Bericht zum Pilotprojekt: Einfluss des Klimas auf Morbidität / Mortalität – 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) –

November 2025;
Korrektur: März, 2026

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

Inhaltsverzeichnis

0 Zusammenfassung ... 3
1 Hintergrund und Zielsetzung ... 5
1.1 Auswirkungen des Klimas auf die Gesundheit ... 5
1.2 Zielsetzung ... 7
1.3 Studiendesign und Untersuchungspopulation ... 7
1.4 Untersuchungsregion ... 7
1.5 Betrachtete Fälle - Zieldiagnosen ... 9
2 Datenaufbereitung ... 10
2.1 Datenfluss und erforderliche Pseudonymisierung der Abrechnungsdaten ... 10
2.2 Meteorologische Daten - „Expositionsdatei“ ... 11
2.3 Zusammengeführte Dateien und Modifikationen der Ausgangsdaten ... 12
3. Methoden ... 14
3.1 Case-Crossover-Ansatz ... 14
3.2 Poisson-Regressionen für Zeitreihen ... 15
3.3 Auswertungsstrategie ... 17
4. Empirische Ergebnisse ... 19
4.1 Grafische Visualisierung - Verlaufskurven ... 19
4.2 modellgestützte Auswertungen – konditionierte Poissonmodelle ... 21
4.2.1 konditionierte Poissonmodelle für Nierenfälle ... 22
4.2.2 Konditionierte Poissonmodelle für Geburtsereignisse ... 26
4.3 Sensitivitätsanalysen und Fazit für das weitere Vorgehen ... 26
5. Diskussion und Fazit der Pilotphase ... 28
5.1 Vollständigkeit der Fälle ... 28
5.2 Wetterdaten ... 29
5.3 Konsequenzen für die nächste Projektphase - Fazit ... 29
Literatur ... 31

0 Zusammenfassung

Im Juli 2024 startete das Kooperationsprojekt zwischen der AOK Niedersachsen (AOKN) und dem Niedersächsischen Landesgesundheitsamt (NLGA) als Pilotprojekt mit der übergeordneten Zielsetzung der **An**alyse des Einflusses des **Kli**mas auf **M**orbidität und **M**ortalität und den damit verbundenen Herausforderungen für die medizinischen Versorgung. [Kurzbezeichnung „AnKliMM“]. Analysiert wurden dabei mit Blick auf einen möglichen Einfluss des Klimas beziehungsweise des Wetters alle stationären Aufenthalte (gemäß Aufnahmedatum) in 2022 und 2023 von AOK-Versicherten in der Klimaregion „östliches Flachland“, die eine bestimmte Diagnose (Dehydration, Niereninsuffizienz, vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt) aufwiesen. Dabei wurde zwischen elektiven und Notfall-Aufnahmen unterschieden.

Primäre Zielsetzung der Pilotphase war der Vergleich verschiedener methodischer Ansätze hinsichtlich ihrer Praktikabilität für Abrechnungsdaten. Darüber hinaus sollten für Folgeuntersuchungen Hypothesen für eine induktive Analyse spezifischer Zusammenhänge zwischen Klimaereignissen und Morbidität formuliert werden können.

Hierzu sollte zunächst der jahreszeitliche Verlauf von der sich aus den Abrechnungsdaten abgeleiteten Morbidität in Form spezifischer stationärer Aufnahmen untersucht und dabei mögliche Einflüsse von tagesbezogenen Klimadeterminanten, insbesondere Tagestemperatur, explorativ visualisiert sowie modelliert werden. Hierbei sollte auch der zeitliche Verzug „Klimaereignis“ bis zur „Inanspruchnahme von medizinischer Versorgungsleistung“ wenn möglich evaluiert werden.

Bereits vor dem geplanten Projektende zum 30.06.2026 konnte die Pilotphase nach 15 Monaten im September 2025 abgeschlossen und aufbauend auf den gewonnenen Erkenntnissen eine zweite Projektphase mit erweiterten Daten beantragt werden. Die Bewilligung der beantragten zweiten Projektphase durch das niedersächsische Sozialministerium erfolgte am 25.09.2025.

Die folgenden methodischen Ergebnisse der Pilotphase können festgehalten werden:

- Der Modellvergleich legt nahe, sich bei der Falldefinition allein auf Hauptdiagnosen zu beschränken. Zudem sind bei den Einweisungshäufigkeiten auch Wochentageffekte zu berücksichtigen.
- Grundsätzlich erwiesen sich die Poissonmodellansätze als erfolgsversprechend, so dass mit Abschluss der Pilotphase konditionierte Poisson Modelle (mit geeigneter Panel- beziehungsweise Stratifizierungsvariable) favorisiert werden.
- Dabei werden Tagesfallzahlen in Abhängigkeit von zeitabhängigen Einflussgrößen modelliert. Die Überlegung, alternativ wöchentlich aggregierte Fallzahlen zu betrachten, wurde fallengelassen.
- Allerdings konnten komplexere Modelle – etwa mit diversen verzögerten Effekten - mit dem vorliegenden zwei-Jahres-Datensatz nicht stabil geschätzt und gegenübergestellt werden. Insofern war der angestrebte Vergleich verschiedener statistisch-epidemiologischer Auswertungsstrategien mit dem bisherigen Datensatz nur ansatzweise möglich.

Daneben zeigen sich bereits Hinweise auf inhaltliche Ergebnisse, die es jedoch auf einer breiteren Datenbasis zu bestätigen gilt:

- In den statistischen Modellen konnten (bislang) keine Effekte von Hitze auf die Einweisungshäufigkeit bei den Diagnosen Blasensprung und Frühgeburt identifiziert werden.

- Tendenzen für vermehrte Einweisungen im Hitzekontext zeigen sich hingegen deutlich bei Dehydration und Niereninsuffizienz. Subanalysen, die auch verschiedene Altersgruppen berücksichtigen oder auch gezielt Pflegeheimbewohner untersuchen, waren aufgrund zu geringer Fallzahlen allerding statistisch nicht stabil genug.

Auf eine eigenständige Mortalitätsanalyse wurde verzichtet, da die Todesursache unbekannt ist und damit ebenso ein möglicher Zusammenhang mit einer der im Projekt betrachteten Diagnosen. Insgesamt wurde die statistische Power, um mögliche Effekte von Hitze auf die Häufigkeit von diagnosespezifischen Aufnahmen nachzuweisen, als insgesamt zu gering angesehen. Dies hatte verschiedene Gründe:

- Bei den verschiedenen auf der Basis von Haupt- und Nebendiagnosen abgeleiteten Falldefinitionen zeigte es sich, dass auf die Hauptdiagnose eingeschränkte Falldefinitionen eher zu plausiblen Effektschätzungen führten als Falldefinitionen, die die Nennung in einer der Nebendiagnosen berücksichtigten. Fälle auf Basis allein der Hauptdiagnose sind aber seltener, so dass sich die Fallzahl reduzierte.
- Zudem zeigte es sich, dass die Exposition, i.e. die Wetterdaten in den beiden Beobachtungsdaten 2022 und 2023 wenige mehrtägige Hitzeereignisse aufwiesen etwa im Vergleich zu den Jahren 2018 und 2019. Mithin fehlt es an der Variabilität bei der Exposition, was die Identifikation von Effekten erschwert.
- Speziell bei den Diagnosen Blasensprung und Frühgeburt scheinen generelle längerfristige zeitliche Trends bei der ICD-Codierung vorzuliegen, was die Identifikation eines möglichen ebenfalls zeitabhängigen Hitzeeffektes erschwert, da er quasi maskiert wird. Dies müsste abseits der rein epidemiologischen Analysen abgeklärt werden.

Dies führte zu den Vorgaben für die zweite Datenziehung in der anschließenden Projektphase:

- Reduktion der analysierten Fälle allein auf Basis der einschlägigen Hauptdiagnose.
- Ausdehnung der Beobachtungsphase auf die Jahre 2018 – 2024.

Für die sich anschließende Projektphase sollen – aufbauend auf den Methoden und vorläufigen Ergebnissen der Pilotphase – primär folgende Fragen beantwortet werden können:

- Bestätigen sich die Tendenzen, wonach bei den Diagnosen Niereninsuffizienz und Dehydration Temperatureffekte bei den Einweisungen identifizieren lassen, demgegenüber bei den Geburtsereignissen aber nicht?
- Zeigen sich für stationäre Pflegefälle stärker ausgeprägte Effekte?

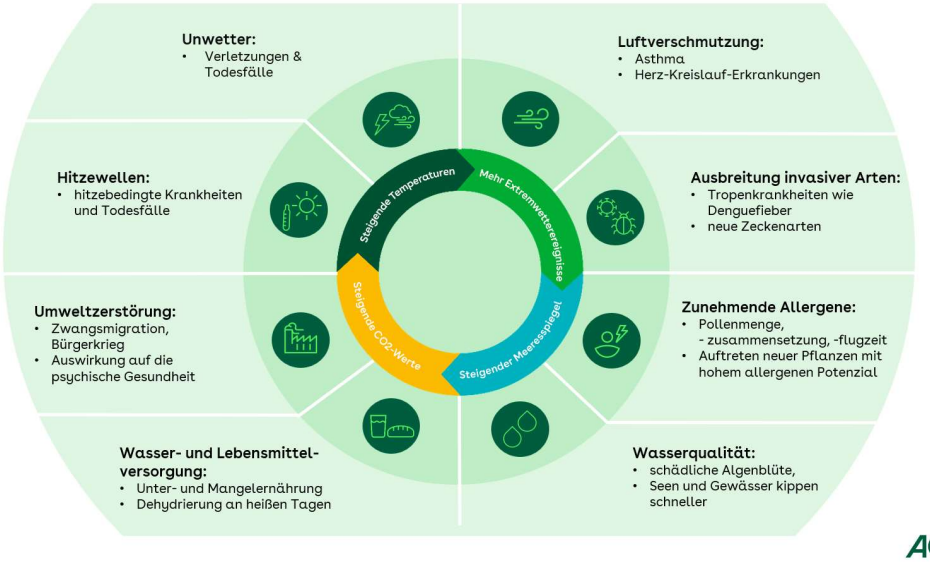
1 Hintergrund und Zielsetzung

1.1 Auswirkungen des Klimas auf die Gesundheit

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

Die Klimastrategie der AOK Niedersachsen befasst sich auch mit Auswirkungen des Klimas auf die Versorgung von Versicherten.

Mögliche Szenarien der gesundheitlichen Auswirkungen von Klima sowie damit zusammenhängender Umwelteinflüsse sind in der Abbildung 1.1 zusammengefasst:



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

Abbildung 1.1: 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 zusätzlichen Grad Celsius bei Hitze deutlich stärker ausgeprägt als bei Kälte.

Dies visualisiert die folgende Abbildung aus Zacharias, 2012:

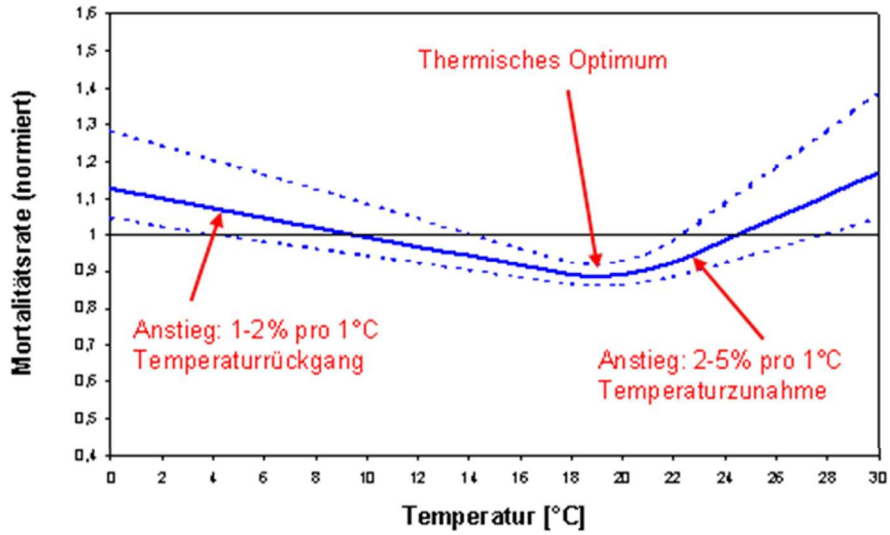


Abbildung 1.2 (Zacharias, 2012): Schematische Mortalitätsrate in Abhängigkeit von der durchschnittlichen täglichen Lufttemperatur (nach einer Meta-Analyse von Yu et al. (2012))

Für Deutschland liegt der „Knickpunkt“ zwischen Hitze- und Kälteeffekt, der somit das „thermische Optimum“ darstellt, bei 20 Grad.

Ein Problem bei der Quantifizierung von Temperatureffekten liegt dabei in der Definition, was unter „temperaturbedingter“ Mortalität beziehungsweise Morbidität zu verstehen ist:

Die Verschlüsselung von Todesursachen sowie Diagnosen bei Behandlungsfällen erfolgt gemäß eines international eingesetzten Codierungssystem (i. d. R. ICD-10). Nur wenige Diagnosen weisenin der ICD einen Hinweis auf auslösende Faktoren auf, wie die unmittelbar temperaturbezogenen Diagnosen T67 – T69. Bei der überwiegenden Mehrheit der Fälle kann nicht von dem Diagnosecode auf Temperaturereignisse geschlossen werden, auch wenn das Temperaturereignis mit einem Krankenhausaufenthalt oder dem vorzeitigen Versterben in kausalem Zusammenhang stünde. Die Betrachtung von spezifischer Mortalität – etwa für Herz-Kreislauf-Erkrankungen oder auch Niereninsuffizienz - kann somit nicht unmittelbar über Fallhäufigkeiten erfolgen, da Behandlungsfälle auch ohne extreme Temperaturereignisse eintreten. Um die Gesamtheit der direkt durch Temperaturereignisse, speziell von Hitzeperioden, bedingten beziehungsweise zuordenbaren Todesfälle zu schätzen, werden vom Robert Koch-Institut (RKI) statistische Schätzmodelle herangezogen, um Übersterblichkeit beziehungsweise Übermortalität zu schätzen. Diese quasi „zusätzlichen Fälle“ lassen sich am besten als attributable Fälle auffassen.

So lässt sich eine Übersterblichkeit sowohl in den Sommer- wie Wintermonaten bei der Betrachtung der Gesamtmortalität modellieren: Während für ganz Deutschland vom RKI sowohl die Übersterblichkeit über das ganze Jahren wie speziell mit Blick auf eine hitzebedingte Übersterblichkeit allein die wärmere Jahreszeit wird (an der Heiden, 2023, 2025) modelliert werden, sind hierzulande bislang wenige Studien zur Morbidität oder auch zur Inanspruchnahme von Leistungen der GKV aufgrund von Klimaereignissen bekannt. Eine der Ausnahmen bildet eine Studie auf Basis von Daten der AOK Rheinland und Hamburg, die die Häufigkeit der Inanspruchnahme von Leistungen der GKV während Hitzetagen mit Kontrollzeitpunkten vergleicht (Schillo, 2019).

1.2 Zielsetzung

Im Rahmen der Kooperation zwischen AOK Niedersachsen und dem NLGA sollte zunächst als Pilotprojekt der jahreszeitliche Verlauf von der sich aus den Abrechnungsdaten abgeleiteten Morbidität in Form spezifischer stationärer Aufnahmen untersucht und dabei mögliche Einflüsse von tagesbezogenen Klimadeterminanten, insbesondere Tagestemperatur, explorativ visualisiert sowie modelliert werden. Hierbei war auch der zeitliche Verzug „Klimaereignis“ bis zur „Inanspruchnahme von medizinischer Versorgungsleistung“ zu evaluieren. Verschiedene methodische Ansätze sollten im Hinblick auf ihre Praktikabilität für diese Sekundärdaten evaluiert werden.

In Anschluss an die Pilotphase sollten Hypothesen für eine induktive Analyse für spezifische Zusammenhänge zwischen Klimaereignissen und Morbidität formuliert werden, die dann in einer folgenden Projektphase aufgegriffen und inferenzstatistisch überprüft werden könnten.

1.3 Studiendesign und Untersuchungspopulation

Es wurden Routine-Krankenhaus-Abrechnungsdaten der AOKN (Krankenhausaufnahmen, Aufnahmediagnosen etc.) sowie parallel verfügbare meteorologische Daten im Jahresverlauf (tägliche Auflösung) analysiert.

Im Einzelnen handelte es sich um eine retrospektive Datenanalyse von AOKN-Routineabrechnungsdaten der Jahre 2022 und 2023. Die explorativ-deskriptiven Auswertungen der Pilotphase beschränken sich auf stationäre Falldaten,

Eingeschlossen werden Krankenhausaufnahmen vom 01.01.2022 bis 31.12.2023, alle Altersstufen, Männer sowie Frauen.

Für die Auswertungen wurden anhand der Stammdaten nur Fallmeldungen der Patientinnen und Patienten herangezogen, die zum Stichtag 31.12.2022 bei der AOKN versichert, in der gemäß Kapitel 1.4 eingegrenzten Untersuchungsregion wohnhaft waren sowie mindestens eine der in Kapitel 1.5 definierten Diagnosen – als Haupt- oder Nebendiagnose hatten.

1.4 Untersuchungsregion

Das Flächenland Niedersachsen kann in verschiedene „Klimaregionen“ unterteilt werden, für die auch der Zusammenhang zwischen meteorologischen Daten und gesundheitlichen Outcomes differieren kann. Die Auswertungen wurden somit zunächst auf eine Klimaregion beschränkt. Zum Zeitpunkt der ursprünglichen Projektkonzipierung wurde die folgende Eingruppierung verwendet:

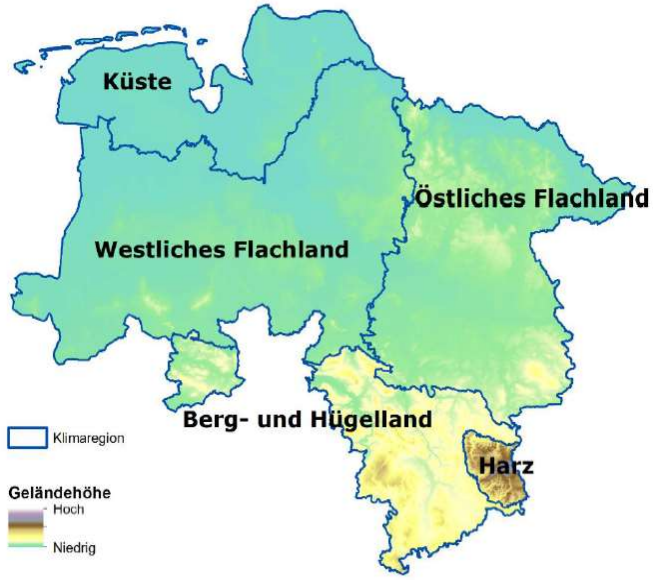


Abbildung 1.3: Klimaregionen in Niedersachsen (Alte Einteilung bis 2023)

Neben der Forderung, dass Untersuchungsgebiet innerhalb einer dieser Klimaregionen liegen müsse, sollte zudem auch eine vergleichbare regionale Versorgungsstruktur in dem Untersuchungsgebiet bestehen.

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 1,17 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 „subkontinentale Region“ zugeordnet[1]:

[1] https://nibis.lbeg.de/DOI/dateien/Geofakten_43_2023_Text_4.pdf

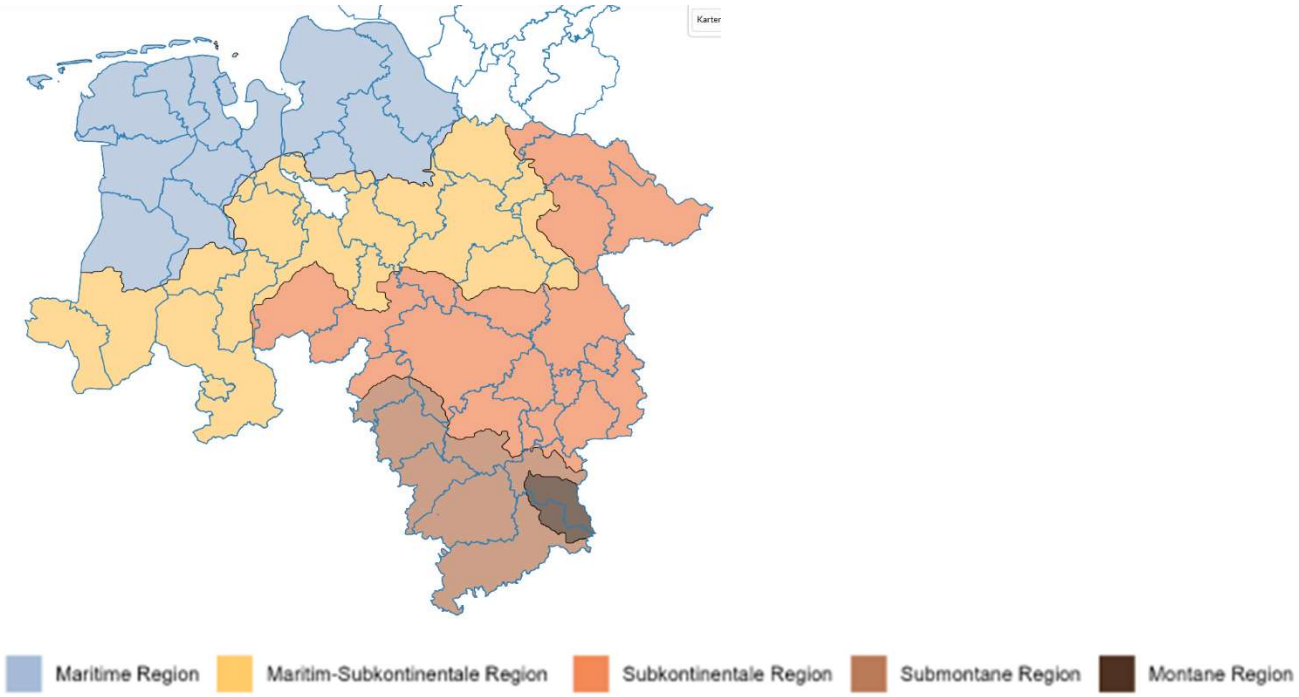


Abbildung 1.4: Klimaregionen in Niedersachsen (aktuelle Einteilung)

1.5 Betrachtete Fälle - Zieldiagnosen

Im Vergleich der Zeitreihe der Tagesmittelwerte der Klimazone sollte die zeitliche Entwicklung der Häufigkeit und Dauer von Krankenhausaufenthalten explorativ ausgewertet werden. Auch wenn international diverse Diagnosen in Abhängigkeit zu der Außentemperatur und speziell im Kontext von Hitzewellen (Hopp, 2018) diskutiert werden, beschränkte sich das Projekt auf zwei Diagnosegruppen, die im Kontext Hitzewellen aktuell diskutiert werden sowie auch mit Blick auf möglich Präventions- beziehungsweise Aufklärungsarbeit geeignet erscheinen:

- Volumenmangel beziehungsweise Dehydration (ICD-10 E86) oder akutes Nierenversagen (ICD-10 N17), siehe zum Beispiel Schillo, 2019, für Volumenmangel E86 beziehungsweise Nidens, 2023, für Nierenerkrankungen allgemein. Hier wird speziell auf die Gruppe der älteren Patienten, insbesondere über 85jährigen, Bezug genommen. Besonderes Augenmerk liegt auf Pflegeheimbewohnerinnen / -bewohnern, da hier ein Einfluss klimatischer Bedingungen besonders vermutet wird.
- Vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42) sowie Frühgeburten (ICD-10 O60.1 & O60.3), siehe zum Beispiel Schiffano 2013, 2016; Asta, 2019; Sun, 2020; Song, 2019; Zhang, 2017. Hiermit wird eine Diagnosegruppe betrachtet, die ausschließlich die jüngeren weiblichen Versicherten betrifft.

Die explorativ-deskriptiven Auswertungen der Pilotphase beschränkten sich auf stationäre Falldaten; im Vergleich zu ambulanten Abrechnungsdaten sind sie zeitlich schneller verfügbar, so dass sie ggf. auch bei einem nachfolgenden „zeitnahen Monitoring“ verwendet werden könnten.

Die Falldefinitionen zur klinischen Morbidität erfolgte sowohl über die Hauptdiagnose wie auch über sonstige dokumentierte Diagnosen.

2 Datenaufbereitung

2.1 Datenfluss und erforderliche Pseudonymisierung der Abrechnungsdaten

Dem NLGA wurde ein von der AOK aufbereiteter Datensatz auf Einzelfallebene zur Verfügung gestellt. Darin enthalten waren alle in 2022 oder 2023 eingewiesenen stationären Aufenthalte von Männern oder Frauen, bei denen mindestens eine der Zieldiagnosen gestellt wurde und die zum 31.12.2022 in der Untersuchungsregion wohnten (Hauptwohnsitz). Daten von Diversen werden nicht übermittelt, da hier zu geringe Fallzahlen bei geschlechtsspezifischen Analysen zu erwarten sind.[2] Dabei wurden personenbezogene Informationen, wenn möglich, aggregiert oder vergröbert.

Die zu analysierenden Daten umfassten primär Informationen, die im Rahmen der Abrechnung von stationären Leistungen nach § 301 SGB V von den Krankenhäusern an die Krankenkassen übermittelt werden. Grundlage für die Analysen war ein aufbereiteter Datensatz auf Einzelfallebene. Darin enthalten waren die jeweils abgeschlossenen stationären Aufenthalte von Männern oder Frauen, bei denen eine der genannten Diagnosen als Aufnahme- oder Hauptdiagnose gestellt wurde.

Alle Fall-Datensätze wurden mit einer individuellen nicht-sprechenden Patienten-Identifikationsnummer versehen, so dass neben reinen aggregierten Fallanalysen auch patientenbezogene Analysen möglich waren. Das NLGA erhielt keine Klarnamen und nicht die reale Versicherungsnummer des Patienten. Da im Vorfeld etwaige regionale Auswertungen als sinnvoll angesehen wurden, um das lokale Krankheitsgeschehen auf Kreisebene näher zu betrachten, wurde auch eine nicht-sprechende Identifikationsnummer für das Krankenhaus mitgeführt.

Im Einzelnen wurden aus den stationären Abrechnungsdaten folgende Informationen übermittelt (vgl. dazu im Anhang: Datenfluss der Abrechnungsdaten):

- Fall-Identifizierungsnummer [ID]: weder sprechende ID noch die KV-Abrechnungsziffer; allein eine laufende Nummer wird für etwaige Rückfragen zu den Datensätzen mitübertragen.
- Analog Patienten-Identifizierungsnummer
- Identifikationsnummer des Krankenhauses, ebenfalls als laufende Nummer
- Aufnahmedatum / Entlassungsdatum: Es wurde das Datum der Aufnahme sowie die stationäre Behandlungsdauer übertragen.
- Angaben zum Vitalstatus: Bei stationär oder innerhalb von 28 Tagen nach Entlassung poststationär verstorbenen Patienten wurde das Todesdatum übermittelt.
- Haupt- und Nebendiagnosen.

Diese Daten wurden durch patientenbezogene Stammdaten ergänzt (nur Angaben von Patienten, die einen der definierten stationären Aufenthalte hatten; Verknüpfung über Patienten-Identifikationsnummer):

- Soziodemografische Angaben: Geschlecht (männlich oder weiblich) und Alter (zum 31.12.22).
- Angabe zu Aufenthalt in einer stationären Pflegeeinrichtung (zum 31.12.22).
- Wohnort: Angabe von einer der fünf Kommunen (Stadt, Landkreis oder Region) des Untersuchungsgebietes sowie des amtlichen Gemeindeschlüssel, um innerhalb der Region Hannover zwischen Stadt und ehemaligem Landkreis Hannover zu differenzieren.

[2] Eine Darstellung von Statistiken von allen Patienten sowie nur von den männlichen sowie den weiblichen Patienten würde unmittelbar eine entsprechende Statistik für diverse Patienten ermöglichen.

Die Verarbeitung am NLGA der von der AOK im September 2024 übermittelten Originaldaten wurde im Juli 2025 beendet. Die daraus erstellten Dateien werden nach Ende der auf die Pilotphase (Bericht) folgenden 10-jährige Aufbewahrungspflicht (zur Überprüfbarkeit sämtlicher Analysen) gelöscht.

2.2 Meteorologische Daten - „Expositionsdatei“

Tagesbezogene meteorologische Daten, die den zeitlichen Verlaufskurven der stationären Morbidität gegenübergestellt wurden, stammen von den Messstationen des Deutschen Wetterdienstes (DWD). Der DWD unterhält in der Untersuchungsregion an verschiedenen Standorten Wetterstationen, insbesondere an drei Standorten für das „Hauptamtliche Stationsnetz“ mit insgesamt 207 Stationen deutschlandweit (Stand 01.07.22). I.e.

- 02014: Hannover-Flughafen, Region Hannover
- 05715: Wunstdorf, Region Hannover
- 00660 – 00662: Braunschweig, Stadt Braunschweig

Für diese DWD-Stationen liegen für den Untersuchungszeitraum entsprechende Werte in unterschiedlichen zeitlichen Auflösungen, u.a. täglich (Tages-Mittelwert), vor[3]. Für das Hauptamtliche Stationsnetz wurden definitionsgemäß keine innerstädtischen Klimastationen herangezogen.

Von den Stationen wurde die Station Hannover als Referenz gewählt, und somit die Werte dieser Station den Fallzahlen zu stationären Aufnahmen gegenübergestellt.

Neben der mittleren Tagestemperatur werden in der Literatur auch andere Parameter betrachtet, insbesondere die Tageshöchsttemperatur oder auch die sogenannte „gefühlte Temperatur“, in die Angaben zur Luftfeuchtigkeit eingehen. Auf einen einzelnen Tag bezogen gibt es folgende Klimatologische Kenntage (gemäß DWD Wetterlexikon):

- Sommertag: Tagesmaximaltemperatur >= 25 Grad Celsius,
- Hitzetag: Tagesmaximaltemperatur >= 30 Grad Celsius,
- Wüstentag: Tagesmaximaltemperatur >= 35 Grad Celsius,
- Tropennacht: Tagesminimaltemperatur >= 20 Grad Celsius.

Eine einheitliche Definition für eine Hitzewelle, die über mehrere Tage besteht, gibt es nicht. Eine für Mitteleuropa verwendete Methode der Auswertung geht auf den tschechischen Meteorologen Jan Kysely zurück, diese einzelnen Tage der Hitzewelle werden Kysely-Tag genannt[4]:

> *„Eine Hitzewelle wird festgestellt, sobald an mindestens drei Tagen in Folge die Maximaltemperatur 30 °C überschreitet und hält so lange an, wie die mittlere Maximaltemperatur über die gesamte Periode über 30 °C bleibt und an keinem Tag eine Maximaltemperatur von 25 °C unterschritten wird.“*

Eine gerade für Auswertungen von Verlaufskurven einfachere Festlegung einer Hitzewelle ist mit der Festlegung „Hitzetage an mindestens drei aufeinander folgenden Tagen“ erfüllt; hierbei würde die Hitzewelle mit dem Tag enden, bei dem die Tagesmaximaltemperatur unterhalb der 30 °C-Marke fällt.

[3] S. https://www.dwd.de/DE/leistungen/cdc/climate-data-center.html;jsessionid=E22D2210BB9BF07236848C142304FBE1.live21061?nn=17626

[4] https://de.wikipedia.org/wiki/Hitzewelle

2.3 Zusammengeführte Dateien und Modifikationen der Ausgangsdaten

2.3.1 Zusammenführen der Ausgangsdateien

Fall- beziehungsweise patientenbezogene Daten der AOK wurden über die Patienten-Identifikationsnummer verknüpft. Anschließend wurden an jeden Falldatensatz die Klimaparameter des Aufnahmetages angefügt. Diese schrittweise Zusammenführung verdeutlich die folgende Abbildung:

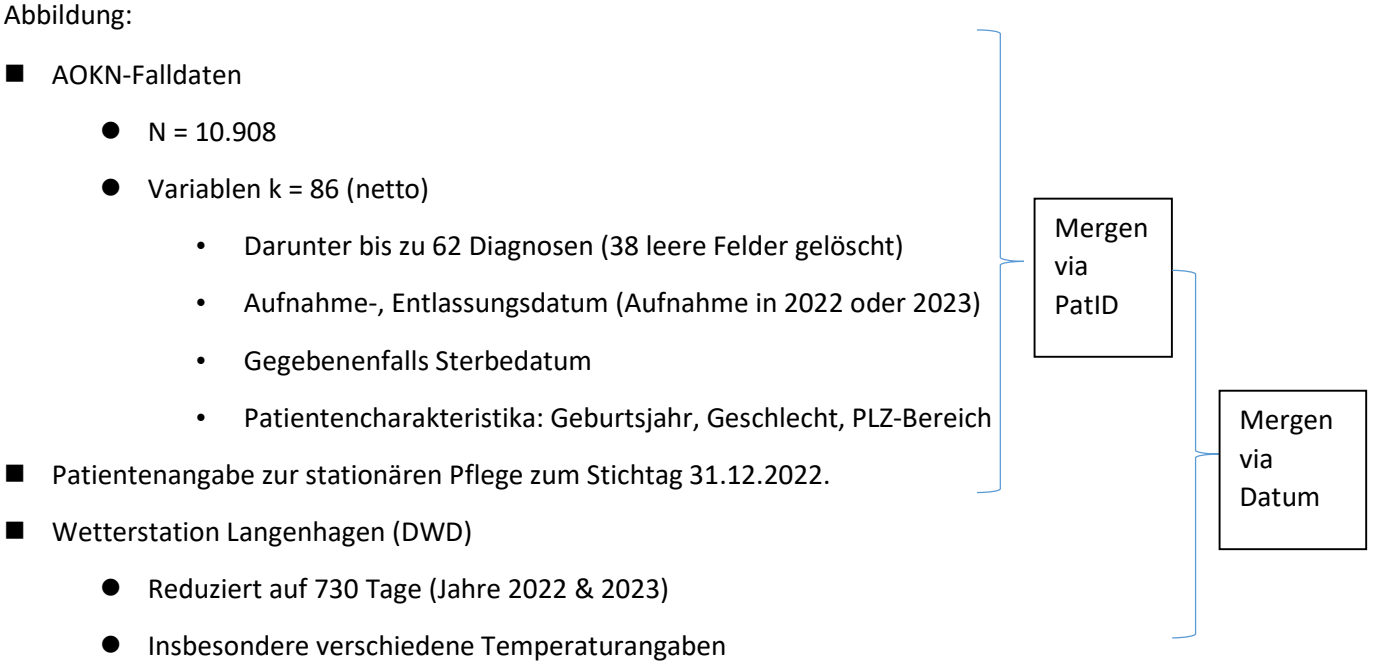


Abbildung 2.1: Schema der Zusammenführung („Mergen“) der verschiedenen Ausgangsdateien

Letztlich resultierte aus dem Vorgehen eine erweiterte Falldatei, bei der zum einen das Patientenmerkmal „stationäre Pflege“ sowie zum anderen meteorologische Daten zum Aufnahmedatum ergänzt wurden.

2.3.2 Falloperationalisierungen

Unmittelbar sind für die vier Zieldiagnosen acht „Falldefinitionen“ evident: Die Nennung der jeweiligen Diagnosen zum einen als Hauptdiagnose, zum anderen in irgendeinem der Diagnosefelder.

Da bei jedem einzelnen stationären Fall bis zu 62 Diagnosen aufgeführt sind, werden viele Fälle mehreren der vier zu betrachtenden Diagnosen zugeordnet. Insbesondere korrelieren stark einerseits das Auftreten der Diagnosen Niereninsuffizienz und Dehydration sowie andererseits Frühgeburt und vorzeitiger Blasensprung. Um die Fälle schärfer abzugrenzen, wurde bei den betrachteten Falldiagnosen verstärkt auf die vergebenen (eindeutige) Hauptdiagnose referenziert. Folgende Falldefinitionen wurden gebildet und in den nachfolgenden Analysen betrachtet:

- Cases_Geburt := Diagnose vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt (irgendwo),
- Cases_Geburt1 := Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung oder Frühgeburt (irgendwo)
- Cases_Geburt2 := Hauptdiagnose vorzeitiger Blasensprung oder Hauptdiagnose Frühgeburt
- Cases_Niere := Diagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration (irgendwo)
- Cases_Niere1 := Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration (irgendwo)
- Cases_Niere2 := Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Hauptdiagnose Dehydration

2.3.3 Verdichtung der fallbezogenen Daten auf Dateien zu Fallhäufigkeiten pro Tag

Während die in Kapitel 2.3.1 beschriebene Datei nach wie vor fallbezogen war, i.e. ein Fall pro Zeile, erforderten einige Analysen tagesbezogene Daten, i.e. pro Zeile ist ein Tag mit aufgetretenen Fallhäufigkeiten sowie Tagestemperaturen wiedergegeben.

Hierzu musste die Falldatei entsprechende für die jeweils zu betrachtenden Fällen – abhängig von den Falldefinitionen aus Kapitel 2.3.2 wie auch für verschiedenen Patientencharakteristika (Altersgruppe, Pflegestatus) - verdichtet werden. Hierbei war darauf zu achten, dass auch Tage, bei denen keine der Fälle aufgetreten sind, dennoch (mit 0 Fällen) aufgeführt sind.

Die folgende Abbildung zeigt einen Ausschnitt aus einer derartigen tagesbezogenen Datei, wobei die Variable „Cases“ die Anzahl der jeweiligen Fälle pro Tag – abhängig von der verwendeten Falldefinition - angibt:

	Cases_...	aufn	landkreis	Cases	wtag	quartal	jahr	panel	TMK	TXK	TNK	Sommert...	Hitzetag	W
1	1	01jan2022	3000	0	6	1	2022	3000	12.4	13.8	10	0	0	
2	1	02jan2022	3000	1	0	1	2022	3000	11.6	13.6	9.3	0	0	
3	1	03jan2022	3000	2	1	1	2022	3000	9	10.8	6.2	0	0	
4	1	04jan2022	3000	2	2	1	2022	3000	6.4	8.1	3.3	0	0	
5	1	05jan2022	3000	3	3	1	2022	3000	3.5	5.2	1.3	0	0	
6	1	06jan2022	3000	1	4	1	2022	3000	1.5	4.6	-2.4	0	0	
7	1	07jan2022	3000	0	5	1	2022	3000	2.5	4	1	0	0	
8	1	08jan2022	3000	2	6	1	2022	3000	2.2	3.7	.3	0	0	
9	1	09jan2022	3000	0	0	1	2022	3000	3.8	5.3	1.8	0	0	
10	1	10jan2022	3000	0	1	1	2022	3000	3.4	5.6	-.1	0	0	
11	1	11jan2022	3000	2	2	1	2022	3000	1	3.8	-2.2	0	0	
12	1	12jan2022	3000	0	3	1	2022	3000	2.6	4.6	.7	0	0	

Abbildung 2.2: Tagesbezogene Auswertedatei - Auszug

3. Methoden

Da vorab keine Hypothesen formuliert wurden, sondern die spezifischen Auswertemöglichkeiten selbst anhand des Probedatensatzes im Rahmen der Pilotphase noch evaluiert werden sollten, war eine detaillierte Powerkalkulation im engeren Sinne vor dem Projektstart nicht notwendig.

Neben deskriptiven Verfahren und der Darstellung der Fallzahlen in geglätteten Verlaufskurven werden verallgemeinerte Lineare Modelle verwendet, auch um den Einfluss von Patienten- oder auch Versorgungscharakteristika zu berücksichtigen. Schließlich sind (komplexe) Modelle für den Beleg von Temperatureffekten notwendig; eine reine Betrachtung von Verlaufskurven ist nicht zielführend, da eine nicht-hypothesengeleitete retrospektiven Betrachtung derartiger Verläufe beliebig interpretiert werden können. A priori aufgestellte Modelle erlauben hingegen die unverzerrte Schätzung von Effekten.

Bei den Modellen ist zu unterscheiden, ob sie auf die ursprüngliche Falldaten selbst oder aber auf die aggregierten tagesbezogenen Fallzahlen (s. Kapitel 2.3.3) angewendet werden.

Für den ersten Fall können über den Case-Crossover-Ansatz logistische Regressionsmodelle berechnet werden, der zweite Ansatz wird anhand von Regressionsmodelle für eine Zeitreihe von Zähldaten, insb. der Poissonregression, aufgegriffen. Beide Ansätze sind grundsätzlich in ihren Ergebnissen weitgehend äquivalent (Tong, 2021).

3.1 Case-Crossover-Ansatz

Die Idee hinter diesem Ansatz ist, dass die potentiellen Einflussgrößen zum Zeitpunkt des Falles mit denen von „Eigenkontrollen“ derselben Person zu anderen Zeitpunkten verglichen werden mit der impliziten Fragestellung: „Warum tritt das Krankheitsereignis bei der Person gerade zu diesem Zeitpunkt auf und nicht früher oder später?“. Zeitunabhängige persönliche Merkmale werden dabei durch die Eigenkontrolle heraus konditioniert. Die mit diesem Ansatz verknüpfte Auswerteroutine ist die der bedingten logistischen Regression. Die Regressoren sind dabei zeitabhängig, wie eben Temperaturdaten.

Zentral für diesen Ansatz ist die Wahl der zeitlichen Eigenkontrolle: Werden zu große Zeitabstände gewählt, ist die Annahme, dass Patientencharakteristika zu den beiden Zeitpunkten als identisch anzunehmen sind und somit heraus konditioniert werden können, kritisch zu hinterfragen, bei zu kurzen Zeitperioden können systematische Verzerrungen die Folge sein. Hier wäre beispielsweise darauf zu achten, dass Einweisungs- und Kontrolltag auf denselben Wochentag fallen. Grundsätzlich ist auch zu hinterfragen, ob die Kontrollen zeitlich vor- oder nachgelagert sind. Bei der Analyse von Mortalitätsdaten sind zeitlich nachgelagerte Kontrollzeitpunkt beispielsweise nicht sinnvoll. Die Abbildung 3.1 illustriert die Problematik.

Für die beiden Zieldiagnosen vorzeitiger Blasensprung sowie Frühgeburt, die beide den „Gesundheitszustand Schwangerschaft“ voraussetzen, da die Dauer der Schwangerschaft beziehungsweise der Entwicklungsgrad des Fötus abhängt, erscheint der Ansatz aus inhaltlichen Gründen weniger geeignet zu sein.

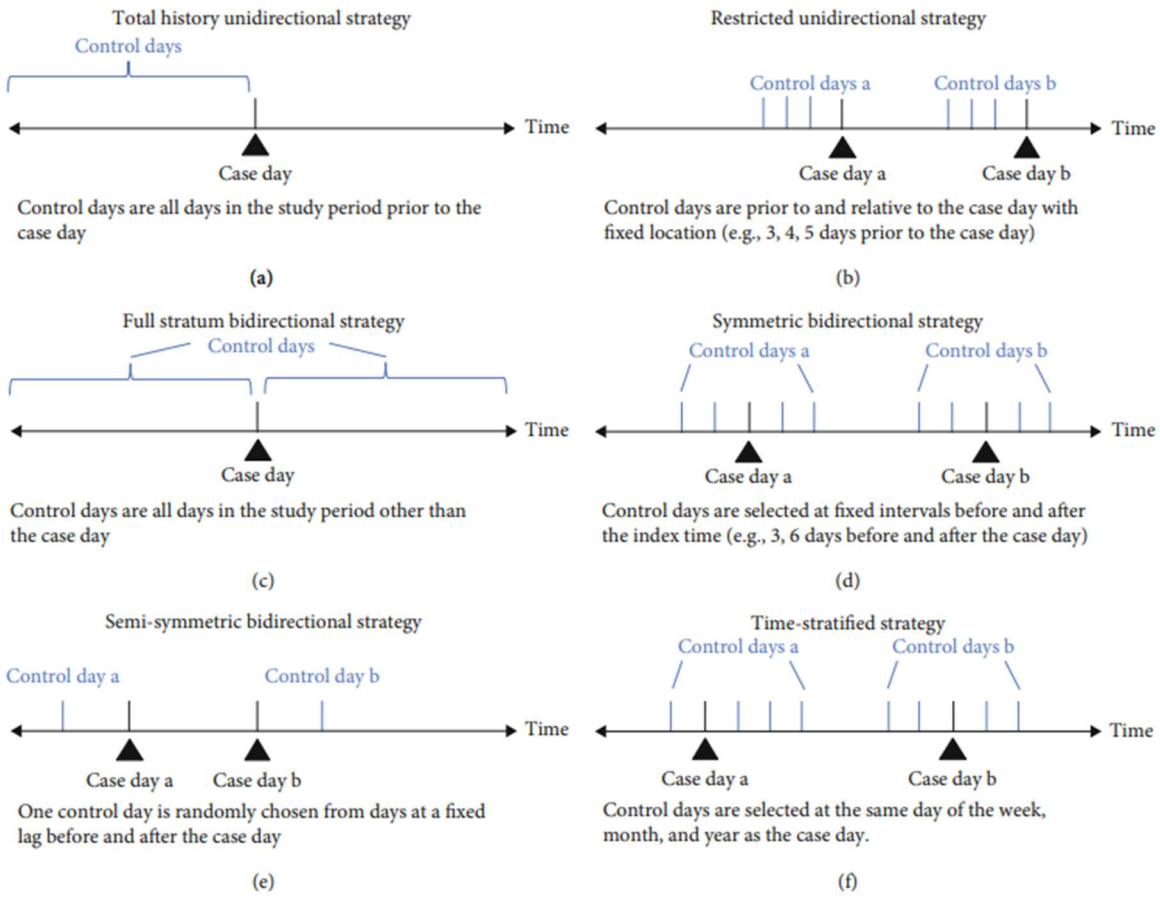


Abbildung 3.1: Strategien zur Auswahl von Kontrolltagen bei einer Case-Crossover Studie (Wu, 2021)

3.2 Poisson-Regressionen für Zeitreihen

Im Rahmen von verallgemeinerten Linearen Modellen werden die täglichen (logarithmierten) Fallzahlen als Regressand in Abhängigkeit von verschiedenen Einflussgrößen, den Regressoren, modelliert. Die einfachste Verteilungsannahme für Zähldaten bei seltenen Ereignissen ist die Annahme von Poisson-verteilten Fallzahlen; die Poisson-Verteilung ist einparametrisch und Erwartungswert und Varianz sind identisch.

Werden die Fallzahlen zusätzlich zur zeitlichen Auflösung auch bezüglich einer Stratifizierungsvariable, wie etwa regionalen Einheiten, aufgelöst, führt dies zur folgenden Modellierung:

- Annahme: $Y_{ts} \sim \text{Poisson}(\mu_{ts})$, Modell: $\log(\mu_{ts}) = \beta_{0s} + \beta x_t$, $t = 1 .. T$, $s = 1 ... S$. Hierbei sind:
  - Y_{ts} = Anzahl der Fälle zum Zeitpunkt t im Stratum s. Insgesamt T Zeitpunkte sowie S Strata.
  - β_{0s} = Interzept (Ordinatenabschnitt oder Absolutglied) für Stratum s
  - ß Vektor der Effekte für die zeitabhängenden Regressoren x_t, insbesondere für:
    - Variablen für die interessierende Exposition (zum Beispiel Temperatur),
    - ggf. Spline (geglättete Verläufe) über zurückliegende Temperaturen,

- sonstige zeitabhängige Größen z.B. Wochentag, Schulferien, Quartal.

Um überhaupt eine Aussage darüber zu treffen, ob es eine Temperaturabhängigkeit der Fallzahlen gibt, ist der Vergleich der Vergleich der Anpassungsgüte von Modellierungen mit beziehungsweise ohne Temperaturvariablen möglich.

Ein grundsätzliches Problem besteht dabei darin, dass die täglichen Fallzahlen in der Regel nicht stochastisch unabhängig sind. Insofern kann auf Modelle für Zeitreihen zurückgegriffen, die die Verwendung allgemeinerer Korrelationsstrukturen, insbesondere Autokorrelationen, ermöglichen oder aber es wird versucht, die Autokorrelation über die Regressoren – so sind auch die Temperaturdaten autokorreliert - zu erklären mit dem Ziel, dass die Residuen des Regressionsmodells als stochastisch unabhängig angenommen werden können.

Ein weiteres Problem besteht in einer möglichen Überdispersion (engl. „Overdispersion"): Sie liegt vor, wenn die empirische Varianz in einem Datensatz größer ist als die von dem verwendeten statistischen Modell mitsamt dessen Annahmen vorhergesagte Streuung. (Poisson-Annahme: Identität von Erwartungswert und Varianz). Dies deutet darauf hin, dass das Modell die Daten nicht ausreichend erklärt, etwa auf Grund von extremen Einzelwerten oder einer falschen Modellspezifikation. Eine mögliche Überdispersion kann aber auch in Poisson-Modellen korrigiert werden (→ quasi-Poisson-Modelle). Alternativ kann man auch eine andere Verteilungsannahme für die Zähldaten heranziehen, insbesondere die einer negativen Binomialverteilung.

Gerade bei sehr vielen einzelnen Strata ist die Schätzung des β_{0s} – Vektors aufwändig und wenig informativ. Durch Konditionierung wird er im Rahmen der konditionalen Poissonregression als Störparameter (engl. „nuissance parameter") nicht geschätzt. So verglich Weinberger, 2021, Tage mit und ausgewählte vergleichbare Tage ohne Hitzewarnung bezüglich allgemeiner Mortalität wie auch spezifischer stationärer 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 einzelner stratumspezifischer Parameter unsinnig erscheint, ist bei wenigen Strata die unbedingte Poissonregression alternativ zu der konditionalen möglich.

Bedingte logistische wie bedingte und unbedingte Poissonregression 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 das Modell aufgenommen wurde. Als Stratums-Variable wurde hier die Kombination aus Wochentag, Monat und Jahr gewählt – bei 5 Jahren in der Summe 420 Strata. Konditionale Poissonmodelle 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 zeigten sich Unterschiede.

Grundsätzlich erlauben (konditionale) Poisson Modelle es 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 Poisson-Zeitreihenmodelle sind ansonsten konsistent und vergleichbar (Tong, 2012; Armstrong, 2014; Lu, 2007; Levy, 2001).

3.3 Auswertungsstrategie

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 währende Hitzepeaks in ihren Wirkungen nicht aufgedeckt werden konnten, während eine tägliche Auflösung de 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. In Deutschland wurden in der hitzebedingten Mortalitätsstatistik vom RKI zunächst wöchentlich aggregierte Fallzahlen betrachtet (Winklmayr 2022a, 2022b), wobei nunmehr ebenfalls die entsprechenden generalisierten Linearen Modelle auf tagesbezogene Todeszahlen abzielen; ein entsprechender Methodenbericht wurde während der Laufzeit von AnKliMM veröffentlicht (an der Heiden, 2025a).

Daher wurde auch für die Morbidität bei AnKliMM tagesbezogene Fallzahlen betrachtet. Es wurden bedingte Poisson-Modellierungen favorisiert, da sie es erlauben, für Überdispersion sowie Autokorrelation in den Zählerdaten zu adjustieren.

Dafür mussten die Daten zunächst verdichtet werden: Statt einer Datei mit einzelnen Falldaten, i.e. der Beobachtungseinheit mit der Fall-ID, werden die Tage selbst als Beobachtungseinheiten pro Stratum betrachtet, incl. der jeweiligen täglichen Fallhäufigkeit in den Strata.

Allein die Entscheidung für den grundsätzlichen Modellierungsansatz ist für die Modellbildung allerdings nicht hinreichend. Folgende Fragen waren und sind zum Teil noch zu beantworten:

- Welche Fälle sollen betrachtet werden?
    - Neben der eigentliche Falldefinition (vgl. Kapitel 2.3) können auch zusätzlich Patientencharakteristika – etwa zur Altersgruppe oder der Angabe zur stationären Pflege – bei der Fallzählung miteinfließen.
- Welche Funktion der Hitze zum Zeitpunkt t beziehungsweise der vorangegangenen Tage (t - 1, .., t – k.) ist zu wählen?
    - Die Temperatur kann kategorial betrachtet werden, zum Beispiel die dichotome Angabe „Maximaltemperatur am Tag über 30 Grad“ oder stetig. Auch mögliche Temperaturangaben zu den vorangegangenen Tagen oder auch die Angabe zu bereits voran gegangenen Hitzeperioden sind möglich:
    - Auch die funktionale Form ist mitendscheidend, ob ein relevanter und/oder ein statistisch signifikanter „Hitzeeffekt“ aufgedeckt werden kann. Hierzu gibt es diverse Alternativen – sowohl auf die aktuelle Temperatur anwendbar wie auch auf Vortagestemperaturen - , z.B. :
        - Schwellenwertmodelle,
        - Modellierung eines (log-)linearer Zusammenhang,
        - Polynome Zusammenhangskurven oder auch Splines?
    - Welche zusätzlichen von der Zeit abhängenden Faktoren müssen berücksichtigt werden?
        - Etwaige Saisoneffekte (Haupturlaubszeit) oder auch
        - Angaben zu Luftschadstoffen.

Bei der Berücksichtigung von Vortagestemperatur(en) oder auch nach bereits vorangegangenen Hitzeperioden besteht die Frage, wie viele verzögerte Effekte eingebaut werden. Gerade bei der

Mortalität ist die Frage einer vorangegangenen Hitzeperiode entscheidend: Schließlich könnte diese zu einem Mortalitätspeak geführt haben, so dass die Zahl der vulnerablen Personen bei einer nachfolgenden aktuellen Hitzeperiode zu gering ist, um einen weiteren Mortalitätsanstieg zu identifizieren.

Als Auswertungsstrategie wurde mit recht einfachen Modellen gestartet, die noch erweitert werden müssen, etwa durch die Annahme von polynomialen statt eines rein linearen Zusammenhanges oder die Einführung von zeitlich verzögerten sowie saisonalen Effekten.

Als Stratifizierungsvariable wurde die regionale Einheit gewählt: Die Landkreise bilden die einzelnen Strata, dabei wird die Region Hannover noch unterteilt in die Stadt Hannover und den ehemaligen Landkreis. Somit ergeben sich sechs Strata.

4. Empirische Ergebnisse

Insgesamt gab es 2022 und 2023 10.908 Fälle im Untersuchungsgebiet, die eine der vier Diagnosen als Haupt- oder Nebendiagnose hatten:

Tabelle 4.1: Fallzahlen der originären vier Zieldiagnosen

	Diagnose irgendwo	Als Haupt-diagnose	Anteil der Hauptdiagnosen
Frühgeburt (ICD-10 O60.1 & O60.3)	549	143	26,0 %
vorzeitiger Blasensprung (ICD-10 O42)	2910	1465	50,3 %
Niereninsuffizienz (ICD-10 N17)	7694	847	11,0 %
Dehydration / Volumenmangel (ICD-10 E86)	1999	660	33,0 %
Mindestens eine der vier Diagnosen	10908	3115	28,6 %

Insbesondere Niereninsuffizienz ist dabei häufig mit 89 % nur als Nebendiagnose angegeben.

Frühgeburt und vorzeitiger Blasensprung korrelieren stark miteinander, ebenso wie Niereninsuffizienz und Dehydration. Die Fallzahlen der zusammengesetzte Falldefinitionen (s. Kapitel 2.3) sind:

- Cases_Geburt: 3217
- Cases_Geburt1: 1890
- Cases_Geburt2: 1608
- Cases_Niere: 7703
- Cases_Niere1: 2513
- Cases_Niere2: 1032

4.1 Grafische Visualisierung - Verlaufskurven

Einen ersten Eindruck eines möglichen Zusammenhanges zwischen der Tagestemperatur und der Häufigkeit von Fällen mit Dehydration oder Niereninsuffizienz (insgesamt sowie eingeschränkt auf „Notfälle“, i.e. nicht-elektive Fälle) vermittelt die folgende Abbildung, bei der Temperatur und Fallzahl über die Sommermonate 2022 geglättet abgetragen wurden.

Optisch scheinen die Peaks bei den Fallzahlen beziehungsweise der Tagestemperatur auf ähnliche Zeiträume zu fallen, wobei dies aber nicht über den ganzen Zeitraum konsistent erfolgt.

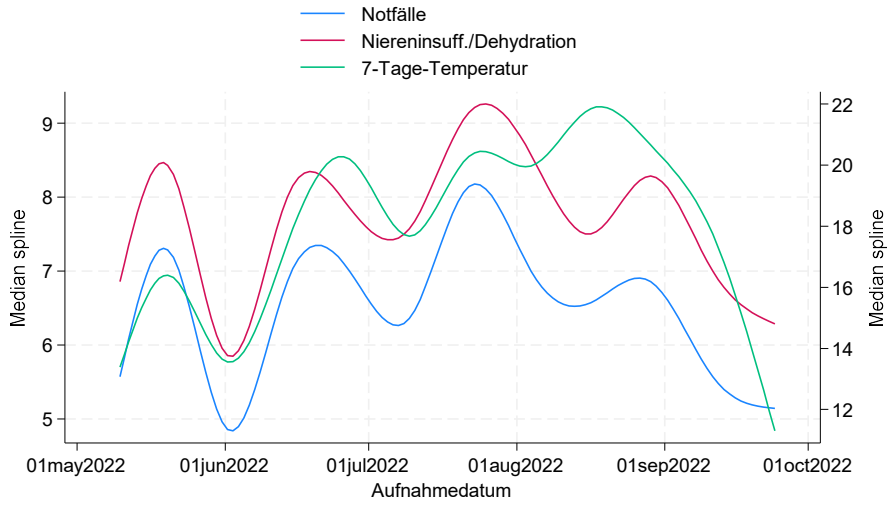


Abbildung 4.1: Ausschnitt Mai – Oktober 2022. Aufgetretene Nierenfälle (7-Tages-Mittel: (Cases_Niere): alle Fälle (rote Linie) beziehungsweise eingeschränkt auf Notfälle (blaue Linie)) sowie Tagestemperatur (grüne-Linie; 2. Y-Achse).

Die nächste Abbildung zeigt exemplarisch, dass Patientencharakteristika ebenso wie die zu Grunde gelegte Falldefinition entscheidend sind, um einen möglichen Einfluss von Wetterparametern wie der Tagestemperatur aufzuzeigen:

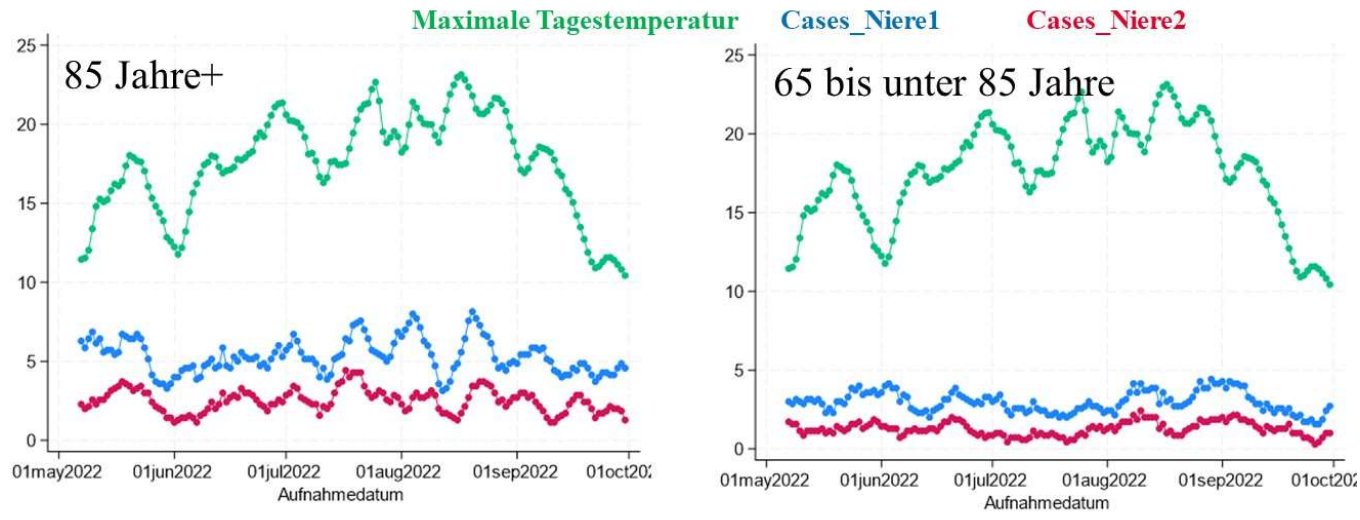


Abbildung 4.2: zeitliche Häufigkeit von Nierenfällen und Verlauf der Tagestemperatur (7-Tages-Mittel) – Einfluss verschiedener Falldefinitionen sowie Patientencharakteristika

Bei der Abbildung 4.2, links – eingeschränkt auf die älteste Altersgruppe – treten im Vergleich zu der Altersgruppe der 65- bis 85-jährigen nicht nur mehr Fälle auf, sondern die Ausschläge sind auch deutlicher. Die restriktivere Falldefinition (Cases_Niere2) weist insgesamt entsprechend weniger Fälle als die andere Falldefinition auf.

Kritisch bei diesen Verlaufskurven ist anzumerken, dass man bei der Betrachtung automatisch nach optischen Mustern sucht, beispielsweise (zeitlich verzögerte) Übereinstimmungen zwischen Temperaturspitzen und den Einweisungshäufigkeiten; mangelnde Übereinstimmungen werden hingegen nicht wahrgenommen. Die Wahrnehmung ist quasi durch die implizite explorative Analyse

verzerrt – erst mit a priori formulierten Erwartungen an die Form von Übereinstimmungen ließe sich der Wahrnehmungsbias begegnen.

4.2 modellgestützte Auswertungen – konditionierte Poissonmodelle

Um die Frage nach einem Temperatureffekt auf stationäre Versorgungsleistungen anzugehen, wurde zunächst der in der Abbildung 1.2 dargestellte Modellansatz von Mortalitätsdaten auf die AnKliMM-Projektdaten zu stationären Aufnahmen übertragen: Die Fallzahlen wurden dabei im Rahmen von Zeitreihenmodelle für Zähldaten in Abhängigkeit der Tagestemperatur sowie anderer zeitabhängigen Größen wie Quartal oder Wochentag modelliert. In einem ersten Ansatz wurde die Temperatur – analog zu der Abbildung 1.2 aus Zacharias, 2012 - gemäß „Grad unter 20°“ sowie „Grad über 20°“ („Hitzeeffekt“) berücksichtigt und auf konditionierte Poissonmodelle mit der Stratifizierungsvariable Landkreis (+ Stadt Hannover) übertragen.

Für die diversen Kombinationen aus Falldefinitionen sowie Patientencharakteristika wurden entsprechende Dateien mit Tagespaneldaten generiert. Die täglichen Fallzahlen (pro Stratum, i.e. Landkreis) wurden im Rahmen der einfachen konditionaler Poisson-Modelle in Abhängigkeit der folgenden Regressoren modelliert (vgl. Kapitel 3.4):

- Stetiger Hitzeeffekt (1 df): Falls der Durchschnitt der aktuellen sowie der Vortagesdurchschnittstemperatur oberhalb von 20 Grad liegt: Differenz zwischen Durchschnittstemperatur und 20, ansonsten Null.
- Stetiger Kälteeffekt (1 df): Falls der Durchschnitt der aktuellen sowie der Vortagesdurchschnittstemperatur unterhalb von 20 Grad liegt: Differenz zwischen 20 und der Durchschnittstemperatur, ansonsten Null.
- Kategoriale Variable für den Wochentag (6 df).
- Kategoriale Variable für das Quartal (3 df).
- Kategoriale Variable für das Jahr (1 df).

Die zunächst recht einfachen Modellierungen von Hitze- und Kälteeffekt erfolgen somit analog zu Abbildung 1.2, wobei nicht allein die aktuelle Tagestemperatur, sondern auch die Vortagestemperatur miteinbezogen wurde. Ein Wochentageffekt – insbesondere im Unterschied zwischen Wochentag und Wochenende – sollte sich insbesondere bei elektiven Patienten zeigen. Über die Quartals- wie Jahreseffekte wird nicht allein ein allgemeiner zeitlicher Trend aufgefangen, sondern auch etwaige Verschiebungen bei dem zu Grunde liegenden Nenner, i.e. den Versichertenzahlen in der Region über die Zeit.

Bei den bedingten konditionalen Poissonmodellen werden insgesamt somit 4380 Beobachtungen betrachtet – 730 Tage[5] mal 6 Strata. Die Verteilung der täglichen Fallzahlen illustriert am Beispiel von Cases_Niere1 die folgende Tabelle:

[5] Da die Temperatur als Durchschnitt der heutigen und gestrigen Temperatur in das Modell einfloss, wurden de facto nur 729 „Beobachtungstage“ betrachtet.

Tabelle 4.2.: Tägliche Nierenfälle (für Niere_Cases1) – insgesamt und nach Regionen.

Cases_Niere1	Stadt Hannover	Braun-schweig	Salz-gitter	Peine	Wolfen-büttel	Region Hannover (ohne Stadt Hannover)	Gesamt (alle Landkreise)
Fälle gesamt	715	1176	630	698	503	805	2513
Fälle pro Tag: Mittelwert (Varianz)	0,980 (0,969)	0,556 (0,546)	0,223 (0,220)	0,299 (0,295)	0,279 (0,270)	1,103 (1,179)	3,442 (3,830)
Tage mit..							(6*730 Tage)
0 Fällen	272	415	583	542	550	242	2604
1 Fällen	269	236	132	132	157	277	1230
2 Fällen	139	67	14	14	22	135	405
3 Fällen	35	10	1	1	1	57	105
4 Fällen	12	2	0	0	0	14	28
5 Fällen	3	0	0	0	0	0	3
6 Fällen	0	0	0	0	0	4	4
7 Fällen	0	0	0	0	0	1	1

Beim Vergleich des Mittelwertes und der Varianz der täglichen Fallzahlen ist eine geringe Überdispersion allein bei der Betrachtung über alle Landkreise zu erkennen, allerdings nicht bei Betrachtung der einzelnen Landkreise. Insofern erscheint die Annahme einer einfachen Poissonmodellierung ohne Korrektur von Überdispersion vertretbar, insofern die Landkreise als Strata modelliert werden.

Die Tage mit null Fällen führen bei der Autokorrelationskorrektur nach Brumback zu fehlenden Werten – insofern war sie in den folgenden Beispielrechnungen nicht sinnvoll anwendbar, um Änderungen in den Effektschätzungen aufzudecken.

Je stärker die Falldefinition spezifiziert ist – sei es mit der Einschränkung auf Hauptdiagnosen, bei der Beschränkung auf stationäre Pflegefälle, auf die über 85jährigen und/oder auf Notfälle – desto häufiger treten Datensätze mit null Fällen (pro Tag und Landkreis) auf.

4.2.1 konditionierte Poissonmodelle für Nierenfälle

In den modellgestützten Auswertungen zeigte sich, dass für Notfallpatienten mit den Hauptdiagnose Dehydration oder Niereninsuffizienz mehr stationäre Aufnahmen pro Grad Außentemperaturanstieg erfolgten, der Effekt auf das „Incidence Rate Ratio“ (IRR) betrug rund 6 Prozent pro Grad; der geschätzte „Kälteeffekt“ ist demgegenüber mit 1 % deutlich geringer ausgeprägt.

```
Conditional fixed-effects Poisson regression         Number of obs    =  4,374
Group variable: panel                                Number of groups =      6

                                                     Obs per group:
                                                                  min =    729
                                                                  avg =  729.0
                                                                  max =    729

                                                     Wald chi2(12)    =  62.02
Log likelihood = -2192.3884                          Prob > chi2      = 0.0000
```

Cases	IRR	Std. err.	z	P>|z|	[95% conf.	interval]
Th_Kaelte	1.01079	.0082665	1.31	0.189	.994717	1.027122
Th_Hitze	1.083629	.0481206	1.81	0.071	.9933026	1.18217
wtag						
1	1.686709	.223576	3.94	0.000	1.300805	2.187099
2	1.622814	.2167726	3.62	0.000	1.249013	2.108486
3	1.421607	.1946745	2.57	0.010	1.086967	1.859272
4	1.554139	.2090232	3.28	0.001	1.19401	2.022888
5	1.687336	.2240626	3.94	0.000	1.300678	2.188937
6	.9925025	.1479872	-0.05	0.960	.7409914	1.329383
quartal						
2	.8833073	.0990172	-1.11	0.268	.7090773	1.100348
3	.8408847	.1144823	-1.27	0.203	.6439462	1.098053
4	.7774372	.0742903	-2.63	0.008	.6446534	.9375714
jahr						
2023	.8040009	.054172	-3.24	0.001	.7045376	.9175058

Abbildung 4.1: STATA-Output für das Modell für die Falldefinition Niere_Cases2; nur Notfallpatienten.

Der Hitzeeffekt „Th_Hitze“ weist mit einem p-Wert von 0,071 einen üblicherweise als statistisch grenzwertig eingestuften Effekt auf. Statistisch belastbarer ist aber vor allem der Wochentageffekt (Referenzkategorie: Sonntag): Auch unter den Ausschluss der elektiven Fälle erkennt man hier den Wochenendeffekt, i.e. weniger Aufnahmen am Samstag wie auch am Sonntag. Der Quartalseffekt zeigt sich dahingehend, dass im ersten Quartal vergleichsweise mehr Fälle eingewiesen wurden.

Eine Überdispersion liegt nicht vor (Schätzung 1,01).

Bei der Beschränkung auf Patienten von >85 Jahren scheinen die Effekte, dargestellt als IRR = „Incidence Rate Ratio“, noch ein wenig ausgeprägter zu sein (s. Tabelle 4.3), doch hier sind die statistischen Modelle aufgrund der Vielzahl der nicht-besetzten Zellen (Tag x Landkreis) als instabil einzustufen. Der p-Wert für den Hitzeeffekt erhöht sich, trotz geringfügig erhöhtem Effektschätzer, von 0,071 auf 0,272. Auch hier finden sich keine Hinweise auf Überdispersion oder eine Abhängigkeit der Effektschätzer von einer Autokorrelation.

```
ditional fixed-effects Poisson regression         Number of obs    =  4,374
up variable: panel                                Number of groups =      6

                                                  Obs per group:
                                                               min =    729
                                                               avg =  729.0
                                                               max =    729

                                                  Wald chi2(12)    = 152.45
 likelihood = -6007.1954                          Prob > chi2      = 0.0000
```

Cases	IRR	Std. err.	z	P>|z|	[95% conf.	interval]
Th_Kaelte	1.006558	.0030787	2.14	0.033	1.000542	1.01261
Th_Hitze	1.002641	.0190507	0.14	0.890	.9659895	1.040684
wtag						
1	1.479559	.0710434	8.16	0.000	1.346668	1.625564
2	1.350775	.0661074	6.14	0.000	1.227227	1.486761
3	1.223047	.0611556	4.03	0.000	1.10887	1.34898
4	1.327793	.065196	5.77	0.000	1.205967	1.461926
5	1.299477	.064163	5.31	0.000	1.179613	1.43152
6	.9589459	.0508671	-0.79	0.429	.8642559	1.06401
quartal						
2	.9608664	.0413764	-0.93	0.354	.883098	1.045483
3	.9506031	.0490552	-0.98	0.326	.8591591	1.05178
4	.98248	.0353417	-0.49	0.623	.915597	1.054249
jahr						
2023	.9432204	.02393	-2.30	0.021	.8974656	.991308

Abbildung 4.2: STATA-Output für das Modell für die Falldefinition Niere_Cases; nur Notfallpatienten.

Durch diese unscharfe Falldefinition und die damit einhergehenden höheren Fallzahlen ist der Standardfehler, und darüber auch der p-Wert, kleiner als im vorherigen Modell (Abbildung 4.1). Allerdings sind die Effektschätzer selber weniger ausgeprägt. So weist zwar der Kälteeffekt einen p-Wert von 0,033 (< 0,05) auf, jedoch ist der Effekt selbst mit 1,0066 deutlich geringer als im vorherigen Modell mit 1,0108.

Eine mögliche Autokorrelation wurde für die allgemeinste Falldefinition – i.e. Nieren_Cases ohne Einschränkung der Patienten – mitmodelliert. Der Schätzer für den Autokorrelationseffekt war zwar weder statistisch auffällig noch wurden die Effektschätzer der Temperaturvariablen wesentlich geändert, doch selbst hier wurden 1184 Daten aufgrund fehlender Werte nicht berücksichtigt, so dass die Modelle mit versus ohne Autokorrelationskorrektur nicht wirklich vergleichbar sind. Eine mögliche Autokorrelation kann aber grundsätzlich auch über verzögerte Effekte, insbes. Vortagestemperaturen, aufgefangen werden.

Die folgenden Tabellen 4.3 bis 4.5 fassen die Temperatureffekte für jeweils 12 verschiedene Modelle zusammen in den Kombinationen aus drei Falldefinitionen, dem Patientencharakteristikum für „Alter größer gleich 85 Jahre“ sowie der Indikatorvariablen für „Notfall“ (nicht elektive Fälle), gebildet aus den Variablen für den Aufnahmegrund. Hierbei sind geschätzten Effekte, die größer als 5 % pro Grad ausfallen, in den Tabellen grün hinterlegt, p-Werte kleiner 0,1 hingegen rot.

Grundsätzlich zeigt sich, dass sich die Effektschätzungen deutlich relativieren, wenn auch elektive Aufnahmen berücksichtigt (s. Tabelle 4.3) oder auch Nebendiagnosen bei der Falldefinition zugelassen werden, i.e. wenn die Fallabgrenzung „unschärfer“ wird.

Tabelle 4.3: Ergebnisübersicht: Einstiegsmodelle für Nierenfälle; erklärende Variablen: Temperatur > 20 Grad (Effekt Hitze), Temperatur < 20 Grad (Effekt Kälte), Wochentag, Quartal, Jahr.

	Cases_Niere				Cases_Niere1				Cases_Niere2			
Alter 85+		x		x		x		x		x		x
Notfall			x	x			x	x			x	x
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4320)	*3201*	*1469*	*2912*	*1320*	*1165*	*638*	*1061*	*580*	*890*	*275*	*786*	*257*
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	1.001 (.947)	1.012 (.712)	1.003 (.890)	1.012 (.742)	.998 (.959)	1.053 (.293)	1.002 (.966)	1.058 (.268)	1.058 (.187)	1.057 (.469)	1.084 (.071)	1.088 (.272)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	1.005 (.062)	1.006 (.300)	1.007 (.033)	1.006 (.342)	1.013 (.042)	1.013 (.152)	1.013 (.061)	1.013 (.155)	1.010 (.182)	1.021 (.153)	1.011 (.189)	1.013 (.391)
Überdispersion	.99	.99	.99	.98	1.01	1.02	1.01	1.03	1.01	.97	1.01	.98

Für die zuweilen geäußerte These, dass gerade Pflegeheimbewohnende besonders stark von Hitze betroffen seien, konnten in der vorliegenden Untersuchung keine Belege gefunden werden. Im Gegenteil: Beispielsweise beträgt bei den Notfällen aus stationären Pflegeeinrichtungen der oben genannte Effekt für die Hauptdiagnosen Dehydration beziehungsweise Niereninsuffizienz nur 2 % gegenüber 10 % mehr Fällen pro Grad Temperaturanstieg bei den übrigen Patienten.

Tabelle 4.4: Ergebnisübersicht: Einstiegsmodelle für Nierenfälle von stationären Pflegefällen; erklärende Variablen: s. Tabelle 4.3.

	Cases_Niere				Cases_Niere1				Cases_Niere2			
Alter 85+		x		x		x		x		x		x
Notfall			x	x			x	x			x	x
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4320)	992	503	895	465	367	234	338	217	*1165*	*638*	*1061*	*580*
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	.925 (.101)	.929 (.307)	.932 (.157)	.930 (.324)	.857 (.097)	.910 (.391)	.889 (.202)	.922 (.452)	.998 (.959)	1.053 (.293)	1.002 (.966)	1.058 (.268)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	.996 (.547)	.996 (.671)	.997 (.669)	.994 (.573)	1.001 (.933)	1.008 .595)	1.002 (.851)	1.010 (.530)	1.013 (.042)	1.013 (.152)	1.013 (.061)	1.013 (.155)
Überdispersion	.98	1.02	1.00	1.00	1.05	1.04	105	1.04	1.01	1.02	1.01	1.03

Bei der singulären Betrachtung besteht wieder das Problem, dass mit kleinen Fallzahlen operiert werden muss, was insbesondere auch die Verwendung komplexerer Modelle einschränkt.

Tabelle 4.5: Ergebnisübersicht: Einstiegsmodelle für Nierenfälle - ohne stationäre Pflegefälle; erklärende Variablen: s. Tabelle 4.3.

	Cases_Niere				Cases_Niere1				Cases_Niere2			
Alter 85+		x		x		x		x		x		x
Notfall			x	x			x	x			x	x
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4320)	2978	1121		983	1509	439	1350	394	746	184	637	162
Effekt Hitze pro Grad (IRR) (p-Wert)	1.014 (.431)	1.040 (.291)	1.017 (.418)	1.042 (.304)	1.047 (.137)	1.106 (.068)	1.056 (.107)	1.115 (.061)	1.074 (.134)	1.078 (.419)	1.096 (.067)	1.125 (.201)
Effekt Kälte pro Grad (IRR) (p-Wert)	1.007 (.023)	1.010 (.135)	1.009 (.011)	1.010 (.131)	1.010 (.058)	1.015 (.179)	1.011 (.059)	1.015 (.204)	1.012 (.177)	1.030 (.107)	1.012 (.198)	1.020 (.309)
Überdispersion	.98	1.02	1.00	1.00	1.05	1.04	105	1.04	1.01	1.02	1.01	1.03

Zusammenfassend sind die allein auf die stationären Pflegefälle bezogenen Modelle zu instabil. Plausible Effektschätzer finden sich ansonsten in Modellen für Niere_Cases1 sowie Niere_Cases2. Die Betrachtung von Patienten, die bei denen nur Niereninsuffizienz als Nebendiagnose angegeben ist, erscheint im Temperaturkontext nicht sinnvoll zu sein; gerade bei älteren Patienten ist Niereninsuffizienz eine „alltägliche“ (Neben-) Diagnose.

Die Beschränkung auf die älteste Altersgruppe erscheint sinnvoll, da hier stärkere Temperatureffekte als bei jüngeren Versicherten erwartet werden können. Mithin sind insbesondere die Modelle für die folgenden Patientengruppen in ihren Schätzungen plausibel (wenn auch nicht statistisch signifikant):

- Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration; Notfälle – alle Patienten
- Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration irgendwo; bei Patienten 85+
- Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration irgendwo; bei Patienten 85+; nur Notfälle

4.2.2 Konditionierte Poissonmodelle für Geburtsereignisse

Bei den Modellen für frühzeitigen Blasensprung und/oder Frühgeburt wurden die Patientinnen nicht bezüglich des Alters näher stratifiziert. Insofern reduzieren sich die Modelle auf sechs Patientinnengruppen. Auch die Betrachtung speziell von stationären Pflegefällen entfällt hier naheliegenderweise.

Tabelle 4.6: Ergebnisübersicht: Einstiegsmodelle für Geburtsereignisse; erklärende Variablen s. Tabelle 4.3.

	Cases_Geburt		Cases_Geburt1		Cases_Geburt2	
Notfall		x		x		x
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4320)	1911	1052	1374	735	1208	637
Effekt Hitze pro Grad (IRR)	.982 (.458)	.984 (.674)	.977 (.478)	.974 (.586)	.986 (.687)	.967 (.527)
Effekt Kälte pro Grad (IRR)	.993 (.112)	.999 (.834)	.989 (.050)	1.000 (.956)	.993 (.230)	1.001 (.922)
Overdispersion	1.04	1.04	1.04	1.03	1.04	1.04

Bei den Geburtsereignissen zeigen sich in diesen Analysen keine Hinweise für einen Zusammenhang der Häufigkeit von stationären Aufnahmen mit der Außentemperatur.

4.3 Sensitivitätsanalysen und Fazit für das weitere Vorgehen

Während in 4.2 verschiedene Falldefinitionen und Patientencharakteristika in den Modellen aufgegriffen wurden, wurde in weiteren Sensitivitätsanalysen die Stabilität der Modelle mit Bezug auf den betrachteten Zeitraum analysiert. Hierzu wurden die Nierenfälle mit Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration (i.e. Cases_Niere2) näher betrachtet, und zwar für die folgenden Zeiträume:

- Es wurde allein das dritte Quartal betrachtet, mithin allein die Schwankungen in den Aufnahmezahlen während der Sommermonate.
- Es wird der Zeitraum ab dem 01.04.22 betrachtet. Damit wird die letzte größere COVID-Welle ausgeschlossen.

Tabelle 4.7: Notfälle mit Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration. Gesamter Zeitraum versus Sommermonate; erklärende Variablen s. Tabelle 4.3.

	Basismodell			Basismodell nur Juli - September		
Pflegeheim?	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	ohne stationären Pflegefälle	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	ohne stationären Pflegefälle
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4380)	*786*	193	637	183	46	148
Effekt Hitze pro Grad	1.084 (.071)	1.042 (.666)	1.096 (.067)	.972 (.598)	1.057 (.669)	.987 (.843)
Effekt Kälte pro Grad	1.011 (.189)	1.006 (.712)	1.012 (.198)	.942 (.037)	.900 (.123)	.935 (.065)

Aus der Tabelle 4.7 scheint hervorzugehen, dass die Beschränkung auf den Sommer die Hitzeeffekt über den zuvor betrachteten gesamten Zeitraum quasi nivelliert. Allerdings sind die entsprechenden Modelle auch als statistisch sehr instabil einzustufen.

Die zweite zeitliche Einschränkung – der Verzicht auf das erste Quartal 2022 – führt erwartungsgemäß zu geringeren Verschiebungen bei den Effektschätzungen:

Tabelle 4.8: Notfälle mit Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration. Gesamter Zeitraum versus Zeitraum ab 1.4.22; erklärende Variablen: s. Tabelle 4.3.

	Basismodell			Basismodell ab 1.4.22		
Pflegeheim?	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	Ohne stationären Pflegefälle	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	Ohne stationären Pflegefälle
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4380)	*786*	193	637	663	164	532
Effekt Hitze pro Grad	1.084 (.071)	1.042 (.666)	1.096 (.067)	1.085 (.067)	1.145 (.211)	1.098 (.064)
Effekt Kälte pro Grad	1.011 (.189)	1.006 (.712)	1.012 (.198)	1.011 (.176)	1.004 (.816)	1.013 (.196)

Eine weitere Modifikation betraf die Modellspezifikation, mithin die mitberücksichtigten Regressoren Jahr, Quartal und Wochentag:

Tabelle 4.9: Notfälle mit Hauptdiagnose Niereninsuffizienz oder Dehydration ab 1.4.22; Basismodell vs. reduziertes Modell allein mit Temperaturvariablen als erklärende Variablen.

	Basismodell ab 1.4.22			Reduz Modell ab 1.4.22 – nur Temperaturvariable		
Pflegeheim?	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	Ohne stationären Pflegefälle	Alle	Nur stationäre Pflegefälle	Ohne stationären Pflegefälle
# mind. 1Fall / Tag, Panel (max = 4380)	663	164	532	663	164	532
Effekt Hitze pro Grad	1.085 (.067)	1.145 (.211)	1.098 (.064)	1.093 (.044)	1.161 (.160)	1.101 (.052)
Effekt Kälte pro Grad	1.011 (.176)	1.004 (.816)	1.013 (.196)	1.011 (.086)	.999 (.966)	1.012 (.072)

Hierbei ist zu berücksichtigen, dass in diesen reduzierten Modellen die Effekte insbesondere des Quartals jetzt über die Temperatureffekte abgebildet werden, was die etwas ausgeprägteren Effektschätzer erklären könnte.

Methodisch können die sechs regionalen Einheiten auch ohne weiteres im Rahmen von unkonditionierten Modellen betrachtet werden. Tatsächlich würden sich hierüber auch zusätzliche Modellierungsmöglichkeiten ergeben – nicht alle Hitzeeffekte müssten für alle regionalen Einheiten identisch sein – eine implizite Annahme der konditionalen Poissonmodellierung -, sondern es könnten auch Wechselwirkungen zwischen den regionalen Einheiten und den übrigen Regressoren eingebaut werden.

Da aber auch die Sensitivitätsanalysen aufgezeigt haben, wie instabil die Modelle beziehungsweise der zu Grunde liegende Datensatz insgesamt war, wurde auf weitere Modellierungen in der Pilotphase verzichtet. Immerhin konnten folgende Folgerungen gezogen werden:

- Effekte zeigten sich bei schärferer Diagnosestellung. Konzentration auf Hauptdiagnose ist nötig; zudem ist eine Fokussierung auf Notfälle und/oder alte Patienten plausibel.
- Überdispersion stellt bislang kein Problem dar
- Problematisch allerdings die vielen Null-Fälle-Tage bei kleinen Landkreisen, insofern sollten Landkreise für die Modelle zu größeren regionalen Einheiten zusammengelegt werden.

5. Diskussion und Fazit der Pilotphase

5.1 Vollständigkeit der Fälle

2018 und 20 19 waren die beiden Jahre seit 2016 mit deutlich den meisten der Hitze zugeschriebenen Verstorbenen (an der Heiden, 2025b). Insofern könnten sich in diesen beiden Jahren auch bei Diagnosegruppen, die im Hitzekontext diskutiert werden, höhere Morbiditätsraten finden. Für die Zieldiagnosen des AnKliMM-Projektes sind in der folgenden Tabelle die Häufigkeit (als Hauptdiagnose) in niedersächsischen Krankenhäusern von 2013 bis 2023 angeführt. Die beiden höchsten Fallzahlen sind jeweils rot hervorgehoben:

Tabelle 5.1: Hauptdiagnosen der Krankenhauspatienten gemäß ICD-10; Niedersachsen (Quelle: DESTATIS - online-Genesis-Datenbank (Statistik: Krankenhauspatienten: Bundesländer, Jahre, Hauptdiagnose ICD-10 (1-3-Steller Hierarchie))

Jahr	E86 – Volumenmangel (Dehydration)	N17 – akutes Nierenversagen	O42 - Vorzeitiger Blasensprung	O60 – vorzeitige Wehen (u.a. Frühgeburten	Zum Vergleich: Lebendgeburten in Niedersachsen
2013	10.778	6.135	5.358	3.730	62.879
2014	11.364	6.449	6.033	3.795	66.406
2015	11.886	6.735	7.104	3.590	67.183
2016	12.575	6.466	7.908	3.545	75.215
2017	13.146	6.519	8.240	3.407	73.020
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

Es zeigt sich, dass die beide Hitzejahre 2018 und 2019 auch für akutes Nierenversagen die Rekordjahre sind; bei Dehydration ist zumindest das Hitzejahr 2018 auffällig. In O42 wie O60 zeigen sich deutlich gegenläufige zeitliche Trends, ohne dass die Hitzerekordjahre irgendwie auffällig wären. Die beiden zeitlichen Trends bei O42 und O60 zeigen sich demgegenüber nicht bei der Zahl der Lebendgeburten; somit könnte die Ursache für die deutlichen Trends auch ein Hinweis auf eine veränderte Diagnosevergabe sein. O42 und die Zahl der Lebendgeborenen sind dennoch hochkorreliert (- für die Jahresdaten Korrelation von 0,7258 -), während die Diagnosegruppe O60 jeweils negative Korrelationen zu O42 wie auch zu den Lebendgeburten ausweist.

Von der Zahl der niedersächsischen Fälle mit entsprechender Hauptdiagnosen lässt ich auch die ungefähre Zahl der AOK-Fälle ableiten (implizite Annahmen: ähnliche Altersstruktur der Versicherten; gleichmäßige regionale Verteilung): Mit einem Bevölkerungsanteil des Untersuchungsgebietes von rund 22 % von ganz Niedersachsen sowie einem ungefähren AOK-Versichertenanteil von 35 % sind für jede Diagnose rund 7 % der niedersächsischen Fälle aus 2022 und 2023 für die Projektdaten zu erwarten.

Tatsächlich finden sich 6,9 % der niedersächsischen Niereninsuffizienzfälle (Hauptdiagnose; Vgl. Tabelle 4.1) in den AOK-Daten, beim vorzeiten Blasensprung 7,8 %. Der Anteilswert bei der Frühgeburt (O60.1 sowie O60.3) ist mit 3,9 % unter dem ungefähren Erwartungswert von 7 % für die allerdings breiter gefasste Diagnosegruppe frühzeitige Wehen (O60); dies erscheint ebenfalls plausibel.

Allerdings ist der Anteilswert der AOK-Versicherten an allen niedersächsischen Fällen bei Dehydration mit 0,7 % deutlich zu niedrig. Hier könnte bei der Filterziehung oder der Datenaufbereitung ein bislang nicht identifizierter systematischer Fehler aufgetreten sein, der sich auch an der geringen Zahl von Dehydrations-Fällen bei Kleinkindern zeigt.

5.2 Wetterdaten

Es wurden im Projekt allein die Wetterdaten der DWD-Station 02014, Hannover-Langenhagen, für die gesamte Untersuchungsregion herangezogen.

Vergleicht man die Temperaturkurven der drei in der „subkontinentalen" Klimaregion liegenden Stationen Hannover-Langenhagen, Braunschweig sowie Lüchow miteinander, so sind keine gravierenden Abweichungen voneinander festzustellen. Die maximal aufgetretene Temperaturdifferenz beträgt für die in der folgenden Abbildung dargestellten Temperaturverläufe maximal 1,5 Grad:

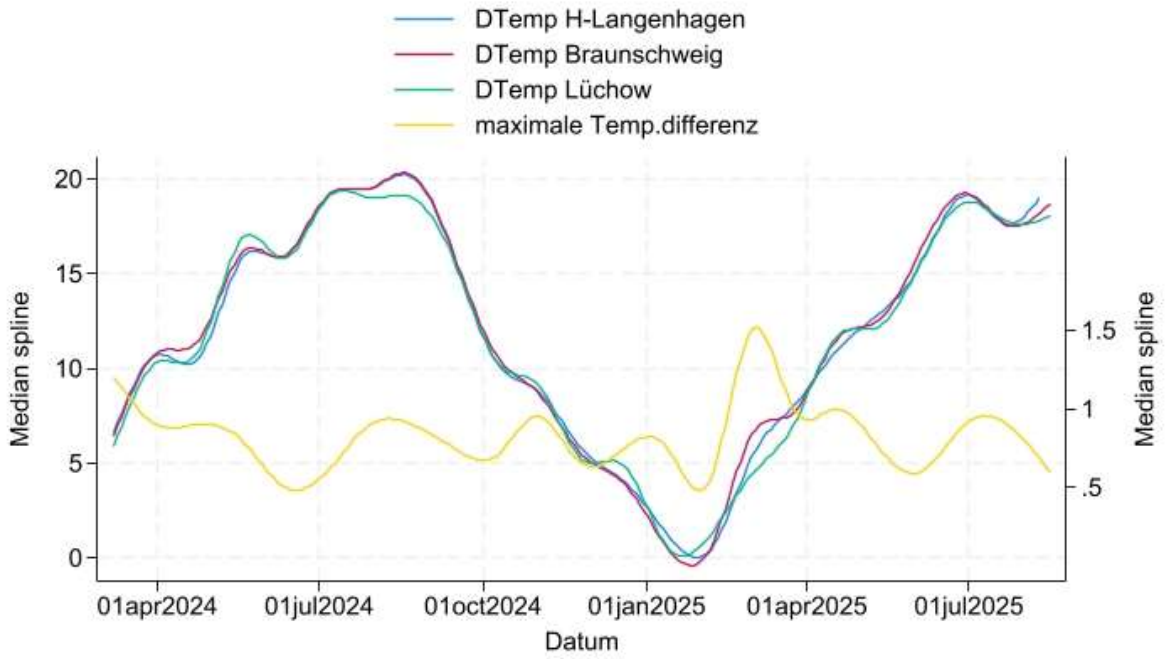


Abbildung 5.1: Gemessene Temperaturtagesmittelwerte an drei in der subkontinentalen Klimaregion gelegenen DWD-Wetterstationen sowie maximale Differenz zwischen den Stationen (rechte Achse); geglättete Verläufe.

Allerdings muss angemerkt werden, dass alle Wetterstationen nicht im urbanen Bereich liegen. Etwaige Effekte durch Hitzeinseln im großstädtischen eng-bebauten Bereich werden durch die Kurven nicht abgebildet.

5.3 Konsequenzen für die nächste Projektphase - Fazit

Die im Rahmen der Pilotphase betrachteten Jahre 2022 und 2023 weisen vergleichsweise wenige mehrtägige Hitzeperioden auf. Die bisherigen Untersuchungsergebnisse sind auch aufgrund der eher geringen Hitzebelastung in den beiden bislang betrachteten Jahren noch mit zu starken Unsicherheiten in der Aussage verbunden.

Daher sollen die Analysen in einem erweiterten Beobachtungszeitraum fortgesetzt sowie auf Hauptdiagnosen beschränkt werden (vgl. Kapitel 4). Die Erforderlichkeit des Folgeprojektantrags lässt sich somit durch zwei Punkte beschreiben:

1. Fokus auf Hauptdiagnosen: Es wurde durch die in der Pilotphase ermittelten Ergebnisse deutlich, dass die Auswertungen auf die Hauptdiagnose begrenzt werden sollten: Die Berücksichtigung von Fällen auf Basis von Nebendiagnosen führt zu einer unscharfen Falldefinition, was die untersuchten Klima-Effekte beeinträchtigt. Liegt der Fokus allein auf Hauptdiagnosen, sind Effekte stärker abbildbar, jedoch hat sich die Fallzahl im Beobachtungszeitraum des Erstantrages (zwei Jahre) dadurch beträchtlich reduziert. Zum Erhalt der statistischen Power müssen somit mehr Beobachtungen "gewonnen" werden. Als Lösung für dieses Problem wird somit ein reduzierter Umfang von (spezifisch klimabedingten) Krankenhausfällen einem größeren Beobachtungszeitraum in Betracht gezogen.
2. Ausdehnung der Beobachtungsphase: Die bislang ausschließlich betrachteten Jahren 2022 und 2023 stellen eine vergleichsweise kurze Beobachtungsperiode für derartige Verlaufskurven dar. Zudem ist für diese beiden Jahre die geschätzte Übersterblichkeit deutlich geringer als für einige Vorjahre (an der Heiden, 2025b), da relativ wenige mehrtägige Hitzeperioden auftraten. Mithin fehlen „deutliche Expositionen“, für die am ehesten Effekte erkannt werden können. Als Lösung für dieses Problem sollte ein größerer Zeitraum in den Fokus genommen werden, weshalb im vorliegenden Folgeantrag die Jahre 2018-2024 mit der in der Pilotphase erarbeiteten Methodik analysiert werden sollen. Die durch die CoViD-19-Pandemie möglicherweise verzerrten Jahre 2020 und 2021 reichen hierfür alleine nicht aus. Ein weiterer Vorteil von mehr Beobachtungsjahren liegt darin, dass die einzelnen Jahre als Strata in einer konditionierten Poissonregression definiert werden können (analog zu Armstrong, 2014).

Die Auswertungen der Pilotphase weisen darauf hin, dass die statistische Power sowie die Variabiltät der Exposition eine Ausweitung des Beobachtungszeitraums mit mehr Hitzeereignissen und zudem die Fokussierung auf Hauptdiagnosen dazu beitragen werden, um belastbare Aussagen zu den weiterhin primär zu beantwortenden Forschungsfragen zu generieren.

Daher baten AOK Niedersachsen und NLGA am 15.08.25 um Genehmigung, um Krankenhausaufnahmen von 01.01.2018 – 31.12.2024 in die geplante, dann erweiterte Untersuchung einbeziehen zu können (gemäß § 75 Absatz 2 SGB X). Ausgehend vom Erstantrag ergibt sich für dieses Hauptprojekt die Notwendigkeit einer neuen Filterziehung:

- Es wird auf eine Patienten-ID verzichtet.
- Statt der Angabe des Pflegestatus zu einem fixen Stichtag (31.12.2023) werden nun fallspezifische Angaben zum Pflegestatus (stationäre Pflege ja / nein) zum jeweiligen Tag der Krankenhausaufnahme in den Datensatz aufgenommen.
- Weiterhin werden die Falldefinitionen der einzubeziehenden Fälle auf die Hauptdiagnosen reduziert, d.h. in das anstehende Hauptprojekt werden nur Fälle, die eine der Einschlussdiagnosen als Hauptdiagnose aufweisen, einbezogen.
- Zudem wird die Beobachtungsperiode des Hauptprojektes auf die Jahre 2018 - 2024 ausgeweitet: Eingeschlossen werden somit alle Krankenhausaufnahmen von weiblichen und männlichen AOKN Versicherten vom 01.01.2018 bis 31.12.2024, wohnhaft in der definierten Untersuchungsregion mit einer der Zieldiagnosen als Hauptdiagnose im stationären Fall.

Die Genehmigung hierzu wurde am 25.09.25 seitens des niedersächsischen Sozialministeriums erteilt. Die neu zusammengestellten Falldaten wurden am 10.11.25 an das NLGA übermittelt.

Literatur

An der Heiden M., Buchien S., Winklmayr, Cl. (2025a): DAS: Weiterentwicklung und Harmonisierung des Indikators zur hitzebedingten Übersterblichkeit in Deutschland. Umweltbundesamt, Berlin.

an der Heiden M, Winklmayr C, Buchien S et al. (2023): Wochenbericht zur hitzebedingten Mortalität KW 38/2023 vom 05.10.2023. Robert Koch-Institut: DOI: 10.25646/11720

an der Heiden M, Zacher B, RKI-Geschäftsstelle für Klimawandel & Gesundheit et. al. (2025b): Wochenbericht zur hitzebedingten Mortalität KW 38/2025 vom 02.10.2025; Robert Koch-Institut | DOI: 10.25646/13383 (Daten abrufbar unter https://www.rki.de/DE/Themen/Gesundheit-und-Gesellschaft/Gesundheitliche-Einflussfaktoren-A-Z/H/Hitze/Bericht_Hitzemortalitaet.html)

Armstrong, B. G., Gasparrini, A., Tobias, A. (2014). Conditional Poisson models: a flexible alternative to conditional logistic case cross-over analysis. BMC medical research methodology, 14(1), 122.

Asta, F., Michelozzi, P., Cestari, L. *et al.* (2019). Effects of high temperature and air pollution on the risk of preterm births. Analysis in six Italian cities, 2001-2010. *Epidemiologia e Prevenzione*, *43*(2-3), 152-160.

Green, H. K., Andrews, N. J., Bickler, G. et al.. (2012). Rapid estimation of excess mortality: nowcasting during the heatwave alert in England and Wales in June 2011. J Epidemiol Community Health, 66(10), 866-868.

Hopp, S., Dominici, F., Bobb, J. F. (2018). Medical diagnoses of heat wave-related hospital admissions in older adults. Preventive medicine, 110, 81-85. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0091743518300288

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

Levy D, Lumley T, Sheppard L et al. (2001): Referent selection in case-crossover analyses of acute health effects of air pollution. Epidemiology 12:186–192.

Lu Y, Zeger SL (2007): On the equivalence of case-crossover and time series methods in environmental epidemiology. Biostatistics 8:337–344.

Michelozzi, P., De'Donato, F. K., Bargagli, A. M. et al.. (2010). Surveillance of summer mortality and preparedness to reduce the health impact of heat waves in Italy. International journal of environmental research and public health, 7(5), 2256-2273.

Nidens, N., Huber, V., Matthies-Wiesler, F. *et al.* (2023). Klimawandel ganz nah: Hitzewellen. *Nephrologie* **18**, 203–212. https://doi.org/10.1007/s11560-023-00659-1

Schifano, P., Asta, F., Dadvand, P. et al. (2016). Heat and air pollution exposure as triggers of delivery: A survival analysis of population-based pregnancy cohorts in Rome and Barcelona. *Environment International*, *88*, 153-159.

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

Schillo, S; Weschenfelder, A-K; *Wasem*, J (2019). Einfluss von *Hitze* auf die Leistungsinanspruchnahme als Indikator für hitzebedingte *Morbidität*. No 229, IBES Diskussionsbeiträge from University of Duisburg-Essen, Institute of Business and Economic Studie (IBES)

Song J, Lu J, Wang E, Lu M et al. (2019):. 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 Nov 1;689:1329-1335. 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., Ilango, S. D., Schwarz et al. (2020). Examining the joint effects of heatwaves, air pollution, and green space on the risk of preterm birth in California. *Environmental Research Letters*, *15*(10), 104099. https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/abb8a3/meta

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

Weinberger, K. R., Wu, X., Sun, S. et al. (2021). Heat warnings, mortality, and hospital admissions among older adults in the United States. Environment international, 157, 106834

Winklmayr, C, an der Heiden M. (2022a): Hitzebedingte Mortalität in Deutschland 2022.Epid. Bull 42: 3- 9.

Winklmayr, C., Muthers, S., Niemann, H., Mücke, H. G., & an der Heiden, M. (2022b). Hitzebedingte Mortalität in Deutschland zwischen 1992 und 2021. Dtsch Arztebl Int, 119(26), 451-457.)

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

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

Zhang, Y., Yu, C., & Wang, L. (2017). Temperature exposure during pregnancy and birth outcomes: an updated systematic review of epidemiological evidence. Environmental Pollution, 225, 700-712. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S026974911730074X

Korrekturhinweis

Im März 2026 wurde der fehlhafte erste Absatz auf Seite 25 korrigiert:

Statt: „Für die zuweilen geäußerte These, dass gerade Pflegeheimbewohnende besonders stark von Hitze betroffen seien, konnten in der vorliegenden Untersuchung keine Belege gefunden werden. Im Gegenteil: Bei den Fällen aus stationären Pflegeeinrichtungen beträgt der oben genannte Effekt für Dehydration beziehungsweise Niereninsuffizienz nur 4 % gegenüber 10 % mehr Fällen pro Grad Temperaturanstieg bei Patienten, die nicht in stationären Pflegeeinrichtungen leben.“

Heißt es jetzt: „Für die zuweilen geäußerte These, dass gerade Pflegeheimbewohnende besonders stark von Hitze betroffen seien, konnten in der vorliegenden Untersuchung keine Belege gefunden werden. Im Gegenteil: Beispielsweise beträgt bei den Notfällen aus stationären Pflegeeinrichtungen der oben genannte Effekt für die Hauptdiagnosen Dehydration beziehungsweise Niereninsuffizienz nur 2 % gegenüber 10 % mehr Fällen pro Grad Temperaturanstieg bei den übrigen Patienten.“