

# Niedrigwasser in Bayern

Christian Hobelsberger<sup>1</sup>, Lisa Kleinlein<sup>2</sup>, Max Lang<sup>3</sup> und Jonas Schernich<sup>4</sup>

<sup>1</sup>LMU Munich, Website: <https://christian.hobelsberger-muc.de>, Github: [christian-hobelsberger](https://github.com/christian-hobelsberger).

<sup>2</sup>LMU Munich, E-mail: [L.Kleinlein@campus.lmu.de](mailto:L.Kleinlein@campus.lmu.de) Github: [lisa-kleinlein](https://github.com/lisa-kleinlein).

<sup>3</sup>LMU Munich, E-mail: [M.Lang@campus.lmu.de](mailto:M.Lang@campus.lmu.de) Github: [MaxMLang](https://github.com/MaxMLang).

<sup>4</sup>LMU Munich, E-mail: [Jonas.Schernich@campus.lmu.de](mailto:Jonas.Schernich@campus.lmu.de) Github: [JonasSchernich](https://github.com/JonasSchernich).

**Schlagwörter:** ClimEx, Shiny-App, Niedrigwasser, Bayern, GAM

**Veranstaltung:** Fortgeschrittenes Praxisprojekt / Statistisches Praktikum

**Betreuer:** Prof. Dr. Helmut Küchenhoff, M.Sc. Henri Funk, Institut für Statistik, LMU

**Auftraggeber:** M.Sc. Andrea Böhnisch, M.Sc. Alexander Sasse, Prof. Dr. Ralf Ludwig, Department für Geographie, LMU

**Datum:** München, den 04. Mai 2023

## Zusammenfassung:

Dieses Projekt konzentriert sich darauf, die Treibervariablen von Niedrigwasserereignissen an drei Flusspegeln in Bayern, Deutschland, namentlich Salz (fränkische Saale), Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar), zu untersuchen. Das Projekt zielt auch darauf ab, zu erforschen, ob extreme Ausprägungen dieser Treiber einen verstärkten Einfluss auf Niedrigwasserereignisse haben. Für jeden Pegel wurden zwei hydrologische Halbjahre berücksichtigt, und die Analyse basierte auf einem von zehn simulierten Datenreihen, sogenannten **member**n.

Es wurde eine deskriptive Analyse durchgeführt, die einen besonderen Effekt von extremen Ausprägungen einiger Variablen, wie beispielsweise der mittleren oberflächennahen relativen Bodenfeuchte, und starke Korrelationen zwischen einflussreichen Variablen zeigte. Wir gruppierten diese einflussreichen Variablen, um sie in den Modellen zu verwenden. Wir verwendeten generalisierte additive Modelle (GAMs) zur Modellierung und sorgten für Vergleichbarkeit, indem wir dieselben GAMs auf alle Pegel und Halbjahre anwendeten. Zusätzlich wurden spezifische Modelle mit Interaktionen erstellt, um die Individualität der Pegel und Halbjahre zu berücksichtigen.

Die Ergebnisse der GAMs wurden auf der Grundlage dessen bewertet, wie sich das Entfernen von Treibern/Treibergruppen auf das Akaike-Informationskriterium (AIC) der Modelle auswirkt. Einige Treiber wurden als besonders relevant identifiziert, und Unterschiede zwischen den südlichen und nördlichen Pegeln konnten beobachtet werden. Außerdem konnte über die Zeit insgesamt ein Anstieg von Niedrigwasserevents festgestellt werden. Der Effekt von Variablen wurde durch EffektpLOTS visualisiert. Um die Prädiktionsgüte der Modelle zu testen, wurden die verbleibenden simulierten **member** verwendet. Die Ergebnisse waren vielversprechend, mit einigen AUC-Werten über 0,9. Um die interaktive und intuitive Nutzbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten, haben wir eine Shiny-App entwickelt und stellen diese zur Verfügung.

**Abstract:**

This project focuses on investigating the driver variables of low water events at three river gauges in Bavaria, Germany, namely Salz (fränkische Saale), Kempten (Iller), and Mittenwald (Isar). The project also aims to explore whether extreme conditions of these driver variables have a stronger impact on low water events. For each gauge, two hydrological halves were considered, and the analysis was based on one of ten simulated members.

A descriptive analysis was performed, which revealed a particular effect of extreme conditions of some variables and strong correlation among some influential variables. As a result, we grouped these influential variables together for use in the models. We used generalized additive models (GAMs) for modeling and ensured comparability by applying the same GAMs to all gauges and halves. Individual interaction models were also created to account for the individuality of gauges and halves.

The results of the GAMs were evaluated based on their impact on the Akaike Information Criterion (AIC) of the models when removing individual variables or variable groups. Some driver variables were identified as particularly relevant, and differences between the southern and northern gauges were observed. In addition, an overall increase in low water events over time was identified. The effect of variables was also visualized through effect plots.

To test the predictive performance of the models, additional simulated members were used, and the results were promising, with AUC some values exceeding 0,9. To enhance the interactive and intuitive usability of the results, a Shiny App was developed to make them available to the public.

**Danksagung:**

Wir möchten uns ausdrücklich für die Unterstützung und Beratung von Prof. Dr. Helmut Küchenhoff und Henri Funk sowie für die fachliche Unterstützung unserer Projektpartner Andrea Böhnisch und Alexander Sasse bedanken.

## Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung</b>	<b>4</b>
<b>2 Rahmen des Projekts</b>	<b>4</b>
2.1 Fragestellung . . . . .	4
2.1.1 Fragestellungen im Überblick . . . . .	5
<b>3 Daten</b>	<b>6</b>
3.1 Zielvariable . . . . .	7
3.2 Treibervariablen . . . . .	7
<b>4 Deskriptive Ananlyse</b>	<b>8</b>
4.1 Verteilung der Zielvariable . . . . .	8
4.2 Konditionale Verteilung der Zielvariable . . . . .	9
4.3 Extremwertbetrachtung der Treibervariablen . . . . .	10
4.4 Korrelationsanalyse der Treibervariablen . . . . .	12
<b>5 Modellierung</b>	<b>14</b>
5.1 Theoretische Einführung . . . . .	14
5.1.1 GAM . . . . .	14
5.1.2 AIC . . . . .	15
5.2 Volle Modelle . . . . .	16
5.2.1 Vor- und Nachteile . . . . .	16
5.2.2 Relevante Treiber . . . . .	16
5.2.3 Prädiktion . . . . .	17
5.3 Allgemeine selektierte Modelle . . . . .	19
5.3.1 Vor- und Nachteile . . . . .	19
5.3.2 Relevante Treiber . . . . .	19
5.3.3 Vergleich ausgewählter Effekte . . . . .	21
5.3.4 Prädiktion . . . . .	24
5.4 Individuelle selektierte Modelle mit Interaktionen . . . . .	25
5.4.1 Vor- und Nachteile . . . . .	25
5.4.2 Prädiktion . . . . .	25
<b>6 Shiny-Applikation</b>	<b>26</b>
<b>7 Diskussion</b>	<b>27</b>
7.1 Anmerkungen . . . . .	27
7.2 Mögliche weitere Schritte . . . . .	28
<b>A Appendix</b>	<b>30</b>

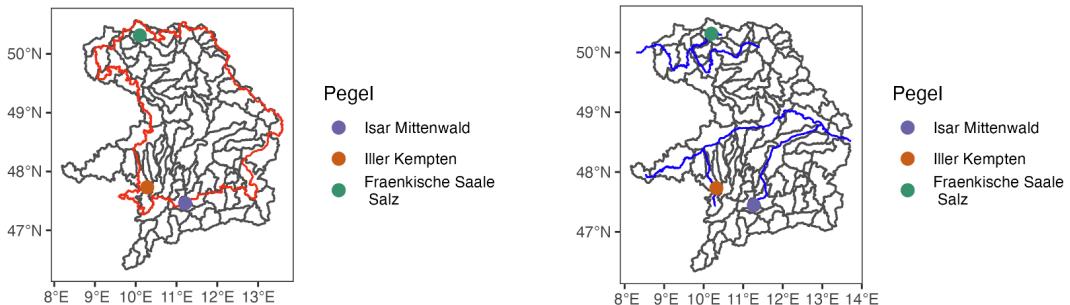
## 1. Einleitung

Meldungen und Nachrichten über sinkende Wasserpegel sowie deren Auswirkungen auf die umgebene Natur und die Menschen sind längst keine Seltenheit mehr. Dies verdeutlicht die Aktualität und Dringlichkeit dieser Thematik. Das erhöhte Risiko von extremer Trockenheit aufgrund des Klimawandels hat ein wachsendes akademisches Interesse daran zufolge, die Ursachen von beispielweise Niedrigwasserevents, wie hier thematisiert und Möglichkeiten deren Kompensation zu identifizieren.

## 2. Rahmen des Projekts

Das hier durchgeführte statistische Praktikum fand im Rahmen des ClimEx-Projekts statt. Dieses beschäftigt sich mit den Auswirkungen extremer hydrologischer Ereignisse und führt derzeit eine zweite Phase durch, die sich auf das Wasserdargebot und die Wassernutzung vor dem Hintergrund von Trockenheit und Dürre in einer Welt mit Klimawandel konzentriert. Dafür wurden Daten von 98 Flusseinzugsgebieten (im Folgenden auch "Pegel") in Bayern simuliert, wobei die Grenzen des hydrologischen Bayerns als geographische Abgrenzungen genutzt wurden (Abbildung 1).

Dieses Projekt baut auf einem statistischen Beratungsprojekt des statistischen Beratungslabors StaBLab der LMU München auf, das das Auftreten von Niedrigwasserevents auf Basis aller 98 simulierten Pegel untersucht hat. Im Gegensatz dazu konzentriert sich dieses Projekt auf drei ausgewählte Pegel, um den Einfluss der verschiedenen Treibervariablen auf Niedrigwasserevents genauer zu untersuchen. Diese Pegel sind Salz (Fränkische Saale), Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar) (Abbildung 1).



**Abbildung 1.** Links: Die Grenzen des administrativen (in rot) und hydrologischen (in schwarz) Bayerns, sowie die 3 zu untersuchenden Flusspegel; Rechts: Das hydrologische Bayern mit wichtigen Gewässern (Main, Donau), sowie den drei zu untersuchenden Flüssen (Isar, Fränkische Saale, Iller), mit den jeweiligen Pegelstandorten.

### 2.1. Fragestellung

In diesem Bericht wird der Fokus auf die Erklärung für das Auftreten von Niedrigwasserevents gelegt. Dabei sollen relevante Treibervariablen identifiziert werden, die häufig mit solchen Ereignissen in Verbindung gebracht werden. Von besonderer Bedeutung ist, zu verstehen, welche Faktoren diese Ereignisse auslösen, um frühzeitig geeignete Maßnahmen ergreifen zu können.

Im Rahmen der Untersuchung soll auch die Frage untersucht werden, ob bestimmte Treibervariablen unterschiedliche Auswirkungen auf Niedrigwasserevents bei verschiedenen Pegeln haben. Hierbei geht es darum, zu verstehen, welche Treiber in welchen geografischen Gebieten am relevantesten sind und welche Bedeutung sie bei bestimmten Pegelständen haben.

Ein weiteres Ziel ist es, herauszufinden, ob die Treiber eines Niedrigwasserevents selbst extrem sind oder ob es sich um eine Kombination moderat ausgeprägter Treiber handelt, die zu einem extremen Ereignis führen. Dieses Wissen kann dazu beitragen, Niedrigwasserevents besser zu verstehen und geeignete Maßnahmen zu ergreifen, um ihre Auswirkungen zu minimieren.

Insgesamt soll dieser Bericht dazu beitragen, das Verständnis für Niedrigwasserevents zu vertiefen und wertvolle Informationen für die Projektpartner bereitzustellen.

### **2.1.1. Fragestellungen im Überblick**

- Wie kann das Auftreten von Niedrigwasserevents erklärt/vorhergesagt werden?
- Welche Treiber sind relevant? Unterscheidet sich deren Bedeutung je nach Pegel? Ist eine Gruppierung der Pegel nach Bedeutung der Treiber möglich?
- Sind Treiber eines Extremevents selbst extrem oder handelt es sich um eine Kombination moderat ausgeprägter Treiber, die zu extremen Niedrigwassern führt?

### 3. Daten

Im folgenden Abschnitt werden die verwendeten Daten vorgestellt. Die Daten wurden von unseren Projektpartnern von der Fakultät für Geowissenschaften der LMU zur Verfügung gestellt und im Rahmen des *ClimEx*-Projekts simuliert. Unsere Fragestellung ist in *ClimEx-II - Climate Change and Extreme Events - Land Use Change & Droughts*, einer Fortsetzung des *ClimEx*-Projekts, angesiedelt (Willkofer et al., 2020).

Variables	N	%	Med	IQR
<b>Niedrigwasserevent</b>	339450	100	NA	0
<b>Niedrigwasserevent: FALSE</b>	306577	90.32	NA	0
<b>Niedrigwasserevent: TRUE</b>	32873	9.684	NA	0
<b>Niederschlag</b> (in mm/24h; 7 Tage rolling mean, zentriert)	339270	NA	-0.6711	3.383
<b>Lufttemperatur</b> (in °C; 7 Tage rolling mean, zentriert)	339270	NA	0.04392	5.44
<b>Einfallende kurzwellige Strahlung</b> (in Wh/m <sup>2</sup> ; 7 Tage rolling mean, zentriert)	339270	NA	-22.77	241.1
<b>Relative Luftfeuchte</b> (in %; 7 Tage rolling mean, zentriert)	339270	NA	1.201	11.46
<b>Oberflächennahe relative Bodenfeuchte</b> (in %; 60 Tage rolling mean, 100-fach skaliert, zentriert)	337680	NA	0.2291	1.966
<b>Schneespeicher</b> (in mm; 30 Tage rolling mean, zentriert)	338580	NA	-1.497	36.41
<b>Grundwasserstand</b> (M unter Oberfläche)	339450	NA	-7.736	3.955
<b>Versickerung</b> (in mm/24h; 7 Tage rolling mean, zentriert)	339270	NA	-0.06797	0.3449
<b>Niederschlag (max.)</b> (in mm/24h; 7 Tage Maximum)	328110	NA	11.45	15.67
<b>Schneeschmelze</b> (in mm; 7 Tage rolling mean)	328110	NA	0.04482	0.4777

**Tabelle 1.** Zusammenfassende Statistik der Ziel- und Treibervariablen ( $n = 339\,450$ ).

In unserer Arbeit haben wir einen Datensatz mit 339 450 täglichen Untersuchungseinheiten analysiert, der den Zeitraum vom 1. Januar 1990 bis zum 31. Dezember 2020 abdeckt (siehe Tabelle 1). Der Datensatz kann auf drei verschiedenen Ebenen weiter unterteilt werden: Pegel, Simulation (auch *member* genannt) und hydrologisches Halbjahr. Wie bereits in der Einleitung (siehe Abschnitt 1) erwähnt wurde liegen Daten für die drei verschiedenen Pegel Salz (Fränkische Saale), Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar) vor. Für diese drei Pegel liegen also jeweils 113 150 Untersuchungseinheiten vor. Für jeden dieser Pegel wurden zehn Simulationen, auch *member* genannt, erstellt. Für diese gilt die Unabhängigkeitsannahme und das Auftreten ist für alle Simulationen gleich wahrscheinlich. Die *member* werden mit drei zufälligen Buchstaben abgekürzt: "kbe", "kbj", "kbo", "kbt", "kby", "kcd", "kci", "kcn", "kcs", "kcx". Im Folgenden wird häufig noch zwischen dem hydrologischen Sommer, von Mai bis Oktober und dem hydrologischen Winter, von November bis April, unterschieden.

### **3.1. Zielvariable**

Die Zielvariable ist die binäre Variable **Niedrigwasserevent**. Diese ist definiert durch die dreitägige aufeinanderfolgende Unterschreitung des Niedrigwasserkennwertes NM7Q, der den niedrigsten sieben-tägigen Abflussmittelwert beschreibt. NM7Q wird für jeden Pegel und jedes hydrologische Halbjahr getrennt berechnet und jeweils über alle Jahre und member gemittelt. Wie die Tabelle 1 zeigt, handelt es sich in etwa 9,68% der Fälle um ein Niedrigwassereignis.

### **3.2. Treibervariablen**

Neben der Zielvariable liegen uns noch einige Treibervariablen vor. Dazu gehören der **Niederschlag** (in  $mm/24h$ ), die **Lufttemperatur** bzw. das **Tagesmittel** der Lufttemperatur (in  $^{\circ}C$ ), die **Einfallende kurzwellige Strahlung** (in  $Wh/m^2$ ), die **Relative Luftfeuchte** (in %), die **Oberflächennahe relative Bodenfeuchte** (in mm), der **Schneespeicher** (in mm), der **Grundwasserstand** (in M unter der Oberfläche) und die **Versickerung** (in  $mm/24h$ ). Zusätzlich zu diesen vorgegebenen Variablen haben wir zwei weitere Variablen erstellt: Das siebentägige Maximum des **Niederschlags** (in  $mm/24h$ ) und die **Schneeschmelze** (in mm), welche den siebentägigen gleitenden Mittelwert des Schneeabflusses (nur negative Differenz des Schneespeichers zum Vortag), angibt. Für die Analyse der konditionalen Verteilung der Zielvariablen (siehe Unterabschnitt 4.2) und die weitere Modellierung (siehe Abschnitt 5) wird für die meisten Treibervariablen eine aggregierte Form verwendet, die in der Tabelle 1 bei der jeweiligen Variable nach dem Strichpunkt aufgeführt ist. Damit sollen die Vortage der Treibervariablen berücksichtigt werden. Zum Beispiel wird für den **Niederschlag** ein siebentägiger gleitender Mittelwert berechnet und eine Zentrierung um den Mittelwert durchgeführt.

## 4. Deskriptive Ananlyse

Im folgenden Abschnitt werden die Daten in Form einer deskriptiven Analyse näher betrachtet. Der zentrale Fokus liegt dabei auf der Analyse der Zielvariable Niedrigwasserevent und der Treibervariablen.

### 4.1. Verteilung der Zielvariable

In diesem Unterabschnitt wird die Verteilung der Zielvariable Niedrigwasserevent insgesamt und für die beiden hydrologischen Halbjahre untersucht. Abbildung 2 zeigt die durchschnittliche jährliche Anzahl der Niedrigwassertage, Tage mit einem Niedrigwasserevent, gemittelt über alle member. Für die beiden südlich gelegenen Pegel Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar) ist ein ähnliches Niveau und Verhalten zu erkennen. Beide Pegel weisen im zeitlichen Verlauf weniger als oder genau 50 Tage pro Jahr mit einem Niedrigwasserevent auf. Der weiter nördlich gelegene Pegel Salz (Fränkische Saale) weist mit bis zu 98,4 mittleren Niedrigwassertagen ein höheres Niveau auf. Darüber hinaus ist ein zeitlich positiver Trend der jährlichen Niedrigwassertage zu erkennen.

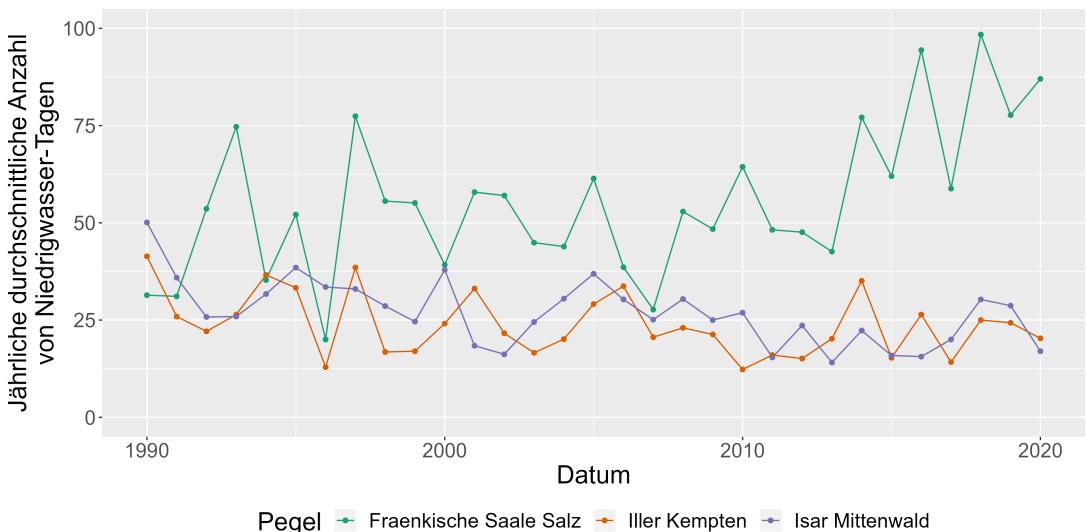
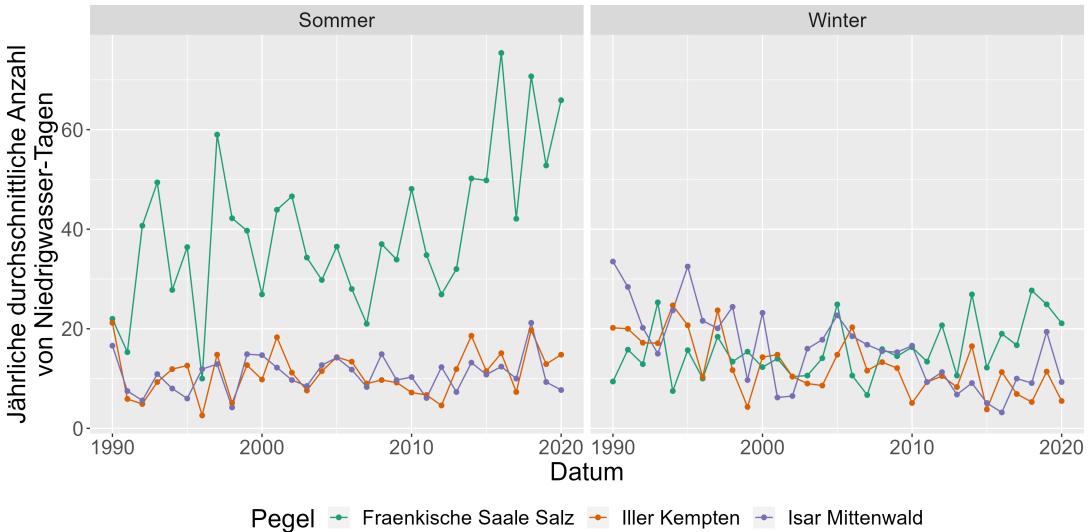


Abbildung 2. Jährliche durchschnittliche Anzahl von Niedrigwassertagen im Zeitverlauf (aller member). Jährlich aggregierte Daten: Beobachtungszeitraum von 1990 bis 2020; Durchschnitt über alle member .

Unterteilt man die durchschnittlichen Anzahlen von Niedrigwassertagen in die beiden hydrologischen Halbjahre, so zeigen sich deutliche Unterschiede zwischen Sommer und Winter. (siehe Abbildung 3). Im Winter liegen alle 3 Pegel mit durchschnittlich 14,8 mittleren Niedrigwassertagen auf einem ähnlichen Niveau. Die beiden südlich gelegenen Pegel Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar) zeigen im Sommer mit durchschnittlich 11 mittleren Niedrigwassertagen ein niedrigeres Niveau und ein sehr ähnliches Verhalten. Salz (Fränkische Saale) verzeichnet im Sommer mit durchschnittlich 39,6 mittleren Niedrigwassertagen deutlich mehr Niedrigwassertage. Im Sommer alleine erreicht Salz ein Maximum an 75,4 mittleren Niedrigwassertagen. Der positive zeitliche Trend ist hier wie in der vorherigen Abbildung zu erkennen. Das deutlich höhere Niveau der Niedrigwassertage am Pegel Salz (Fränkische Saale) ist somit auf den hydrologischen Sommer zurückzuführen.



**Abbildung 3. Jährliche durchschnittliche Anzahl von Niedrigwassertagen je Jahreszeit im Zeiverlauf (aller Member).** Jährlich aggregierte Daten: Beobachtungszeitraum von 1990 bis 2020; Durchschnitt über alle member.

#### 4.2. Konditionale Verteilung der Zielvariable

Nach der Betrachtung der Verteilung der Zielvariable Niedrigwasserevent wird in diesem Unterabschnitt die konditionale Verteilung der Zielvariable Niedrigwasserevent betrachtet. Die Darstellung erfolgt in Einzeltabellen für die drei Pegel und die beiden hydrologischen Halbjahre, da die Einflüsse der Variablen und damit auch die bedingten Verteilungen unterschiedlich sind. Es folgt eine beispielhafte Betrachtung für den Pegel Kempten (Iller) im Sommer (siehe Abbildung 2). Alle weiteren Tabellen sind in der Shiny-Applikation zu finden (siehe Unterabschnitt 6).

Die Zeilen der Tabelle stellen die jeweiligen Dezile dar, 10% der Werte unserer Treibervariablen, und die Spalten die jeweiligen Treibervariablen, gegebenenfalls in aggregierter Form (siehe Unterabschnitt 3.2). Ein Zellwert repräsentiert somit den Anteil der Niedrigwasserevents im jeweiligen Dezil. Ein Zellwert von 0 bedeutet, dass 0% der Niedrigwasserevents im entsprechenden Dezil liegen. Analog bedeutet ein Zellwert von 1, dass 100% der Niedrigwasserevents im entsprechenden Dezil liegen. Würde die gesamte Spalte einer Treibervariable nur Werte von 0,1 aufweisen, so wären die Niedrigwasserevents genau gleichmäßig über die Dezile der Treibervariable verteilt. In diesem Fall können die Dezile nicht nach den Anteilen der Niedrigwasserevents unterschieden werden.

Der größte Anteil an Niedrigwasserevents in einem Dezil findet sich bei der mittleren oberflächennahen relativen Bodenfeuchte. Bei dieser befinden sich im untersten Dezil, also bei den niedrigsten 10% der Werte, 55% der Niedrigwasserevents. Hier liegen 55% der Niedrigwasserevents im untersten Dezil, also bei den niedrigsten 10% der Ausprägungen. Fasst man die untersten drei Dezile zusammen, so zeigt sich, dass in den untersten 30% der mittleren oberflächennahen relativen Bodenfeuchte 92,3% der Niedrigwasserevents liegen. Bei Werten oberhalb des Medians, d.h. in den obersten 5 Dezilen, gibt es kaum oder keine Niedrigwasserevents. Im Gegensatz dazu ist bei der mittleren Lufttemperatur eine solche konzentrierte Verteilung der Niedrigwassereignisse nicht zu erkennen. Mit Ausnahme des obersten Dezils liegen alle Zellwerte sehr nahe bei 0,1, so dass die Niedrigwassereignisse relativ gleichmäßig über alle Dezile verteilt sind. Ähnlich wie bei der mittleren oberflächennahen relativen Bodenfeuchte ist auch bei den Treibervariablen mittlerer Niederschlag, Grundwasserstand, mittlere Versickerung und

dem **maximalen Niederschlag** ein erhöhter Anteil an Niedrigwasserevents in den unteren Dezilen zu verzeichnen. Auch bei diesen Treibern sind die Anteile in den oberen Dezilen sehr gering bis nicht vorhanden. Für die Treibervariablen **mittlere einfallende kurzwellige Strahlung** und den **mittleren Schneespeicher** ist solch eine solche klare Unterscheidung in den Anteilen der Dezile an der Zielvariablen **Niedrigwasserevent** nicht erkennbar. Die Analyse der konditionalen Verteilung der Niedrigwasserevents zeigt deutlich, dass verschiedene Treibervariablen zu einer unterschiedlich deutlichen Konzentration von Niedrigwasserevents in den betrachteten Dezilen führen.

	Mittlerer Niederschlag	Mittlere Lufttemperatur	Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung	Mittlere relative Luftfeuchte	Mittlere oberflächennahe relative Bodenfeuchte	Mittlerer Schneespeicher	Grundwasserstand	Mittlere Versickerung	Maximaler Niederschlag
0% - 10%	0.332	0.089	0.192	0.238	0.55	0.178	0.25	0.38	0.325
10% - 20%	0.232	0.102	0.155	0.159	0.242	0.149	0.184	0.255	0.214
20% - 30%	0.173	0.101	0.113	0.132	0.131	0.143	0.142	0.15	0.163
30% - 40%	0.109	0.079	0.083	0.098	0.052	0.154	0.146	0.089	0.091
40% - 50%	0.072	0.083	0.062	0.086	0.019	0.119	0.103	0.054	0.075
50% - 60%	0.047	0.068	0.058	0.081	0.005	0.1	0.064	0.037	0.06
60% - 70%	0.023	0.068	0.058	0.066	0.001	0.138	0.05	0.021	0.026
70% - 80%	0.01	0.072	0.073	0.058	0	0.018	0.035	0.01	0.03
80% - 90%	0.002	0.102	0.09	0.052	0	0.001	0.018	0.003	0.008
90% - 100%	0	0.236	0.115	0.03	0	0	0.008	0	0.004

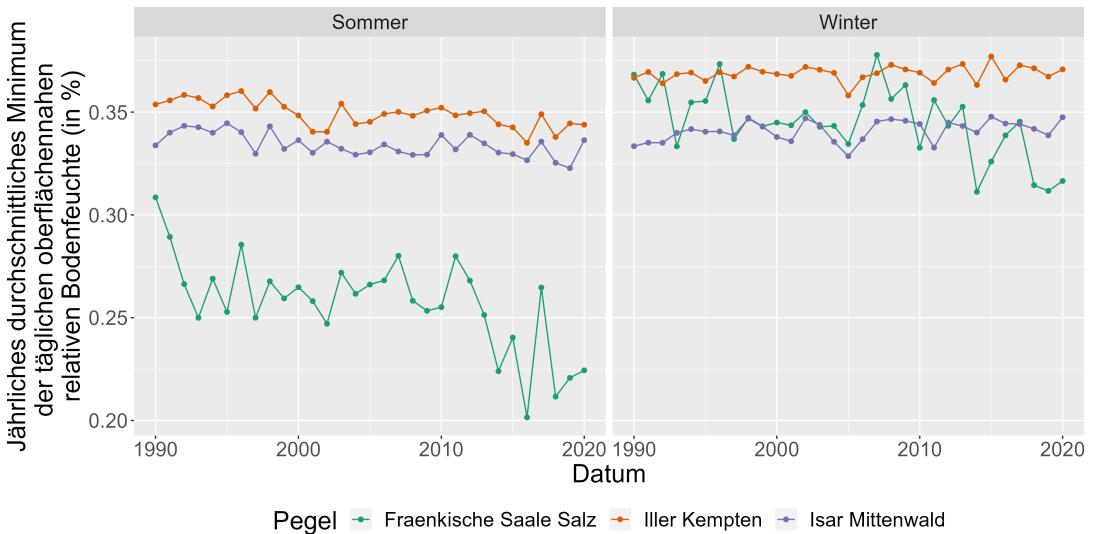
**Tabelle 2. Konditionale Verteilung von Niedrigwasserevents. Kempten (Iller) im hydrologischen Sommer.**

#### 4.3. Extremwertbetrachtung der Treibervariablen

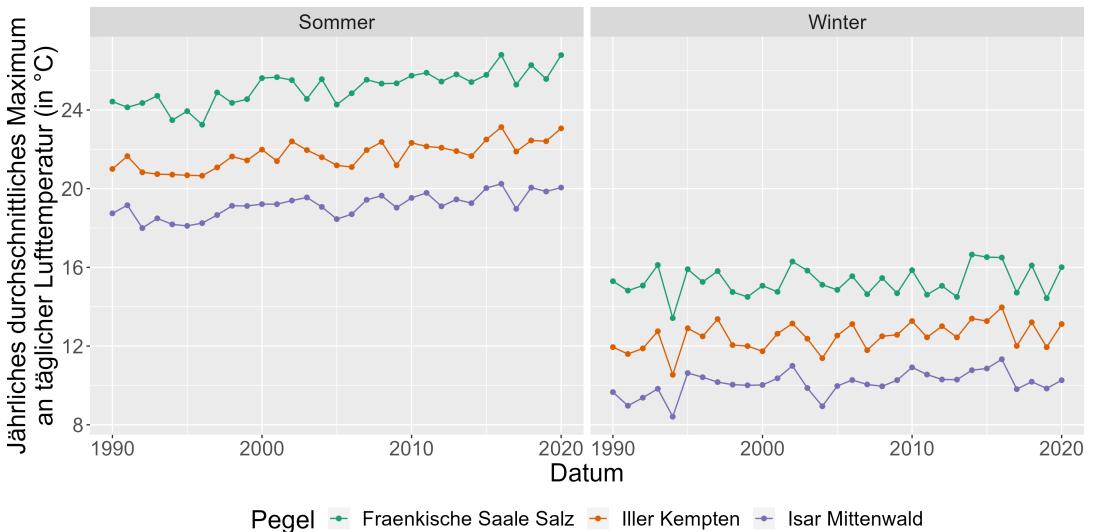
Im folgenden Unterabschnitt werden die Minima und Maxima der Treibervariablen analysiert. Dazu werden exemplarisch drei Treibervariablen näher betrachtet. Alle Minima- und Maxima-Grafiken für alle Treiber finden sich in der Shiny-Applikation (siehe Unterabschnitt 6). Hier wird die reine, nicht aggregierte Form der Variablen betrachtet (siehe Unterabschnitt 3.2). In der Abbildung 4 ist das über alle member jährliche durchschnittliche tägliche Minimum der oberflächennahen relativen Bodenfeuchte pro Jahreszeit dargestellt. Die Grafik zeigt, dass die beiden südlich gelegenen Pegel Kempten (Iller) und Mittenwald (Isar) ein sehr ähnliches zeitliches Verhalten mit konstantem Niveau aufweisen, wobei der Pegel Kempten ein etwas höheres Minima zeigt. Das mittlere jährliche durchschnittliche Minimum der Bodenfeuchte beträgt am Pegel Kempten im Sommer 34,9% und im Winter 33,4%. Für den Pegel Mittenwald sind es 33,4% im Sommer und 34,1% im Winter. Für diese beiden Pegel ist der Unterschied zwischen den hydrologischen Halbjahren also sehr gering. Der nördlich gelegene Pegel Salz (Fränkische Saale) zeigt ein ähnliches Verhalten im Winter mit größerer Variabilität und einem mittleren jährlichen durchschnittlichen Minimum der Bodenfeuchte von 34,5%. Im Sommerhalbjahr ist dieses deutlich geringer als an den beiden anderen Pegeln, beträgt nur 25,7% und zeigt einen zeitlich negativen Trend.

Für die tägliche Lufttemperatur werden nun die Maxima betrachtet (siehe Abbildung 5). Dargestellt ist das über alle member jährliche durchschnittliche Maximum der täglichen Lufttemperatur pro Jahreszeit. Alle drei Pegel verhalten sich in den beiden hydrologischen Halbjahren sehr ähnlich, mit lediglich unterschiedlichen Niveaus. Darüber hinaus liegen die mittleren Jahresminima im Sommer mit einem Mittelwert von 22 ° C deutlich höher als im Winter mit einem Mittelwert von 12,6 ° C. Sowohl im Winter als auch im Sommer weist der Pegel Salz (Fränkische Saale) das höchste, Kempten (Iller) das mittlere und Mittenwald (Isar) das niedrigste Niveau auf. Der Pegel Salz weist ein mittleres jährliches durchschnittliches Maximum der täglichen Lufttemperatur von 25,1 ° C im Sommer und 15,3 ° C im Winter auf. In Kempten beträgt der Mittelwert 21,7 ° C im Sommer und 12,5 ° C im Winter. Der Pegel Mittenwald hat einen Mittelwert von 19 ° C im Sommer und 10,1 ° C im Winter.

Als letzte Treibervariable wird der Schneespeicher betrachtet. Dargestellt ist das durchschnittliche



**Abbildung 4. Jährliches durchschnittliches Minimum der täglichen oberflächennahen relativen Bodenfeuchte je Jahreszeit im Zeitverlauf (aller Member)** Jährlich aggregierte Daten: Beobachtungszeitraum von 1990 bis 2020; Durchschnitt über alle member.

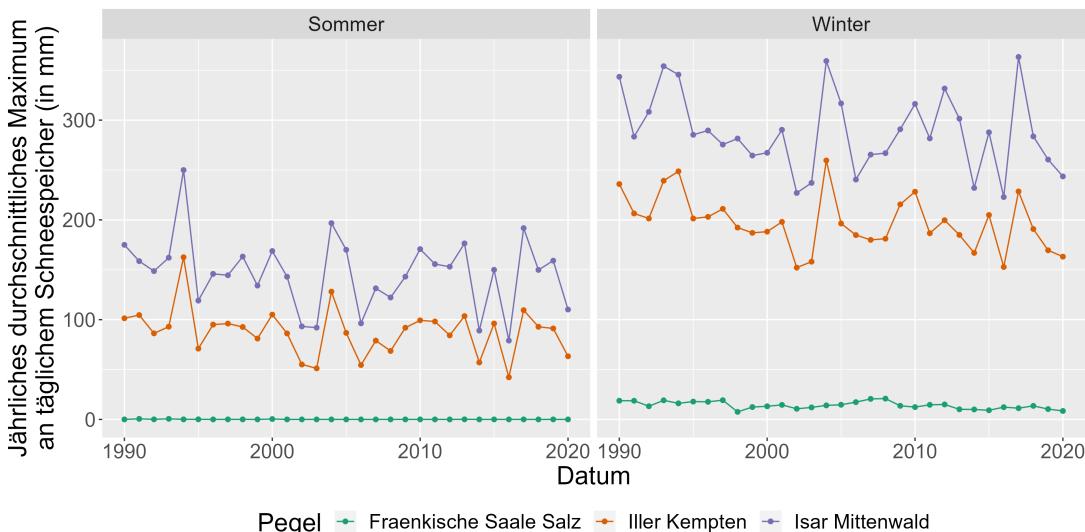


**Abbildung 5. Jährliches durchschnittliches Maximum an täglicher Lufttemperatur je Jahreszeit im Zeitverlauf (aller member)** Jährlich aggregierte Daten: Beobachtungszeitraum von 1990 bis 2020; Durchschnitt über alle member.

jährliche Maximum des Schneespeichers pro Jahreszeit über alle member. Auffallend ist, dass es im Sommer kaum Maxima für den Pegel in Salz gibt, mit einem Mittelwert der Maxima von 0,0691 mm. Im Winterhalbjahr sind die Maxima mit einem Mittelwert der Maxima von 14,2 mm und einem negativen zeitlichen Trend ebenfalls geringer als bei den anderen Pegeln. Die beiden südlich gelegenen Pegel,

die beide im Alpenvorland liegen, zeigen ein sehr ähnliches Verhalten der Schneespeichermaxima. In beiden Halbjahren sind die Maxima am Pegel Mittenwald höher als in Kempten, außerdem sind an beiden Pegeln die Maxima im Winter höher. In Kempten liegt der Mittelwert der Maxima im Sommer bei  $88 \text{ mm}$  und im Winter bei  $197 \text{ mm}$ . Der Pegel in Mittenwald weist einen Mittelwert von  $147 \text{ mm}$  im Sommer und  $288 \text{ mm}$  im Winter auf.

In der Treiberanalyse wurde deutlich, dass sich die Extremwerte der Treibervariablen sowohl zwischen den Pegeln als auch zwischen den hydrologischen Halbjahren unterscheiden. Eine getrennte Modellierung nach Pegeln und Halbjahren scheint daher durchaus sinnvoll.



**Abbildung 6. Jährliches durchschnittliches Maximum an täglichem Schneespeicher je Jahreszeit im Zeitverlauf (aller Member)** Jährlich aggregierte Daten: Beobachtungszeitraum von 1990 bis 2020; Durchschnitt über alle member.

#### 4.4. Korrelationsanalyse der Treibervariablen

Um die Korrelation zwischen den Treibervariablen zu analysieren, wurde getrennt nach den drei Pegeln und den zwei hydrologischen Halbjahren jeweils ein Korrelationskoeffizient pro Treiberpaar berechnet. Da nicht zwingend von einem linearen Zusammenhang zwischen den einzelnen Treiberpaaren ausgegangen werden kann, wurde der Korrelationskoeffizient nach Spearman gewählt, der den monotonen Zusammenhang zwischen zwei Variablen misst.

Folgende Korrelationsmatrizen (siehe Abbildungen 7 und 8), wie hier am Beispiel von Mittenwald (Isar) und Salz (Fränkische Saale) im Sommer, geben einen Überblick über die Korrelationen der einzelnen Treiberpaare bei einem speziellen Messpunkt:

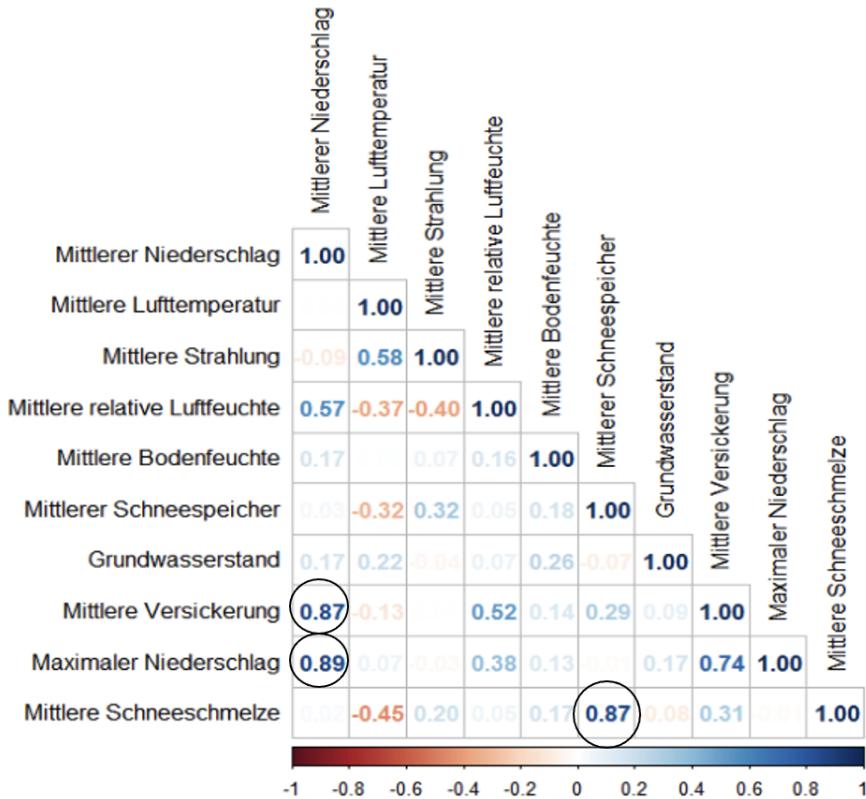


Abbildung 7. Spearman-Korrelationsmatrix für den Pegel Isar Mittenwald im hydrologischen Sommer. Werte über dem betragsmäßigen Wert von 0,8 sind umkreist.

Die Gruppen, bei denen an mindestens einem der sechs Messpunkte der Korrelationskoeffizient nach Spearman größer als 0,8 oder kleiner als -0,8 ist und somit die jeweiligen Treiberpaare als stark korrelierend bezeichnet werden, sind folgende:

- Mittlerer Niederschlag, Mittlere Versickerung und Maximaler Niederschlag
- Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung und Mittlere relative Luftfeuchte
- Mittlerer Schneespeicher und Mittlere Schneeschmelze

Die gleichzeitige Aufnahme mehrerer stark korrelierter Einflussvariablen in ein Modell kann zu Multikollinearität des Modells und somit zu unsicheren Schätzungen der Effekte der einzelnen Treiber führen. Somit sollten die oben aufgeführten Treiberpaare bzw. Treibergruppen möglichst nicht zusammen als Einflussvariablen in einem Modell auftreten.

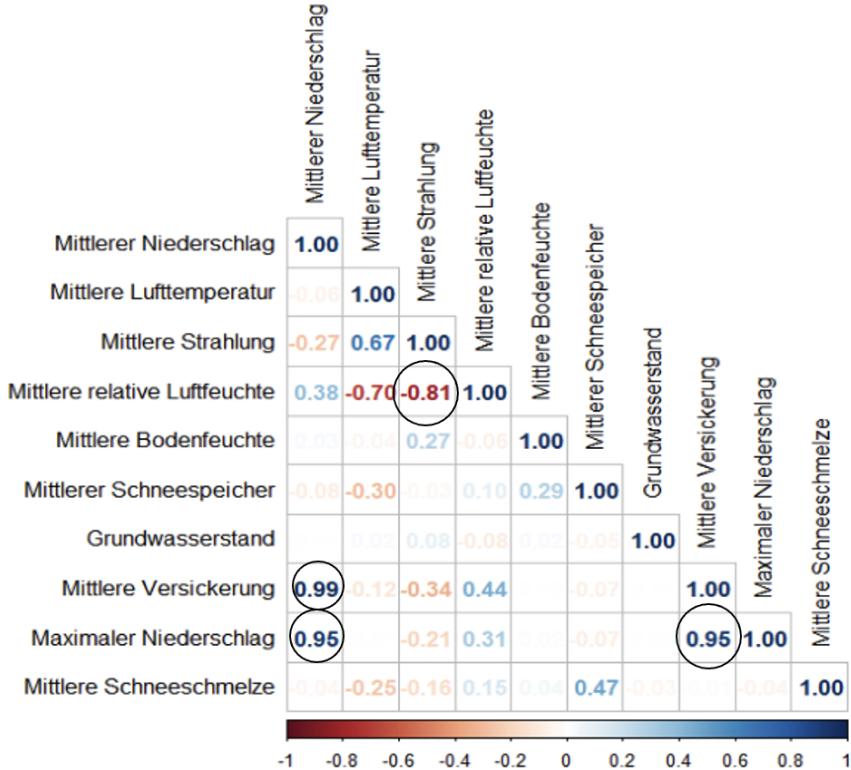


Abbildung 8. Spearman-Korrelationsmatrix für den Pegel Fränkische Saale Salz im hydrologischen Sommer. Werte über dem betragsmäßigen Wert von 0,8 sind umkreist.

## 5. Modellierung

### 5.1. Theoretische Einführung

#### 5.1.1. GAM

Zur Modellierung der Zielvariable Niedrigwasserevent wurden hier generalisierte additive Modelle (GAM) verwendet. Diese Modellklasse wird in Bezug auf den speziellen Anwendungsfall hier nun in knapper Form theoretisch eingeführt.

Für die binäre Zielvariable Niedrigwasserevent wurde eine Bernoulliverteilung angenommen.

$$\text{Niedrigwasserevent}_i \sim B(\pi_i) \quad (5.1)$$

Hierbei stellt  $\pi_i$  die Wahrscheinlichkeit für ein Niedrigwasserevent für Beobachtung i dar. Diese Wahrscheinlichkeit wird mithilfe der Treiberausprägungen der vorhin vorgestellten Treiber sowie dem Jahr der Messung der Beobachtung i und den jeweiligen Effekten der Treiber sowie des Jahres berechnet.

Das Modell basiert auf der logarithmierten Chance bzw. Odds (engl.) für das Auftreten eines Niedrigwasserevents.

$$\log(Odds_i) = \log\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_0 + \beta_{jahr} * Jahr_i + f_1(Treiber_1) + f_2(Treiber_2) + \dots + f_{10}(Treiber_{10}) \quad (5.2)$$

Das Jahr der Messung wird hier als linearer Effekt modelliert. Dies beinhaltet die Annahme, dass der Einfluss des Jahres über die Zeit hinweg gleich bleibt.

Die möglichen Treiber werden mithilfe von penalisierten B-Splines ins Modell aufgenommen. Somit kann der Effekt eines Treibers über dessen Wertebereich variieren. Stellte sich bei der Modellierung heraus, dass eine lineare Aufnahme eines Treibers bei einem bestimmten Messpunkt ausreichend ist, dann wurde dieser in dem speziellen Modell für eine einfachere Interpretation in der Shiny-Applikation, die in [6](#) eingeführt wird, ebenfalls als linearer Effekt anstatt mithilfe eines penalisierten B-Splines aufgenommen. Als Kriterium hierfür wurde die Anzahl der effektiven Freiheitsgrade (edf) verwendet, wobei ein Treiber linear modelliert wurde, sobald der Wert für edf die Grenze von 1,5 unterschritt ([Hastie, 2017](#); [Marra & Wood, 2011](#); [Wood, 2017](#)).

Um die im Modell berechneten Effekte und Funktionen der Treiber inhaltlich interpretieren zu können, ist es sinnvoll, diese auf der Ebene der Chance zu betrachten. Dafür werden beide Seiten der Gleichung (5.2) exponiert.

Für einen linear modellierten Treiber  $k$  mit Koeffizient  $\beta_k$  kann die Größe  $\exp(\beta_k)$  folglich als multiplikative Veränderung der Chance für die Entstehung eines Niedrigwasserevents bei Erhöhung des Treibers  $k$  um eine Einheit sowie bei Konstanthaltung der anderen Einflussvariablen verstanden werden. Für lineare Effekte ergibt sich somit folgendes Interpretationsschema:

- $\beta_k = 0 \Rightarrow \exp(\beta_k) = 1 \Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents bleibt gleich
- $\beta_k > 0 \Rightarrow \exp(\beta_k) > 1 \Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents steigt
- $\beta_k < 0 \Rightarrow \exp(\beta_k) < 1 \Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents sinkt

Für penalisierte B-Splines ergibt sich aufgrund des möglicherweise varierenden Effekts des Treibers über dessen Wertebereich ein sogenannter Effektpunkt, der für jede mögliche Ausprägung des Treibers den berechneten additiven Effekt auf die logarithmierte Chance angibt. Für eine sinnvolle Interpretation kann bei einem solchen Effektpunkt die Steigung der Kurve betrachtet werden.

Für nicht-lineare Effekte ergibt sich somit folgendes Interpretationsschema:

- Kurve verläuft waagrecht  $\Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents bleibt gleich
- Kurve steigt  $\Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents steigt
- Kurve fällt  $\Rightarrow$  Die Chance für das Auftreten eines Niedrigwasserevents sinkt

### 5.1.2. AIC

Um die Güte zweier genesteter Modelle vergleichen zu können, kann das AIC, das Akaike-Informationskriterium, verwendet werden. Dieses ist wie folgt definiert:

$$AIC = 2k - 2 \ln(L) \quad (5.3)$$

Das AIC ist ein Maß für die Modellqualität und ein Werkzeug für die Modellauswahl. Der AIC-Wert für ein Modell wird aus der Anzahl der Modellparameter ( $k$ ) und der maximalen Likelihood-Schätzung ( $L$ ) berechnet ([Akaike, 1974](#)).

Je kleiner das AIC ist, desto besser ist das Modell. Um die Relevanz der Treiber und Treibergruppen in den Modellen quantifizieren zu können, wurde jeweils die Differenz des AICs des vollen und des reduzierten Modells als Vergleichskriterium hergenommen. Eine relativ große Differenz bei einem Treiber/einer Treibergruppe bedeutet also, dass sich das AIC bei Herausnahme dieses Treibers/dieser

Treibergruppe stark verschlechtert hat, was damit gleichzusetzen ist, dass dieser Treiber/diese Treibergruppe viel Information über das Auftreten von Niedrigwasserevents beinhaltet. Dies kann ein Indikator dafür sein, dass dieser Treiber/diese Treibergruppe besonders relevant ist.

Um die Zielvariable **Niedrigwasserevent** zu modellieren, wurden mehrere verschiedene Modelle pro Pegel und Halbjahr gewählt. Diese werden im Folgenden vorgestellt. Dabei wurde stets der member "kbe" als Trainingsdatensatz verwendet.

## **5.2. Volle Modelle**

In einem ersten Schritt wurde, getrennt für die drei Pegel und beide hydrologischen Halbjahre, jeweils ein Modell mit allen möglichen Treibervariablen und dem Jahr der Messung als Einflussgrößen modelliert. Dabei wurde das Jahr von vornherein als linearer Effekt aufgenommen, um einen möglichen zeitlichen Trend der Daten berücksichtigen zu können. Die Treibervariablen wurden als penalisierte B-Splines modelliert. Wurde der Effekt eines Treibers bei der Modellierung annähernd zu einem linearen Effekt penalisiert, sodass die Anzahl der effektiven Freiheitsgrade (edf) die Grenze von 1,5 unterschritten hat, so wurde dieser Treiber anschließend linear ins Modell aufgenommen.

### **5.2.1. Vor- und Nachteile**

Das volle Modell ermöglicht es, alle möglichen Treiber in einem gemeinsamen Modell zu berücksichtigen und so einen Überblick über die Effekte der Treiber auf das Auftreten von Niedrigwasserevents zu geben.

Jedoch sollte man hier bei der Beurteilung der Relevanz der einzelnen Treiber vorsichtig sein, denn wie in [4.4](#) aufgezeigt wurde, korrelieren manche Treiber an manchen Messpunkten stark miteinander. Somit kann Multikollinearität in den vollen Modellen vorliegen, wodurch eine teilweise unsichere Schätzung der Effekte der einzelnen Treiber nicht auszuschließen ist.

### **5.2.2. Relevante Treiber**

Um dennoch eine vorsichtige Einschätzung der Relevanz der Treiber abzeichnen zu können, wurden die Treiber, die stark miteinander korrelieren zu Treibergruppen, analog zu den gebildeten Gruppen in [4.4](#), zusammengefasst und deren gemeinsame Bedeutung für das Auftreten von Niedrigwasserevents analysiert.

Die Relevanz der einzelnen Treiber und Treibergruppen kann hier auch zwischen den verschiedenen Pegeln und hydrologischen Halbjahren verglichen werden, da die Modelle einheitlich über alle sechs Messpunkte gebildet werden.

Wir haben eine Analyse der AIC-Veränderungen durchgeführt, indem wir die absolute Differenz berechnet haben. Die folgende Tabelle zeigt, in welcher Kategorie die Differenz des AICs des jeweiligen vollen Modells und verminderten Modells bei der Herausnahme des speziellen Treibers/der speziellen Treibergruppe für den speziellen Messpunkt liegt.

[Tabelle 3](#) zeigt die absoluten AIC-Verschlechterungen, des vollen Modells, in fünf Kategorien. Die Ergebnisse legen nah, dass die Treibergruppe **Mittlerer Niederschlag**, **Mittlere Versickerung** und **Maximaler Niederschlag** über alle Pegel mittel bis sehr relevant ist. Die **Mittlere Lufttemperatur** scheint vor allem im Sommer in den südlichen Gebieten, der Isar und Iller, relevant zu sein. Entfernen der Gruppe der **Mittleren einfallenden kurzweligen Strahlung** und **Mittleren relativen Luftfeuchte** führt konstant zu einer mittelstarken AIC-Verschlechterung, außer im Winter bei der Iller, wo die AIC-Verschlechterung unter 25 liegt. Die **Mittlere relative oberflächennahe Bodenfeuchte** scheint konstant eine hohe Relevanz aufzuweisen, wohingegen die Gruppe des **Mittleren Schneespeichers** und **Mittlerer Schneeschmelze** eher eine konstant niedrige Relevanz aufzuweisen scheint, die allerdings in den südlichen Gebieten, Iller und Isar, im

Winter steigt. Der Grundwasserstand scheint eine mittlere Relevanz aufzuweisen, dabei bei der fränkischen Saale und Isar wichtiger als bei der Iller. Die exakten zahlenmäßigen Veränderung des AIC, beim vollen Modell, werden in [Tabelle 4](#) dargestellt.

Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlerer Niederschlag, mittlere Versickerung, maximaler Niederschlag	xxx	xx	xxx	xxx	xxx	xx
Mittlere Lufttemperatur			xx		xx	
Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung, mittlere relative Luftfeuchte	xxx	xx	xx	xx	xx	
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	xxxx	xxxx	xxxx	xxxx	xxx	xxx
Mittlerer Schneespeicher, mittlere Schneeschmelze	x	x	x	xx	xx	xxx
Grundwasserstand	xxx	xx	xxx	xxx	x	xx

**Tabelle 3. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber/Treiberguppe beim vollen Modell**

AIC steigt um weniger als 25: leeres Feld

AIC steigt um mindestens 25, aber weniger als 50: x

AIC steigt um mindestens 50, aber weniger als 150: xx

AIC steigt um mindestens 150, aber weniger als 300: xxx

AIC steigt um mindestens 300: xxxx.

Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlerer Niederschlag, mittlere Versickerung, maximaler Niederschlag	171.65	99.10	182.43	298.72	195.57	117.22
Mittlere Lufttemperatur	7.95	5.49	55.51	1.34	57.40	23.89
Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung, mittlere relative Luftfeuchte	150.14	57.99	95.27	125.51	84.97	23.34
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	2,601.85	807.23	372.84	616.39	242.85	266.83
Mittlerer Schneespeicher, mittlere Schneeschmelze	47.59	28.15	31.50	58.80	97.04	187.71
Grundwasserstand	207.92	52.11	171.74	157.36	45.03	104.41

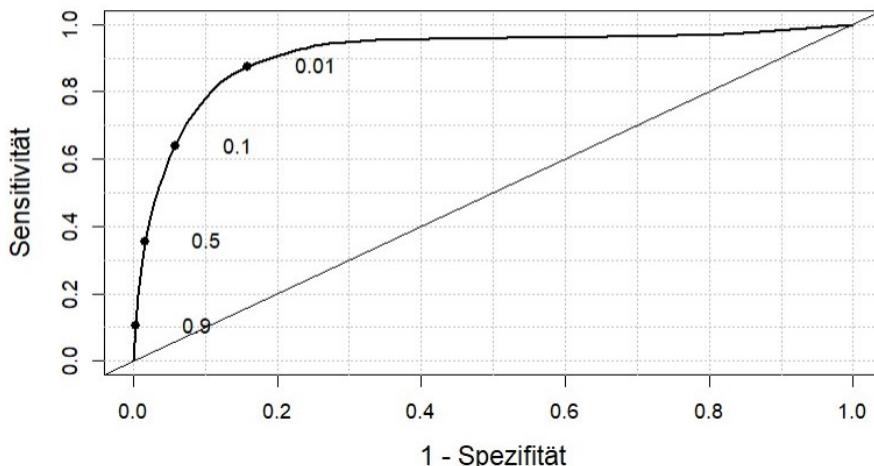
**Tabelle 4. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber/Treiberguppe beim vollen Modell (AIC-Zahlenwert).**

### 5.2.3. Prädiktion

Als Testdaten für die Prädiktion wurden immer die restlichen neun Membe, die zur Modellierung nicht verwendet wurden, benutzt. Mithilfe der spezifischen Treiberausprägungen der einzelnen Messungen konnte die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines Niedrigwasserevents laut dem jeweiligen vollen Modell für jede Messung berechnet werden. Für einen festen Schwellenwert zwischen 0 und 1 kann auf Basis der prädiktionsierten Wahrscheinlichkeit zu jedem Messpunkt bestimmt werden, ob das Auftreten eines Niedrigwasserevents angenommen wird oder nicht, je nachdem ob die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit über oder unter dem festgelegten Schwellenwert liegt.

Um die Vorhersagegüte der Modelle zu beurteilen, wird eine sogenannte ROC-Kurve verwendet. Diese gibt zu jedem Schwellenwert zwischen 0 und 1 die zugehörige Sensitivität und 1 - Spezifität an. Die Sensitivität gibt in diesem Anwendungsfall den Anteil der richtig als Niedrigwasserevents vorhergesagten Fälle von allen Niedrigwasserevents in den Testdaten an. Die 1 - Spezifität ist hier der Anteil der fälschlicherweise als Niedrigwasserevents prädiktiven Fälle von allen Nicht-Niedrigwasserevents. Diese beiden Werte können berechnet werden, da in den Testdaten die wahre Ausprägung der Variable **Niedrigwasserevent** ebenfalls enthalten ist.

Im Idealfall wäre die Sensitivität 1 und 1 - Spezifität hätte den Wert 0, denn dann würden bei der Prädiktion der Testdaten alle Beobachtungen richtig als Niedrigwasserevents oder Nicht-Niedrigwasserevents kategorisiert werden. Zur Quantifizierung der Vorhersagegüte eines Modells wird der sogenannte AUC-Wert herangezogen. Dieser ist die Fläche unterhalb der ROC-Kurve. Somit spricht ein großer AUC-Wert, der maximal einen Wert von 1 annehmen kann, für eine große Vorhersagegüte des jeweiligen Modells. Die folgende Abbildung zeigt die ROC-Kurve für den Pegel Iller Kempten im Winter. Die Kurve liegt hier relativ weit von der Halbgeraden entfernt und der AUC-Wert beträgt 0,9106. Dies weist also darauf hin, dass dieses volle Modell für den Pegel Iller Kempten im Winter nützlich für die Vorhersage von Niedrigwasserevents ist. Für einen Schwellenwert von beispielsweise 0,01, wobei man also bei prädiktiven Wahrscheinlichkeiten für die Variable **Niedrigwasserevent** von mindestens 0,01 davon ausgeht, dass ein Niedrigwasserevent eintritt, würden ca. 88% der Niedrigwasserevents richtig als solche vorhergesagt werden und lediglich ca. 16% der Nicht-Niedrigwasser fälschlicherweise als Niedrigwasserevents vorhergesagt werden.



**Abbildung 9.** ROC-Kurve für das volle Modell für den Pegel Iller Kempten im hydrologischen Winter, AUC-Wert: 0,9106.

Ein ähnlicher visueller Eindruck ergibt sich auch bei den anderen Messpunkten außer bei der Fränkischen Saale Salz im Sommer. Hier beträgt der AUC-Wert lediglich 0,5066, was bedeutet, dass das volle Modell hier nahezu nutzlos für die Vorhersage von Niedrigwasserevents an diesem Messpunkt ist. Dies könnte möglicherweise daran liegen, dass hier auch die Variablen **Mittlerer Schneespeicher** und **Mitllere Schneeschmelze** im Modell enthalten sind, deren geschätzte Effekte aber aufgrund der fehlenden Varianz dieser Variablen im Trainingsdatensatz äußerst unsicher sind und womöglich nicht den Effekten im Testdatensatz entsprechen. In diesem Fall sollte man also die hier berechneten Effekte nicht generalisieren.

Bei den anderen fünf Messpunkten liegen die AUC-Werte zwischen 0,873 und 0,9485. Das heißt, diese

Modelle sind allesamt sinnvoll für die Prädiktion der Variable **Niedrigwasserevent** an dem jeweiligen Messpunkt. Dies legitimiert eine Verallgemeinerung der in den vollen Modellen berechneten Effekte der einzelnen Treiber bzw. Treibergruppen.

Alle ROC-Kurven der vollen Modelle sind in der zugehörigen Shiny-Applikation zu finden.

### **5.3. Allgemeine selektierte Modelle**

Um das Problem der Multikollinearität zu vermeiden, wurden in einem zweiten Schritt zwei einheitliche selektierte Modelle für alle sechs Messpunkte (alle Kombinationen der drei Pegel und der zwei hydrologischen Halbjahre) gebildet. Die Treiber für die einzelnen Modelle wurden dabei so ausgewählt, dass für keinen der Messpunkte stark korrelierte Treiberpaare im Modell vorhanden sind.

Konkret beinhaltet das erste allgemeine selektierte Modell die Treiber **Mittlerer Niederschlag**, **Mittlere Lufttemperatur**, **Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung**, **Mittlere oberflächennahe Bodenfeuchte**, **Mittlerer Schneespeicher** sowie **Grundwasserstand**.

Das zweite allgemeine selektierte Modell beinhaltet die Treiber **Mittlere Lufttemperatur**, **Mittlere relative Luftfeuchte**, **Mittlere oberflächennahe Bodenfeuchte**, **Mittlerer Schneespeicher**, **Grundwasserstand** sowie **Mittlere Versickerung**.

#### **5.3.1. Vor- und Nachteile**

Durch die Vermeidung des Problems der Multikollinearität ist eine Beurteilung der Bedeutung der einzelnen Treiber, die das jeweilige allgemeine selektierte Modell beinhaltet, möglich. Außerdem kann die Relevanz der einzelnen Treiber auch zwischen den verschiedenen Pegeln und hydrologischen Halbjahren verglichen werden, da die Modelle hier einheitlich über alle sechs Messpunkte gebildet werden.

Aufgrund der Notwendigkeit der Eliminierung einzelner Treibervariablen, ist die Beurteilung der Relevanz dieser Treiber jedoch nicht mehr möglich.

#### **5.3.2. Relevante Treiber**

Zur Quantifizierung der Relevanz der einzelnen Treiber wurde hier analog wie in [5.2.2](#) verfahren.

Die folgenden Tabellen zeigen für beide allgemeine selektierte Modelle, in welcher Kategorie die Veränderung des AICs bei der Herausnahme des speziellen Treibers aus dem Modell für den speziellen Messpunkt liegt:

#### **1. selektiertes Modell**

**Tabelle 5** zeigt die absoluten AIC-Verschlechterungen, des 1. selektierten Modells, in fünf Kategorien. Die Ergebnisse legen nahe, dass der **Mittlerer Niederschlag** über alle Pegel mittel bis sehr relevant ist.

Die **Mittlere Lufttemperatur** scheint vor allem im Winter bei der Isar relevant, wohingegen das Entfernen der **Mittleren einfallenden kurzweligen Strahlung** relativ konstant in allen Gebieten und Halbjahren zu einer leichten bis mittleren Verschlechterung des AIC führt. Die Ausnahme ist hier die Iller im Winter, wo die Verschlechterung lediglich unter 25 liegt.

Auch in diesem Modell scheint die **Oberflächennahe relative Bodenfeuchte** konstant wichtig zu sein.

Das Entfernen des **Mittleren Schneespeichers** führt generell bei der Isar, sowie im Sommer bei der Iller, zu einer AIC-Verschlechterung von 50-150 und der **Grundwasserstand** scheint konstant über alle Pegel und Halbjahre wichtig zu sein, jedoch variiert die Relevanz.

Die exakten zahlenmäßigen Veränderung des AIC, beim 1. selektierten Modell, werden in **Tabelle 6** dargestellt.

Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlerer Niederschlag	xxx	xxx	xxx	xx	xxxx	xxx
Mittlere Lufttemperatur				xxx		
Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung	x	x	xx	xxx	xx	
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	xxxx	xxxx	xxxx	xxxx	xxx	xxxx
Mittlerer Schneespeicher			xx	xx	xx	
Grundwasserstand	xxx	x	xxx	xx	xx	xx

**Tabelle 5. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber beim 1. selektierten Modell**

AIC steigt um weniger als 25: leeres Feld

AIC steigt um mindestens 25, aber weniger als 50: x

AIC steigt um mindestens 50, aber weniger als 150: xx

AIC steigt um mindestens 150, aber weniger als 300: xxx

AIC steigt um mindestens 300: xxxx.

Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlerer Niederschlag	238.06	246.51	287.33	80.44	392.14	177.69
Mittlere Lufttemperatur	80.14	-6.41	75.54	224.75	64.27	98.72
Mittlere einfallende kurzwellige Strahlung	26.18	34.54	106.28	221.04	64.70	24.22
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	2,628.12	920.90	432.52	636.71	237.35	335.95
Mittlerer Schneespeicher	18.72	24.25	57.26	82.96	95.64	202.45
Grundwasserstand	211.98	30.08	188.40	142.44	67.70	104.57

**Tabelle 6. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber beim 1. selektierten Modell (AIC-Zahlenwert) .**

## 2. selektiertes Modell

Tabelle 7 zeigt die absoluten AIC-Verschlechterungen, des 2. selektierten Modells, in fünf Kategorien. Die Ergebnisse legen nahe, dass der Treiber **Mittlere Versickerung** über alle Pegel mittel bis sehr relevant ist.

Die **Mittlere Luftfeuchte** scheint vor allem bei der Iller, also einem südlicheren Pegel, relevant zu sein. Im Kontrast dazu hat die Luftfeuchte beim nördlichen Pegel, der Fränkischen Saale einen leichten bis mittelstarken Einfluss auf das AIC. Hier scheint außerdem der Einfluss im Sommer stärker zu sein. Die **Mittlere relative oberflächennahe Bodenfeuchte** weist über alle Pegel und Halbjahre hinweg einen starken Einfluss auf das AIC auf, wohingegen auch bei dem **Mittlere Schneespeicher** und dem **Grundwasserstand** bei allen Pegeln und Halbjahren ein Effekt auf das AIC zu erkennen ist, die Stärke von diesem schwankt jedoch.

Die exakten zahlenmäßigen Veränderungen des AIC beim 2. selektierten Modell werden in Tabelle 8 dargestellt.

Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlere Versickerung	xxx	xxx	xxx	xxxx	xxx	xx
Mittlere Lufttemperatur					xx	xx
Mittlere rel. Luftfeuchte	xxx	x				
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	xxxx	xxxx	xxxx	xxxx	xxx	xxxx
Mittlerer Schneespeicher	x	x	xx	xx	xxx	xxx
Grundwasserstand	xxx	x	xxx	xx	x	xxxx

**Tabelle 7. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber beim 2. selektierten Modell**

AIC steigt um weniger als 25: leeres Feld

AIC steigt um mindestens 25, aber weniger als 50: x

AIC steigt um mindestens 50, aber weniger als 150: xx

AIC steigt um mindestens 150, aber weniger als 300: xxx

AIC steigt um mindestens 300: xxxx.

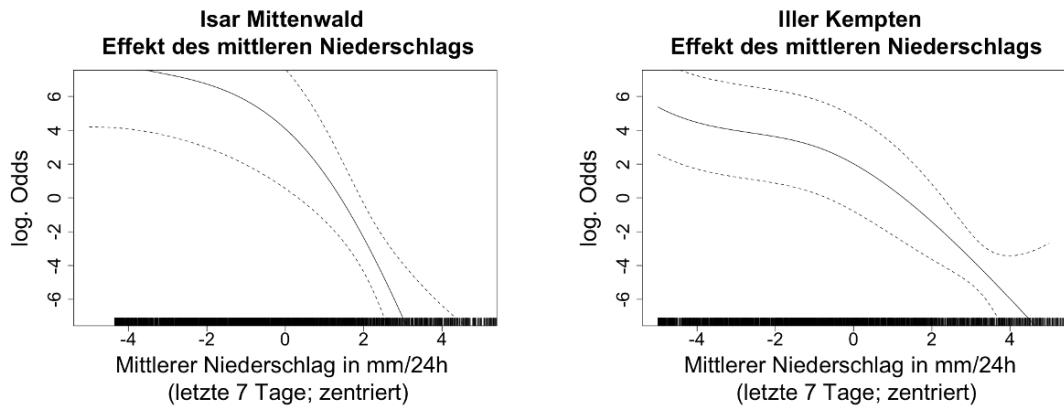
Treiber	Fränk. Saale, Sommer	Fränk. Saale, Winter	Isar, Sommer	Isar, Winter	Iller, Sommer	Iller, Winter
Mittlere Versickerung	150.98	261.47	185.21	361.81	226.38	116.87
Mittlere Lufttemperatur	22.49	1.34	6.61	5.44	56.21	56.77
Mittlere rel. Luftfeuchte	168.09	30.10	-0.03	-2.34	12.25	21.71
Mittlere oberflächennahe rel. Bodenfeuchte	2,955.28	897.87	497.72	722.79	282.98	328.15
Mittlerer Schneespeicher	43.53	27.94	114.90	52.26	186.15	264.87
Grundwasserstand	211.16	36.12	200.13	148.47	49.84	426.25

**Tabelle 8. Absolute Verschlechterung des AIC je Treiber beim 2. selektierten Modell (AIC-Zahlenwert).**

### 5.3.3. Vergleich ausgewählter Effekte

Anhand von dem in 5.3 vorgestellten selektierten Modell, werden im Folgenden die Effekte zwischen verschiedenen Pegeln verglichen. Zuerst betrachten wir die beiden südlichen Pegel Isar Mittenwald und Iller Kempten in der hydrologischen Jahreszeit Sommer. In Abbildung 10 können wir den Effektpplot der Variable **Mittlerer Niederschlag** erkennen. Auf der x-Achse ist der **Mittlere Niederschlag** der letzten sieben Tage in mm/24h abgetragen. Die Variable wurde zentriert, sodass Werte größer Null auf der x-Achse als überdurchschnittlicher Niederschlag und Werte kleiner Null als unterdurchschnittlicher Niederschlag interpretiert werden können. Außerdem ist auf der x-Achse ein Rugplot zu erkennen. In diesem stellt ein senkrechter Strich eine Beobachtung im Datensatz dar. Man kann erkennen, dass im Bereich zwischen -2 und 2 sehr viele Beobachtungen bei beiden Pegel liegen, für x-Werte größer als 4 jedoch erste Lücken zu erkennen sind. Auf der y-Achse ist die logarithmierte Chance bzw. logarithmierte Odds abgetragen. Die y-Skala wurde auf -6 bis 6 limitiert, da wir uns auf der log-Skala befinden. Die durchgezogene schwarze Linie stellt den Effekt dar und die beiden gestrichelten schwarzen Linien begrenzen das 95% Konfidenzintervall.

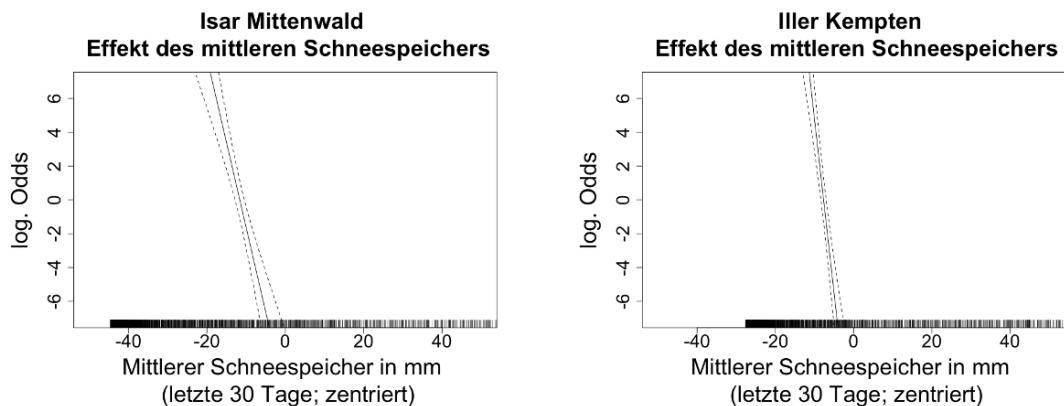
Man kann sowohl für den Pegel Isar Mittenwald, als auch für den Pegel Iller Kempten feststellen, dass mit steigendem **Mittleren Niederschlag** die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasserevent, bei Konstanthaltung aller anderen Variablen sinkt. Auffallend ist dabei, dass die mittlere log. Chance



*Abbildung 10. Variierende Effekte des mittleren Niederschlags für den Pegel Isar Mittenwald (links) und Iller Kempten (rechts) im hydrologischen Sommer.*

ceteris paribus (c.p.) für Isar Mittenwald ab einem x-Wert von -1 deutlich schneller sinkt, als für den Pegel Iller Kempten. Bei Letzterem erkennt man zuerst ein leichtes Plateau für x-Werte zwischen -4 und -2 und dann eine Senkung der mittleren log. Odds c.p. ab x-Werten größer als -1.

In Abbildung 11 ist der Effekt des Mittleren Schneespeichers der letzten 30 Tage für die beiden Pegel Isar Mittenwald und Iller Kempten zu sehen. Man erkennt, dass es sich um einen linearen Effekt handelt und eine Erhöhung des Schneespeichers um wenige Millimeter bereits zu einer enormen Senkung der mittleren log. Chance für ein Niedrigwasserevent (c.p.) führt. Die Effekte sind für die beiden Pegel sehr ähnlich, wobei die Gerade für Iller Kempten etwas steiler verläuft.

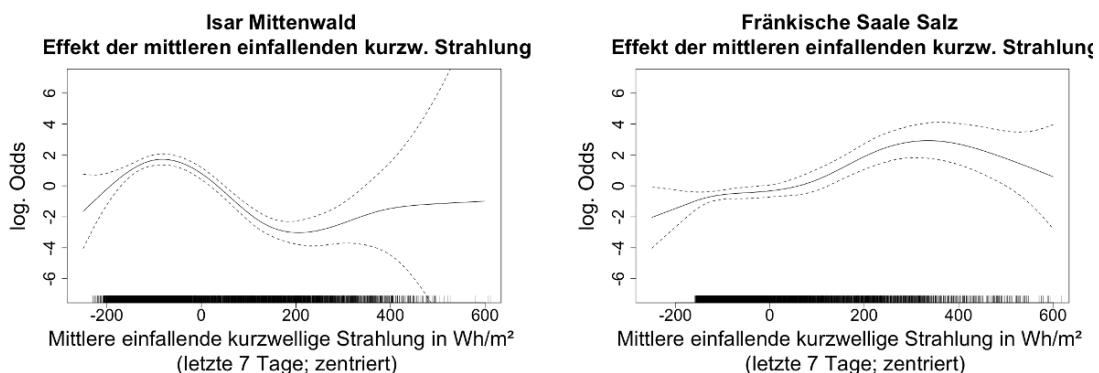


*Abbildung 11. Variierende Effekte des mittleren Schneespeichers für den Pegel Isar Mittenwald (links) und Iller Kempten (rechts) im hydrologischen Sommer.*

Um den Unterschied zwischen dem eher trockenen Norden und dem eher feuchten Süden von Bayern herauszuarbeiten, betrachten wir im Folgenden die beiden Pegel Isar Mittenwald (Süden) und Fränkische Saale Salz (Norden) im hydrologischen Winter.

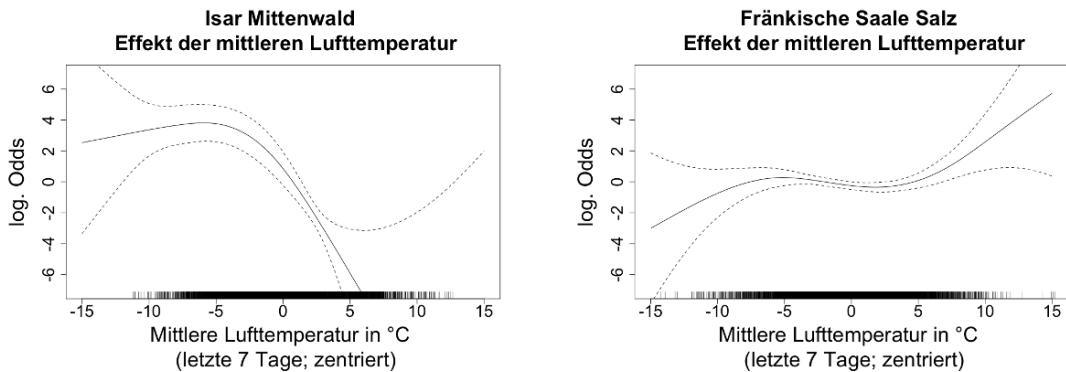
In Abbildung 12 können wir den Effektpunkt der Mittleren einfallenden kurzweligen Strahlung der letzten sieben Tage erkennen. Anhand des Rugplots wird deutlich, dass an den Rändern der Verteilung deutlich weniger Beobachtungen liegen und somit die Schätzung des Effekts in diesem Bereich mit großer Unsicherheit einhergeht (Konfidenzbänder spreizen sich auf). Dies sollte man bei der Interpretation berücksichtigen.

Der Verlauf des variierenden Effekts für den südlichen Pegel Isar Mittenwald (links) grenzt sich deutlich von dem des nördlichen Pegels Iller Kempten (rechts) ab. Die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasser c.p. steigt für Werte zwischen -200 und -120 am Pegel Isar Mittenwald zuerst an. Danach sinkt die mittlere log. Chance c.p. jedoch wieder deutlich ab bis zum x-Wert von 200. Auch wenn danach die Kurve wieder leicht ansteigt, sollte hier mit Vorsicht interpretiert werden, da in diesem Bereich vergleichsweise wenige Daten liegen. Im Gegensatz dazu steht der Verlauf des rechten Effekts für die Fränkische Saale Salz. Hier ist deutlich zu erkennen, dass mit steigender mittlerer einfallender kurzweligen Strahlung die log. Chance für ein Niedrigwasserevent im Mittel c.p. ansteigt. Im Bereich zwischen -100 und 50 verändert sich die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasserevent c.p. nahezu nicht.



*Abbildung 12. Variierende Effekte der mittleren einfallenden kurzweligen Strahlung für den Pegel Isar Mittenwald (links) und Fränkische Saale Salz (rechts) im hydrologischen Winter.*

Abschließend betrachten wir den Effekt der mittleren Lufttemperatur für die gleichen Pegel wie bereits zuvor, ebenfalls im Winter (Abbildung 13). Für die Interpretation der Effekte beschränken wir uns auf den Bereich zwischen -10 und 10, da an den Rändern zu wenige Daten vorliegen, um eine sichere Interpretation zu gewährleisten, wie man an den Konfidenzbändern sehr gut erkennen kann. Für den Pegel Isar Mittenwald sehen wir einen leichten Anstieg der mittleren log. Odds c.p. zwischen -10 und -5. Danach ändert sich die Krümmung und die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasserevent c.p. fällt anschließend rapide ab. Für den nördlichen Pegel Fränkische Saale Salz können wir erneut einen unterschiedlichen Verlauf erkennen. Die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasserevent c.p. steigt zuerst im Bereich zwischen -10 und -5 an, sinkt danach jedoch nur sehr leicht im Bereich zwischen -5 und 5. Im Gegensatz zu Isar Mittenwald steigt im Bereich zwischen 5 und 10 auf der x-Skala die mittlere log. Chance für ein Niedrigwasserevent c.p. wieder sehr schnell an.



**Abbildung 13.** Variierende Effekte der mittleren Lufttemperatur für den Pegel Isar Mittenwald (links) und Fränkische Saale Salz (rechts) im hydrologischen Winter.

Da in diesem Bericht nur vereinzelte Effektplots gezeigt werden können, verweisen wir sehr gerne auf die in [6](#) aufgegriffene Shiny-Applikation in der die Effekte für alle Modelle, Pegel und hydrologischen Halbjahre angezeigt werden können.

### 5.3.4. Prädiktion

Analog wie in [5.2.3](#) lässt sich die Prädiktionsgüte der allgemeinen selektierten Modelle beurteilen. Für das erste allgemeine selektierte Modell ist der visuelle Eindruck der ROC-Kurven der Modelle sehr ähnlich zu den jeweiligen vollen Modellen. Für die Pegel Isar Mittenwald und Iller Kempten ergibt sich sowohl im Winter als auch im Sommer jeweils eine leichte Reduktion des AUC-Wertes im Vergleich zum jeweiligen vollen Modell. Für den Pegel Fränkische Saale Salz ergibt sich im Winter eine leichte Steigerung des AUC-Wertes. Das heißt, das erste allgemeine selektierte Modell führt zu leicht besseren Prädiktionen an diesem Messpunkt als das volle Modell bei dem hier verwendeten Testdatensatz. Die AUC-Werte dieser fünf Modelle liegen hier zwischen 0,855 und 0,9425. Das heißt, auch die Prädiktionsgüte des ersten selektierten Modells ist für diese fünf Messpunkte relativ hoch. Für das Modell Fränkische Saale Salz im Sommer ergibt sich wiederum ein ähnlich schlechter AUC-Wert wie im vollen Modell. Auch hier sollte also von einer Generalisierung der einzelnen Effekte abgesehen werden.

Auch für das zweite allgemeine selektierte Modell ähnelt der visuelle Eindruck der ROC-Kurven der Modelle den jeweiligen ROC-Kurven vom vollen und ersten allgemeinen selektierten Modell. Für die Modelle Isar Mittenwald im Sommer und beide Modelle für den Pegel Iller Kempten entsteht eine leichte Reduktion der AUC-Werte im Vergleich zu den jeweiligen vollen Modellen. Für Isar Mittenwald und die Fränkische Saale Salz erhöht sich bei den Modellen im Winter hingegen etwas das AUC im Vergleich zum vollen Modell. Insgesamt liegen die AUC-Werte dieser fünf Modelle zwischen 0,8391 und 0,9585 und stellen hier also auch nützliche Modelle zur Prädiktion der Variable Niedrigwasserevent an den jeweiligen Messpunkten dar. Auch hier liegt die ROC-Kurve des Modells Fränkische Saale Salz im Sommer nahe an der Halbgeraden, was die schlechte Vorhersagegüte des zweiten allgemeinen selektierten Modells an diesem Messpunkt belegt.

Alle ROC-Kurven des ersten und zweiten allgemeinen selektierten Modells sind ebenfalls in der zugehörigen Shiny-Applikation zu finden.

## **5.4. Individuelle selektierte Modelle mit Interaktionen**

Da die vollen sowie die allgemeinen selektierten Modelle zum Zwecke der Vergleichbarkeit einheitlich gehalten werden, könnte es sein, dass diese den speziellen Gegebenheiten der einzelnen Pegeln, die sich aufgrund ihrer teilweise sehr unterschiedlichen natürlichen Bedingungen ergeben, nicht ausreichend gerecht werden. Aus diesem Grund wurde für jeden der sechs Messpunkte ein individuelles selektiertes Modell mit Interaktionen gefittet. Bei der Selektion der Treiber musste dabei nur auf diejenigen stark korrelierten Treiberpaare geachtet werden, die an dem speziellen Pegel und Halbjahr stark korrelieren. Aufgrund der unzureichenden Datenlage der Variablen **Mittlerer Schneespeicher** und **Mittlere Schneeschmelze** und der daraus folgenden äußerst unsicheren Effektschätzung beim Pegel Fränkische Saale Salz im Sommer wurden diese beiden Variablen bei diesem Messpunkt ebenfalls selektiert. Zudem wurden, wenn vorhanden, erklärenskräftige Interaktionen zwischen jeweils zwei Treibern mit ins Modell genommen, die das jeweilige AIC möglichst stark reduzieren. Diese Interaktionen wurden mithilfe von sogenannten Tensorprodukten modelliert, wobei sowohl die Haupteffekte der zwei jeweiligen Treiber als auch deren Interaktion als separater Effekt im Modell enthalten sind. Bei einer Interpretation sollte man immer die Haupteffekte und den Interaktionseffekt gemeinsam betrachten. Die genaue Modellierung an den einzelnen Messpunkten lässt sich in der in [6](#) vorgestellten Shiny-Applikation konkreter nachvollziehen.

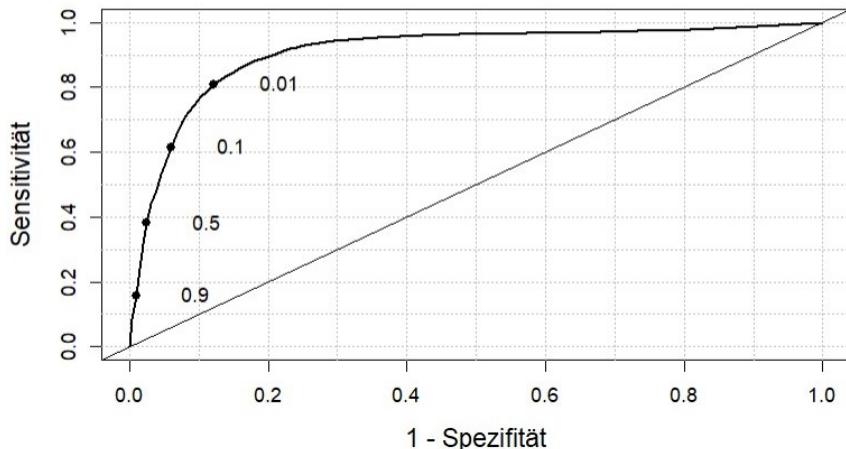
### **5.4.1. Vor- und Nachteile**

Der Fokus dieser Modellierung lag auf der Erklärbarkeit der Variable **Niedrigwasserevent** anhand der möglichen Treiber im Trainingsdatensatz. Daraus folgt, dass hier eine gute Annäherung an die Trainingsdaten priorisiert wird. Dadurch ist jedoch gleichzeitig ein Overfitting und somit eine Verschlechterung der Prädiktionsgüte nicht auszuschließen. Ebenso können die geschätzten Effekte aufgrund der individuellen Kombinationen von Treiberausprägungen in den verschiedenen Modellen hier nicht zwischen den Pegeln und hydrologischen Halbjahren verglichen werden.

### **5.4.2. Prädiktion**

Auch hier kann die Prädiktionsgüte der einzelnen Modelle, wie in [5.2.3](#) beschrieben, anhand einer ROC-Kurve beurteilt werden. Im Folgenden ist die ROC-Kurve für das individuelle Modell für den Pegel Iller Kempten im Winter abgebildet. Hier beträgt der AUC-Wert 0,9074. Im Vergleich zu den vollen Modellen aus [5.2](#) verzeichnen die Modelle für alle Messpunkte außer für die Fränkische Saale Salz im Sommer einen leichten Rückgang des AUC-Werts. Die AUC-Werte dieser fünf Modelle liegen hier alle zwischen 0,8448 und 0,9280, was bedeutet, dass sie nicht nur starke Erklärungskraft für den verwendeten Trainingsdatensatz haben, sondern ebenfalls nützlich für die Vorhersage der Variable **Niedrigwasserevent** beim Testdatensatz sind.

Beim Pegel Fränkische Saale Salz im Sommer ist hier nun ein AUC-Wert von 0,8772 zu verzeichnen, was eine Steigerung des AUC-Wertes um über 0,35 im Vergleich mit dem vollen Modell darstellt. Somit kann für diesen Messpunkt das individuelle Modell für sinnvolle Prädiktionen verwendet werden.



**Abbildung 14.** ROC-Kurve für das individuelle selektierte Modell mit Interaktionen für den Pegel Iller Kempten im hydrologischen Winter, AUC-Wert: 0,9074.

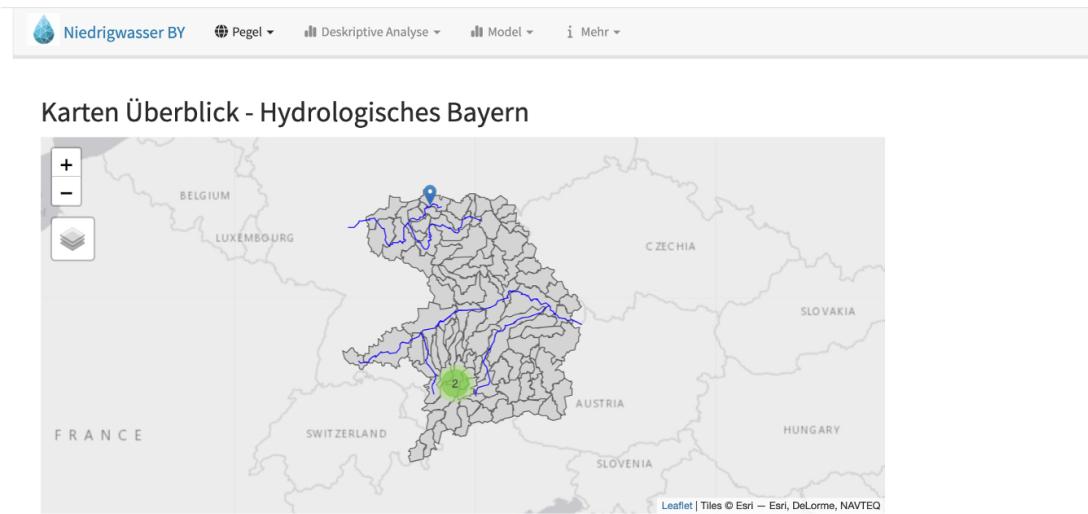
## 6. Shiny-Applikation

Eine Shiny-App(lication) ist eine interaktive Web-Applikation, die es ermöglicht, Daten auf eine anschauliche Weise zu visualisieren und zu präsentieren. Der Hauptvorteil einer Shiny-App besteht darin, dass die Endbenutzer selbst die Daten explorieren und auswählen können. So können die Nutzer ihre eigene Analyse durchführen und Einblicke in die Daten gewinnen, die sonst möglicherweise unentdeckt geblieben wären. Die Shiny-App bietet die Möglichkeit, jede Grafik, Tabelle und Auswertung für alle Pegel und hydrologischen Halbjahre genau zu untersuchen. Diese Flexibilität ermöglicht es den Nutzern, eine tiefergehende Analyse durchzuführen. In der zum Projekt gehörigen Shiny-App gibt es vier Drop-Down-Menüs in der oberen Leiste: "Pegel", "Deskriptive Analyse", "Modell" und "Mehr". (Abbildung 15)

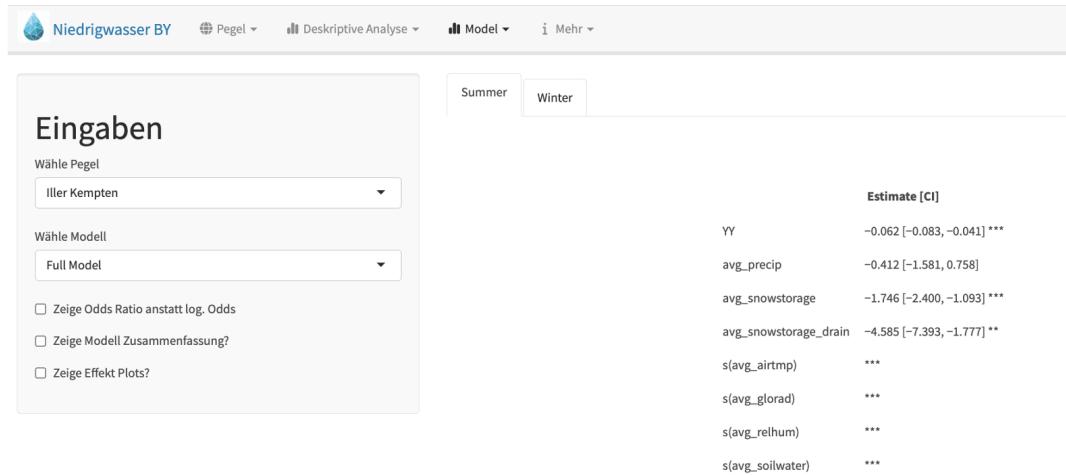
Der Pegel-Tab stellt jeden Pegel kurz mit einer Karte vor, die eine schnelle Orientierung ermöglicht. Im "Deskriptive Analyse"-Tab gibt es verschiedene Grafiken aus Abschnitt 4 des Berichts zu sehen, die beispielsweise die konditionale Verteilung von Niedrigwasserevents veranschaulichen. Ein Ausschnitt aus der App ist in Abbildung 17 zu sehen. Der "Modell"-Tab ermöglicht es den Nutzern, die Modelle aus 5 mit Übersichten und Effektplots zu analysieren, um weitere Einsichten zu gewinnen. Der "Mehr"-Tab bietet abschließend einen Überblick über das Projekt sowie einen Leitfaden zu den Modellen, der es den Nutzern erleichtert, sich einfacher zurechtzufinden.

Das Layout der Shiny-App ist so gestaltet, dass es eine übersichtliche Navigation durch die verschiedenen Ergebnisse und Informationen ermöglicht. Es ist so konzipiert, dass der Endnutzer schnell und einfach die gesuchten Ergebnisse finden kann und die gesamte Funktionalität der App auf einfache Weise nutzen kann.

Die App kann unter der URL: <https://group-projects.shinyapps.io/drought-shiny/> abgerufen werden.



**Abbildung 15.** Startseite der Shiny-Applikation des Projekts Niedrigwasser in Bayern. In der oberen Leiste sind die verschiedenen Tabs auswählbar.



**Abbildung 16.** Das ‘‘Modelling’’-Tab bietet eine Reihe von Eingabemöglichkeiten auf der linken Seite und zeigt standardmäßig auf der rechten Seite eine Übersicht des Modells.

## 7. Diskussion

### 7.1. Anmerkungen

- Bei den Modellierungen wurde der Trade-Off zwischen Model Fit und Vergleichbarkeit der Modelle berücksichtigt, welcher zu Einschränkungen geführt hat. So konnten Modelle teilweise nicht optimal an verschiedene Pegel und Halbjahre angepasst werden, da zur Vergleichbarkeit der Effekte

zwischen den Pegeln und Halbjahren die genutzten GAMs dieselben Einflussvariablen beinhalten müssen. Ein Beispiel hierfür ist der Effekt des Schneespeichers im Sommer bei der fränkischen Saale. Das entfernen dieses Treibers in dem Modell ist individuell betrachtet sinnvoll, war uns aber im Kontext der gewünschten Vergleichbarkeit nicht möglich.

- Die Ergebnisse dieses Projekts sind im Kontext des Vorgängerprojekts zu sehen. Überschneidungen mit Teilen der Ergebnisse des Vorgängerprojektes, wie beispielsweise die Wichtigkeit ähnlicher Treiber sowie die Differenzierung zwischen nördlichen und südlichen Gebieten, erhöhen das Vertrauen in diese Ergebnisse.
- Der Fokus dieses Projekts lag auf der Erklärungskraft der Treibervariablen, nicht auf der Entwicklung eines Modells mit möglichst guter Prädiktionsgüte. Umso positiver ist die meist gute Prädiktion der einzelnen Modelle zu bewerten.
- Andere Definitionen der in den Modellen genutzten Treibervariablen können unter Umständen zu anderen Interpretationen der Daten führen. Die von uns genutzten, oft gemittelten Variablen, waren über unterschiedliche Zeiträume definiert. Diese wurden als sinnvoll angenommen. Ob diese Definitionen jedoch die bestmöglichen sind, liegt nicht in unserem Aufgabenbereich, sondern muss von Experten des Fachs beurteilt werden.
- Die Definition des Niedrigwasserevents ist aus statistischer Sicht zu kritisieren. Dadurch, dass NM7Q für mehrere Tage in Folge unterschritten werden muss, entsteht eine Abhängigkeitsstruktur der Niedrigwasserevents. Wenn während eines Niedrigwasserevents für nur einen Tag keine Unterschreitung des NM7Q stattfindet, so können auch die folgenden zwei Tage, trotz Unterschreitung des NM7Q, nicht als Niedrigwasserevent gewertet werden.

Eine sofortige Definition als Niedrigwasserevent bei einer erstmaligen Unterschreitung des NM7Q könnte dazu beitragen, den akuten Zusammenhang zwischen kurzfristig auftretenden Treibern wie beispielsweise Niederschlag und der Zielvariable besser zu verstehen.

## 7.2. Mögliche weitere Schritte

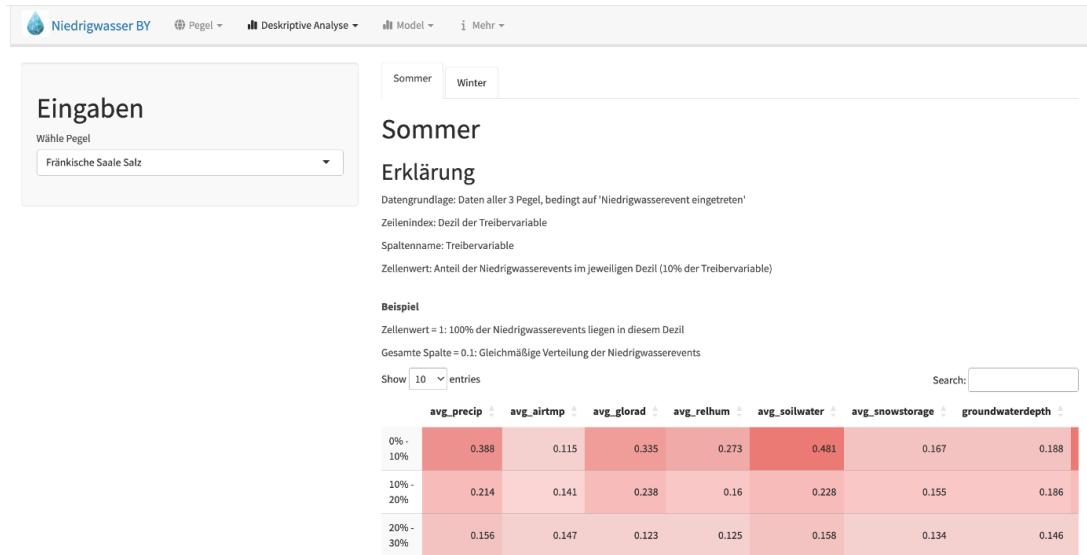
- Die Modelle aus diesem Projekt können mit Hilfe von Messdaten validiert werden. Unsere Prädiktionen fanden auf simulierten Daten statt, die ähnlich wie der Datensatz, auf Basis dessen die Modelle erstellt wurden, simuliert wurden. Aus diesem Grund kann eine zusätzliche Validierung an real gemessenen Daten hilfreich sein.
- Die Modelle aus diesem Projekt können bezüglich der Qualität der Messungen adjustiert werden. Da wir keinen Einblick in die Messmethoden und die Genauigkeit dieser haben, können wir nicht bewerten wie verlässlich diese sind.
- Die Modelle aus diesem Projekt können auf andere Pegel angewandt werden. Da wir lediglich drei Pegel untersucht haben, ist die Sicherheit von Schlussfolgerungen über potenzielle, systematische Unterschiede zwischen nördlichen und südlichen Gebieten, begrenzt. Zur Überprüfung der Relevanz dieser Unterschiede sollten daher weitere nördliche und südliche Gebiete untersucht werden.

## Literatur

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716–723.
- Hastie, T. J. (2017). Generalized additive models. In *Statistical models in S* (S. 249–307). Routledge.
- Marra, G., & Wood, S. N. (2011). Practical variable selection for generalized additive models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 55(7), 2372–2387. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.csda.2011.02.004>
- Willkofer, F., Wood, R. R., von Trentini, F., Weismüller, J., Poschlod, B., & Ludwig, R. (2020). A Holistic Modelling Approach for the Estimation of Return Levels of Peak Flows in Bavaria. *Water*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/w12092349>
- Wood, S. N. (2017). *Generalized additive models: an introduction with R*. CRC press.

**Datenverfügbarkeit.** Der Code dieses Berichts kann auf [Github](#) eingesehen werden.

## A. Appendix



*Abbildung 17. Das “Descriptive Analysis”-Tab im Untermenü “Konditionale Verteilung von Niedrigwasserevents”.*