraums – zeigen sich im Vergleich der Abbildungen 10.19 und 10.20 auch die Unterschiede in der Anpassung durch das reduzierte Temperaturmodell Mo2:

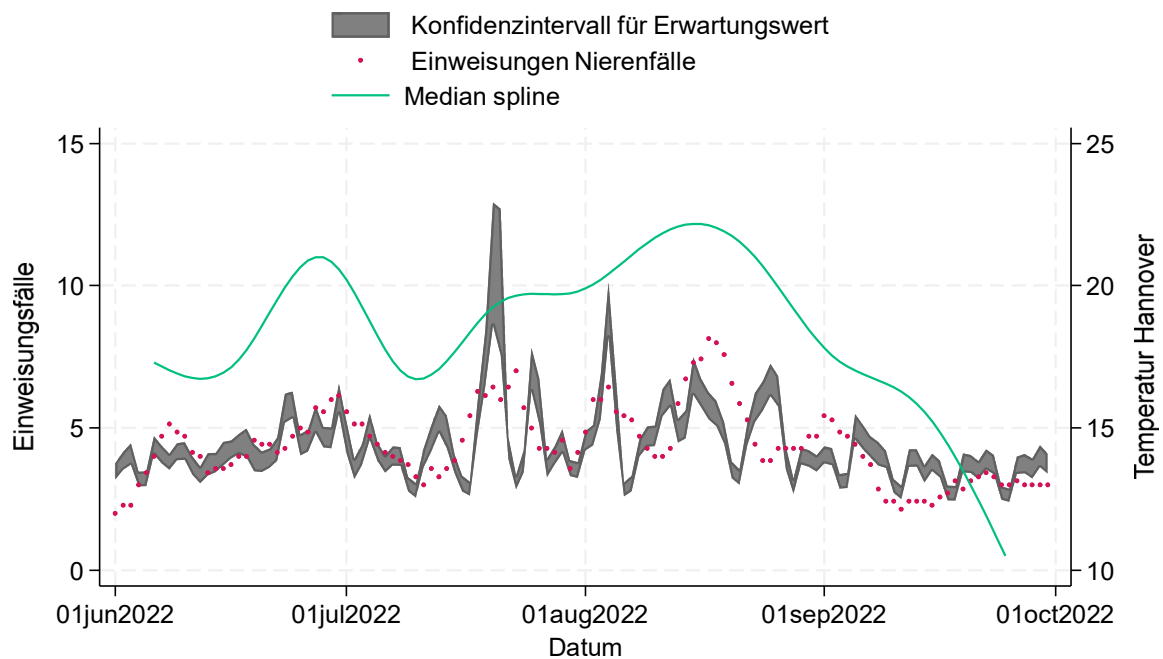


Abbildung 10.20: Notfalleinweisungen für Dehydratation oder Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo2 mit reduzierten Temperaturvariablen (nur eine Vortagestemperatur); Zeitraum Juni bis September 2022.

Speziell an den Peaks erkennt man die unterschiedlichen Anpassungen von Mo1 bzw. Mo2.

Die Einzeldiagnosen Dehydratation bzw. akute Niereninsuffizienz sind in folgende Abbildungen dargestellt (Abbildung 10.21, 10.22):

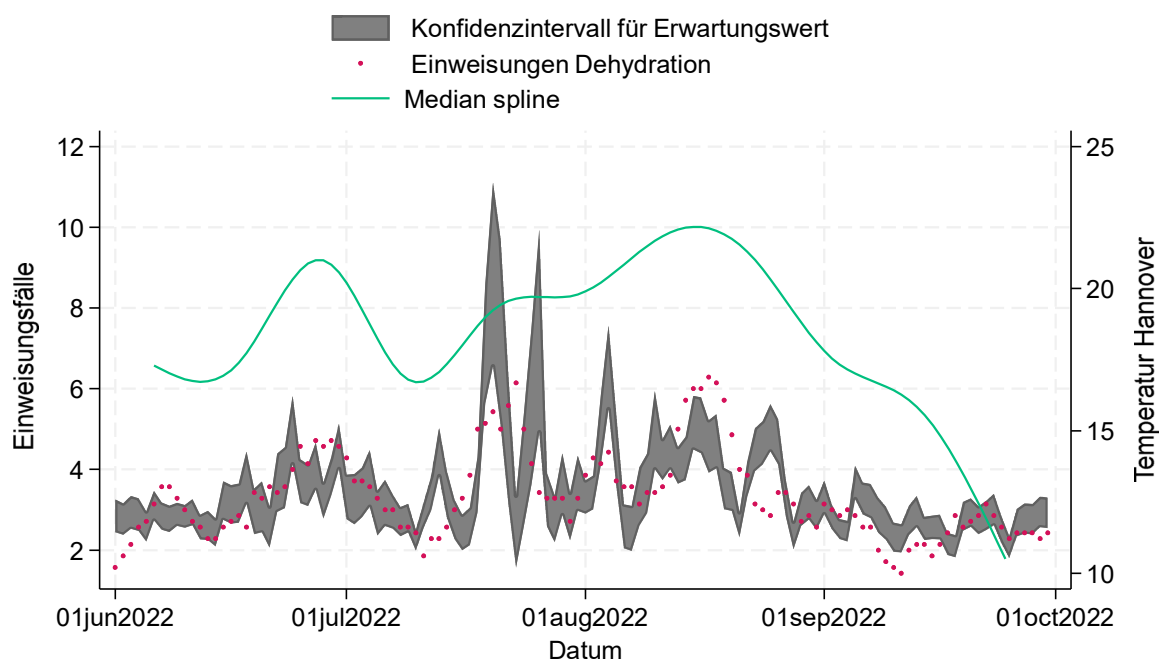


Abbildung 10.21: Notfalleinweisungen für Dehydratation, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen); Zeitraum Juni bis September 2022.

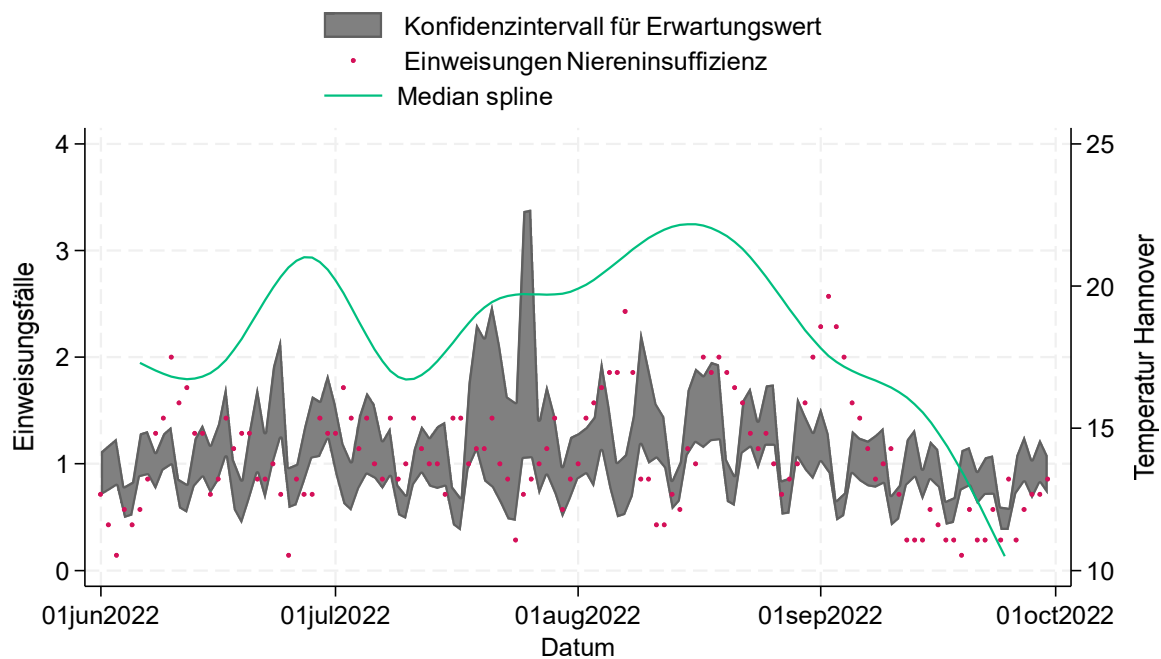


Abbildung 10.22: Notfalleinweisungen für Akutes Nierenversagen, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen) ; Zeitraum Juni bis September 2022.

10.6 Distributed-Lag-Modelle für Frühgeburt oder vorzeitigem Blasensprung – Sommer 2022

Auch die Teilbetrachtung Sommer 2022 weist optisch keine befriedigende Anpassung auf (Abbildung 10.23):

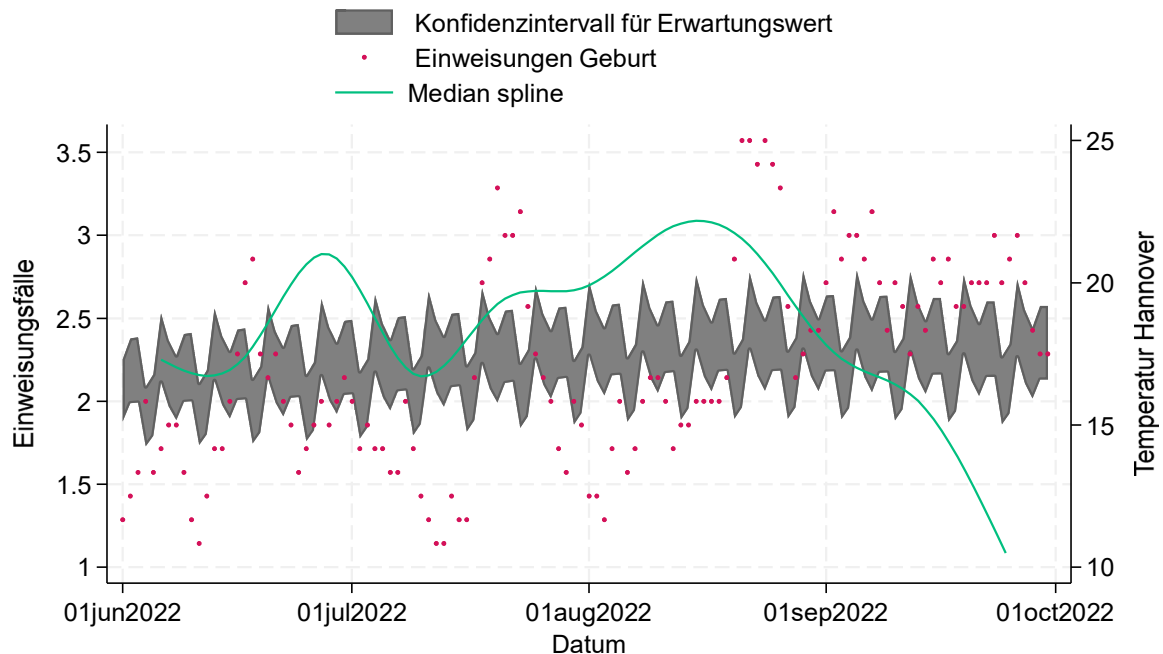


Abbildung 10.23: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo0 ohne Temperaturangaben; Juni bis September 2022.

Man kann über den Zeitraum keinen Trend erkennen; deutlich fallen allein die Unterschiede nach den Wochentage auf – das Wochengangsmuste wiederholt sich entsprechend Woche zu Woche.

Demgegenüber verbreitern sich vor allem die Konfidenzintervalle bei dem deutlich komplexeren Modell Mo1 (Abbildung 10.24):

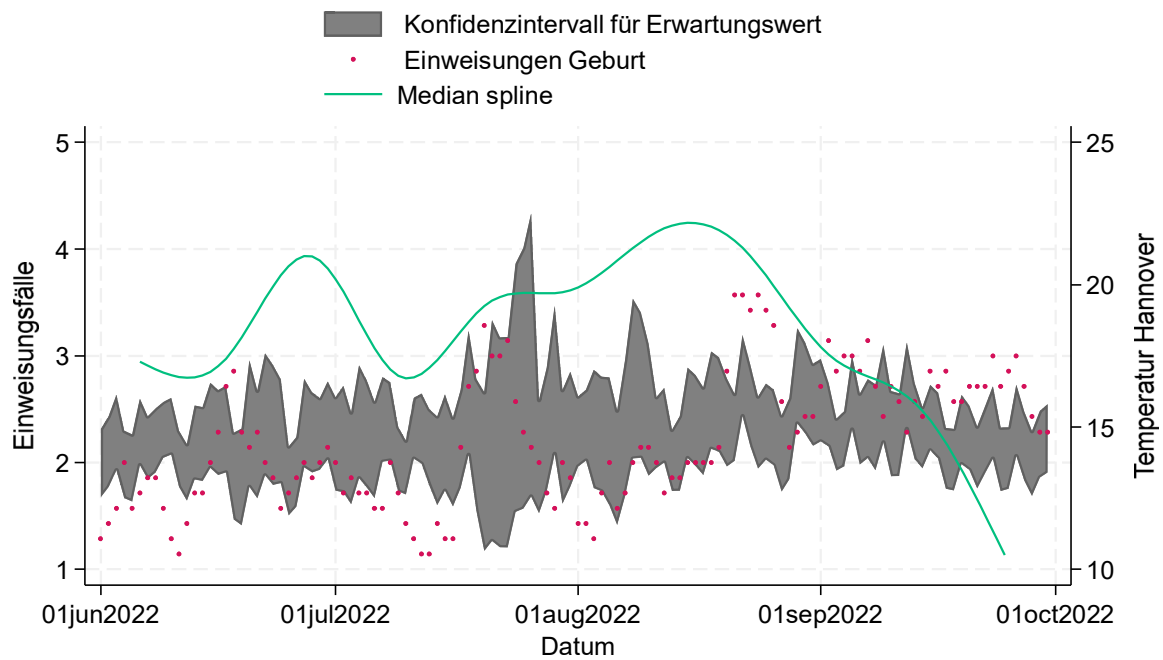


Abbildung 10.24: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo1 mit Temperaturangaben (incl. sechs Vortagestemperaturen); Juni bis September 2022.

Auch hier werden die Spitzen in den Konfidenzintervallen der geschätzten Fallzahlen beim Übergang zu Mo2 geringer.

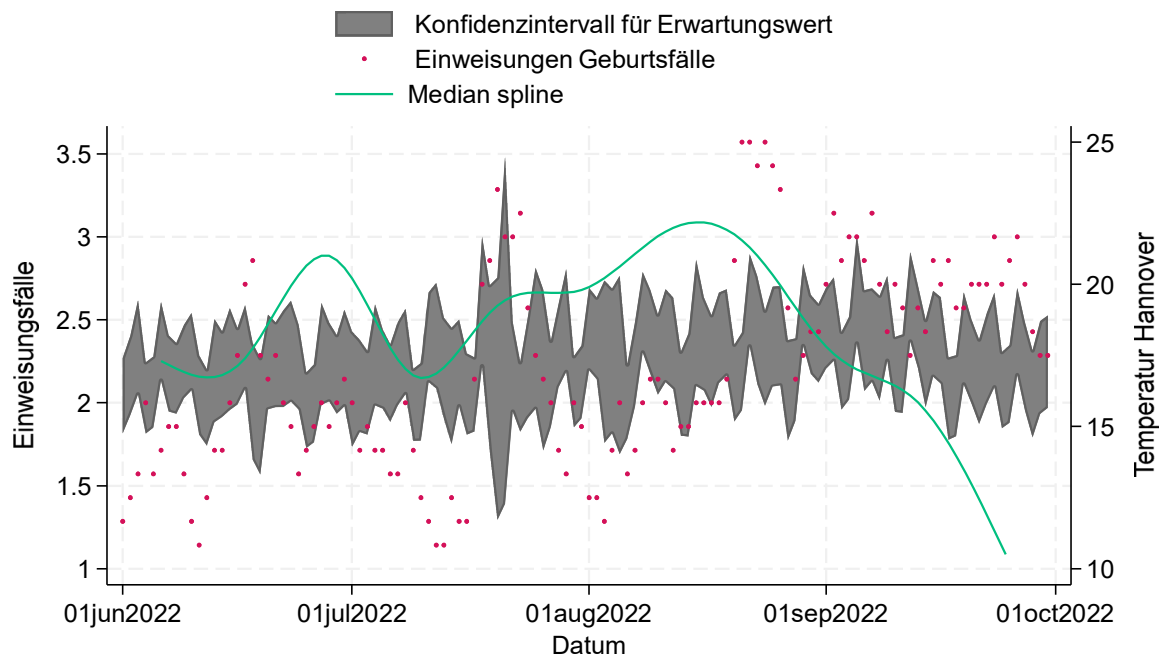


Abbildung 10.25: Einweisungen mit Hauptdiagnose Frühgeburt oder vorzeitiger Blasensprung, Temperatur Hannover sowie geschätzte Fallzahl auf Basis des Modells Mo2 mit reduzierten Temperaturvariablen (nur eine Vortagestemperatur); Juni bis September 2022.

Insgesamt deutet sich kein Temperatureffekt bei der Diagnosegruppe frühzeitiger Blasensprung und Frühgeburt selbst für den Sommer 2022 an (Abbildung 10.25).

10.7 Distributed-Lag-Modelle: Patienten aus stationären Pflegeheimen

Erst die Detailbetrachtung am Beispiel des Sommers 2022 (Abbildungen 10.26 und 10.27) verdeutlicht, dass sich die modellierten Spitzen aufgrund der unterschiedlichen zeitlichen Verzögerungen der Temperatureffekte unterschiedlich über den Beobachtungszeitraum verteilen.

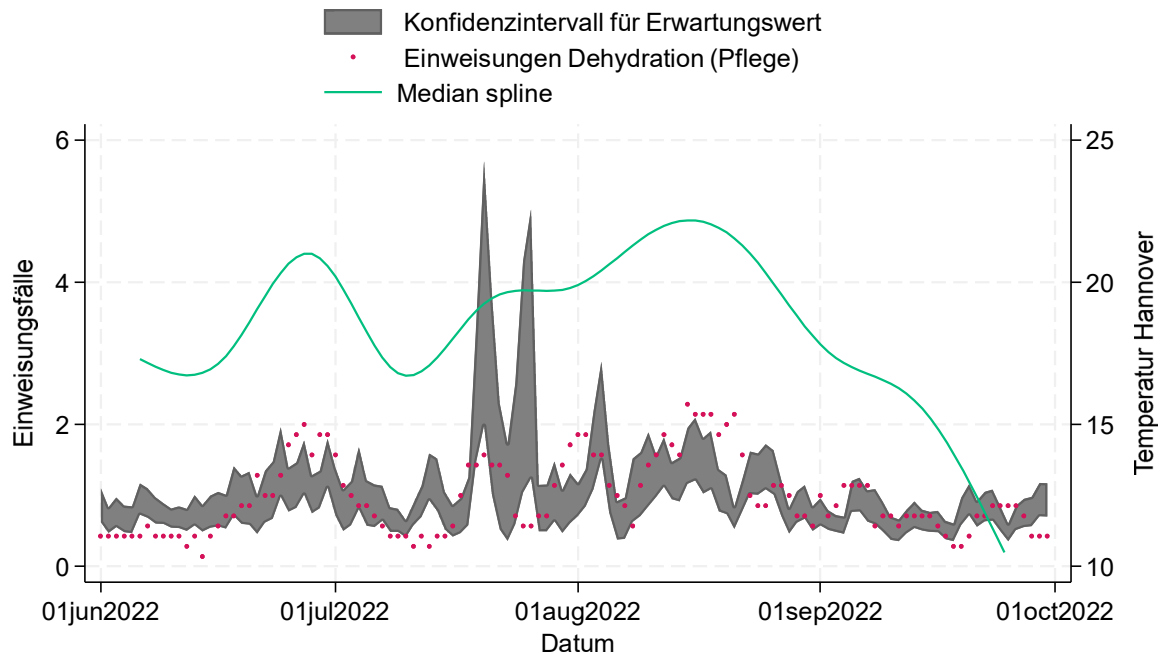


Abbildung 10.26: Notfalleinweisungen von Pflegeheimbewohnern aufgrund von Dehydratation, Tagesmitteltemperatur in Hannover sowie die auf Basis des Modells Mo1 geschätzten Fallzahlen unter Verwendung eines Temperaturmodells mit Berücksichtigung von sechs Vortagestemperaturen; Zeitraum Juni bis September 2022.

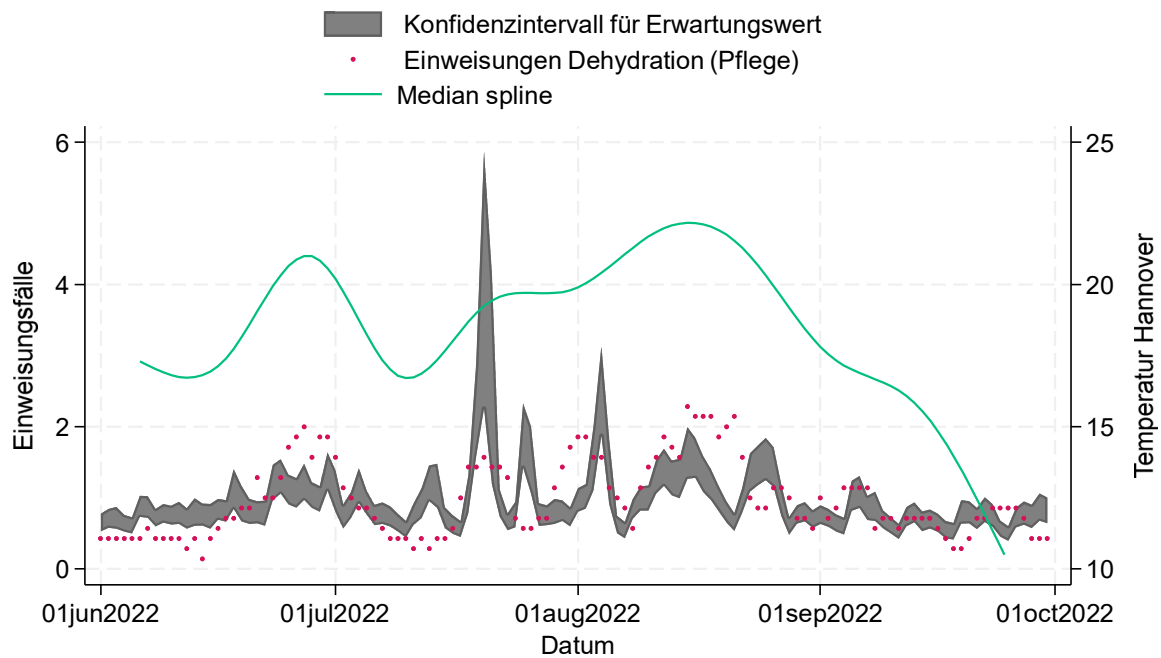


Abbildung 10.27: Notfalleinweisungen von Pflegeheimbewohnern aufgrund von Dehydratation, Tagesmitteltemperatur in Hannover sowie die auf Basis des Modells Mo2 geschätzten Fallzahlen unter Verwendung eines reduzierten Temperaturmodells mit Berücksichtigung ausschließlich der Vortagestemperatur; Zeitraum Juni bis September 2022.

10.8 Konditionale Poisson Modelle: Effekte von der Wahl der Panelvariable auf die Effektschätzungen

Zusätzlich zur im Hauptteil verwendeten Panelvariable „Jahr $\times$ Region“ wurden verschiedene alternative Paneldefinitionen in den konditionalen Poisson-Modellen untersucht, um den Einfluss dieser Modellierungsentscheidung auf die geschätzten Temperatureffekte zu analysieren. Exemplarisch wurde hierfür die Hauptdiagnose Dehydratation ausgewählt, da für diese Diagnose die deutlichsten Hitzeeffekte belegt werden konnten.

Neben der in Kapitel 6 verwendeten Kombination aus Jahr und Region wurden folgende Panelvarianten betrachtet:

- Region: Ausschließliche Verwendung der regionalen Einheit als Panelvariable. Diese Spezifikation entspricht weitgehend dem Vorgehen in der Pilotphase, in der ausschließlich die Landkreiszugehörigkeit berücksichtigt wurde.
- Jahr $\times$ Region $\times$ Wochentag (WTag): Erweiterung der ursprünglichen Kombination aus Jahr und Region um den Wochentag.
- Jahr $\times$ Region $\times$ Wochentag $\times$ Quartal: Weitere Ergänzung der vorgenannten Kombination um das Quartal.

Die daraus resultierenden Effektschätzungen sind in Tabelle 10.1 als Inzidenzratenverhältnisse (IRR) dargestellt. Die Ergebnisse zeigen, dass die geschätzten Temperatureffekte weitgehend unabhängig von der gewählten Paneldefinition sind. Zwischen den betrachteten Modellspezifikationen ergeben sich lediglich geringfügige Unterschiede in den Effektschätzern. Deutlichere Veränderungen zeigen

sich hingegen in der Anzahl und Größe der gebildeten Panels, die von der jeweiligen Definition der Panelvariable abhängen.

*Tabelle 10.1: Vergleich konditionaler Poisson-Modelle für die Hauptdiagnose Dehydratation unter Verwendung verschiedener Paneldefinitionen. Dargestellt sind die geschätzten Inzidenzratenverhältnisse (IRR) für die Temperaturvariablen. Berücksichtigte Regressoren sind Temperatur > 20 °C, Temperatur < 20 °C, Wochentag und Quartal. (***) $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; p-Werte kategorialer Variablen jeweils im Vergleich zur Referenzkategorie.)*

+ Dehydratation (nur Notfälle, Erwachsene)				
Panel	(Region x Jahr)	(Region)	(Region x Jahr x WTag)	(Region x Jahr x Quartal x WTag)
Anzahl der Gruppen	28	4	196	780
Beobachtungen pro Gruppe	364 - 365	2550	52 - 53	12 - 14
Effekt Hitze pro Grad (IRR)	1,16***	1,16***	1,16***	1,16***
Effekt Kälte pro Grad (IRR)	0,99***	0,99***	0,99***	0,99***
Effekte Quartal (Referenz: 4. Quartal)	0,95	0,95	0,95	
	0,96	0,97	0,97	
	0,97	0,97	0,97	
Effekte WTag (Referenz Sonntag)	1,30***	1,30***		
	1,25***	1,25***		
	1,22***	1,22***		
	1,29***	1,29***		
	1,24***	1,24***		
	1,05	1,05		
Effekte Jahr (Referenz 2025)		0,91*		
		0,76***		
		0,87**		
		0,95		
		0,98		
		0,96		
Überdispersion	1.03	1.03	1.02	1.01

11 Literatur

- an der Heiden M (2025a): Hitzebedingte Mortalität in Deutschland 2023 und 2024. *Epid Bull* 2025; 19, 3-9 | [DOI 10.25646/13135](https://doi.org/10.25646/13135)
- an der Heiden M, Buchien S, Winklmayr C (2025b). DAS: Weiterentwicklung und Harmonisierung des Indikators zur hitzebedingten Übersterblichkeit in Deutschland. Umweltbundesamt 2025, Berlin
- Armstrong BG, Gasparrini A, Tobias A. Conditional Poisson models: a flexible alternative to conditional logistic case cross-over analysis. *BMC medical research methodology* 2014; 14 (1), 122
- Asta F et al. Effects of high temperature and air pollution on the risk of preterm births. Analysis in six Italian cities, 2001-2010. *Epidemiologia e Prevenzione* 2019; 43 (2-3), 152-60
- Bo W et al. Association between ambient temperature and hospitalization for renal diseases in Brazil during 2000–2015: A nationwide case-crossover study. *Lancet Reg Health Am* 2021; 6 (0). <https://doi.org/10.1016/j.lana.2021.100101>
- Bobb JF, Obermeyer Z, Wang Y, Dominici F. Cause-Specific Risk of Hospital Admission Related to Extreme Heat in Older Adults. *JAMA* 2014; 312 (24), 2659–67. [doi:10.1001/jama.2014.15715](https://doi.org/10.1001/jama.2014.15715)
- Borg M et al. The impact of daily temperature on renal disease incidence: an ecological study. *Environ Health* 2017; 16 (1), 114. [doi: 10.1186/s12940-017-0331-4](https://doi.org/10.1186/s12940-017-0331-4). PMID: 29078794; PMCID: PMC5659014.
- Brennan M, O’Keeffe ST, Mulkerrin EC. Dehydration and renal failure in older persons during heatwaves-predictable, hard to identify but preventable?, *Age and Ageing* 2019; 48 (5), 615–8, <https://doi.org/10.1093/ageing/afz080>
- Chen T et al. Time-series analysis of heat waves and emergency department visits in Atlanta (1993 to 2012). *Environ. Health Perspect* 2017; 125 (5), Article 057009
- Chersich MF et al. Associations between high temperatures in pregnancy and risk of preterm birth, low birth weight, and stillbirths: systematic review and meta-analysis. *BMJ* 2020; 371, m3811
- Christodoulou N et al. Heatwaves and mental disorders: A study on national emergency and weather services data, *The European Journal of Psychiatry* 2024; 38 (3), <https://doi.org/10.1016/j.ejpsy.2023.100249>
- Dang TA et al. Short-term effects of temperature on hospital admissions for acute myocardial infarction: a comparison between two neighboring climate zones in Vietnam. *Environmental research* 2019; 175, 167-77
- Ejin K et al. Association between extreme temperature and kidney disease in South Korea 2003–2013: stratified by sex and age groups. *Sci Total Environ* 2018; 642 (0). <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.055>
- Fitch A et al. Heat waves and early birth: Exploring vulnerability by individual-and area-level factors. *GeoHealth* 2025, 9 (4), e2025GH001348
- Faurie C et al. Association between high temperature and heatwaves with heat-related illnesses: A systematic review and meta-analysis. *Science of The Total Environment* 2022; 852, 158332, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158332>.

Green HK et al. Rapid estimation of excess mortality: nowcasting during the heatwave alert in England and Wales in June 2011. *J Epidemiol Community Health* 2012; 66 (10), 866-8

Harrell FE. Regression modeling strategies. Springer 2001, New York.

Health Canada (2024). Health Facilities Preparation for Extreme Heat: Recommendations for Retirement and Care Facility Managers. https://www.canada.ca/content/dam/hc-sc/migration/hc-sc/ewh-semt/alt_formats/hecs-sesc/pdf/pubs/climat/health_facilit-instal_sante/health_facilit-instal_sante-eng.pdf

Hopp St, Dominici F, Bobb JF. Medical diagnoses of heat wave-related hospital admissions in older adults. *Preventive medicine* 2018; 110, 81-85.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0091743518300288>

Issa M et al. A heat-health watch and warning system with extended season and evolving thresholds. *BMC public health* 2021; 21 (1), 1-13.

Jiao A et al. The role of extreme heat exposure on premature rupture of membranes in Southern California: a study from a large pregnancy cohort. *Environment international* 2023; 173, 107824

Kriit HK et al. Heat Exposure and the Risk of Emergency Hospitalization in Germany. *Deutsches Ärzteblatt International* 2025; 122 (26)

Kysely J. Mortality and displaced mortality during heat waves in the Czech Republic. *Int J Biometeorol* 2004; 49 (2), 91-7, [doi: 10.1007/s00484-004-0218-2](https://doi.org/10.1007/s00484-004-0218-2). Epub 2004 Jul 29. PMID: 15549422

Lakhoo DP et al. A systematic review and meta-analysis of heat exposure impacts on maternal, fetal and neonatal health. *Nat Med* 2025; 31, 684–94. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-03395-8>

Levy D et al. Referent selection in case-crossover analyses of acute health effects of air pollution. *Epidemiology* 2001; 12, 186–92

Li M et al. Heat waves and morbidity: current knowledge and further direction – a comprehensive literature review. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2015; 12, 5256 – 83.

Liu J et al. Hot weather as a risk factor for kidney disease outcomes: A systematic review and meta-analysis of epidemiological evidence. *Science of the Total Environment* 2021; 801, Article 149806

Lu Y, Zeger SL: On the equivalence of case-crossover and time series methods in environmental epidemiology. *Biostatistics* 2007; 8, 337–44

Matthew B et al. The impact of daily temperature on renal disease incidence: an ecological study. *Environ Health* 2017; 16 (1). <https://doi.org/10.1186/s12940-017-0331-4>

Michelozzi P et al. Surveillance of summer mortality and preparedness to reduce the health impact of heat waves in Italy. *International journal of environmental research and public health* 2010; 7 (5), 2256-73

Paraíso-Pueyo E et al. Hydration and Dehydration Prevention in Nursing Homes: Perspectives, Barriers, and Practices of Care Teams and Managers. *Nutrients* 2026; 18 (4), 630.
<https://doi.org/10.3390/nu18040630>

Robert Koch-Institut. Bericht zur Übersterblichkeit in Deutschland, Berlin: Zenodo 2026. [DOI: 10.5281/zenodo.21670543](https://doi.org/10.5281/zenodo.21670543)

Schifano P et al. Heat and air pollution exposure as triggers of delivery: A survival analysis of population-based pregnancy cohorts in Rome and Barcelona. *Environment International* 2016; 88, 153-9

Schifano P et al. Effect of ambient temperature and air pollutants on the risk of preterm birth, Rome 2001–2010. *Environment international* 2013; 61, 77-87

Schillo S, Weschenfelder AK, Wasem J. Einfluss von Hitze auf die Leistungsanspruchnahme als Indikator für hitzebedingte Morbidität. IBES Diskussionsbeiträge from University of Duisburg-Essen, Institute of Business and Economic Studie (IBES) 2019; 229

Schober P, Vetter Th. Count Data in Medical Research: Poisson Regression and Negative Binomial Regression. *Anesthesia & Analgesia* 2021; 132. 1378-9.
[10.1213/ANE.0000000000005398](https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000005398)

Song J et al. Short-term effects of ambient temperature on the risk of premature rupture of membranes in Xinxiang, China: A time-series analysis. *Sci Total Environ* 2019; 689, 1329-35. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.457. Epub 2019 Jun 28. PMID: 31466169.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S004896971933030X?via%3Dihub>

Sun Y et al. Examining the joint effects of heatwaves, air pollution, and green space on the risk of preterm birth in California. *Environmental Research Letters* 2020; 15 (10), 104099.
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/abb8a3/meta>

Tong S, Wang XY, Guo Y. Assessing the short-term effects of heatwaves on mortality and morbidity in Brisbane, Australia: comparison of case-crossover and time series analyses. *PloS one* 2012; 7 (5), e37500.

Wang J et al. High-resolution modeling and projection of heat-related mortality in Germany under climate change. *Commun Med (Lond)* 2024; 4 (1), 206. doi: 10.1038/s43856-024-00643-3. PMID: 39433977; PMCID: PMC11494177

Weinberger KR et al. Heat warnings, mortality, and hospital admissions among older adults in the United States. *Environment international* 2021; 157, 106834

Winklmayr C et al. Hitzebedingte Mortalität in Deutschland zwischen 1992 und 2021. *Dtsch Arztebl Int* 2022 ;119 (26), 451-7

Wolf J, Armstrong B. The association of season and temperature with adverse pregnancy outcome in two German states, a time-series analysis. *PloS one* 2012; 7 (7) e40228

Wu Y, Li Sh, Guo Y. Space-time-stratified case-crossover design in environmental epidemiology study. *Health Data Science* 2021: 9870798.

Yang D et al. Influence of ambient temperature and diurnal temperature variation on the premature rupture of membranes in East China: A Distributed-Lag nonlinear time series analysis. *Environmental research* 2021; 202, 111145

Yu G et al. Extreme temperature exposure and risks of preterm birth subtypes based on a nationwide survey in China. *Environmental health perspectives* 2023; 131 (8), 087009.

Yüzen D et al. Increased late preterm birth risk and altered uterine blood flow upon exposure to heat stress. *EBioMedicine* 2023; 93: 104651. doi: 10.1016/j.ebiom. 2023.104651. Epub 2023 Jun 22. PMID: 37355458; PMCID: PMC10363435.

Zacharias St. Literaturstudie zum Einfluss des Wetters auf die menschliche Gesundheit. Bundesministerium für Umwelt (Hrsg.) 2012, Freiburg.

Zhang J et al. Association between heatwave exposure and rapid kidney function decline: a longitudinal cohort study from CHARLS. BMC Public Health 2025; 25, 1596.

<https://doi.org/10.1186/s12889-025-22822-0>

Zhang Y, Yu C, Wang L. Temperature exposure during pregnancy and birth outcomes: an updated systematic review of epidemiological evidence. Environmental Pollution 2017; 225, 700-12.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S026974911730074X>