

Probabilistische Vorhersage des täglichen Gebietsniederschlages unter Berücksichtigung extremer Ereignisse

Jan Bliefernicht, András Bárdossy

Zusammenfassung

Um ein gut funktionierendes operationelles Hochwasservorhersagesystem für mesoskalige Einzugsgebiete zu installieren, werden u. a. Niederschlagsfelder mit einer hohen räumlichen Auflösung benötigt. Normalerweise wird hierfür ein dynamisches Downscaling durchgeführt. Alternativ können auch statistische Verfahren wie die Analoge Methode verwendet werden, die schon seit Jahren in Frankreich zur operationellen Vorhersage des Niederschlages genutzt wird. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit ein probabilistisches Vorhersagesystem für den täglichen Gebietsniederschlag auf Grundlage der Analogenen Methode vorgestellt. Es werden zwei Ansätze der Analoge Methode verglichen: (1) Ein direkter Ansatz der Analogenen Methode. (2) Ein konditionierter Ansatz mit einer Nebenbedingung, der die Prädiktoren in eine Klasse mit sehr feuchten täglichen Wetterlagen und eine Klasse mit weniger feuchten täglichen Wetterlagen unterteilt. Als Prädiktoren fungieren die Geopotentialhöhe, die spezifische Luftfeuchte und die u-Windkomponente des NCEP/NCAR-Reanalyse Datensatzes. Durch eine geeignete Einteilung der Klassengrenzen der Ranked Probability Score wird das System auf die Vorhersage von extremen Niederschlagsereignissen optimiert. Es wird dann für drei mesoskalige Testgebiete im Rhein-Einzugsgebiet mit der Jackknife-Methode für einen 44-jährigen Zeitraum validiert. Bei der Untersuchung stellt sich heraus, dass beide Ansätze in der Lage sind, extreme Niederschlagsereignisse im Winter vorherzusagen. Allerdings versagen beide bei der Vorhersage von Sommerereignissen, so dass sie um zusätzliche Prädiktoren erweitert werden müssen, um konvektive Ereignisse berücksichtigen zu können. Der Vergleich der Ergebnisse beider Ansätze liefert keinen signifikanten Unterschied. Die Ergebnisse des operationellen Betriebes zeigen, dass die Analoge Methode für die Vorhersage im täglichen Betrieb anwendbar ist.

1 Einführung

Die genaue quantitative Vorhersage des täglichen Gebietsniederschlages für die nächsten drei oder sieben Tage ist als Eingangsgröße für ein verlässlich operierendes Hochwasservorhersagesystem von großer Bedeutung. Um ein adäquates System für ein mesoskaliges Einzugsgebiet aufzubauen, werden tägliche Niederschlagsfelder mit einer hohen räumlichen Auflösung ($< 10 \text{ km} \times 10 \text{ km}$) benötigt. Globale Wettervorhersagemodelle liefern allerdings nur Niederschlagsfelder mit einer gröberen Auflösung, die nicht feiner als ein halber Breitengrad ist, was in unseren Breiten ungefähr $30 \text{ km} \times 30 \text{ km}$ entspricht. Somit können Niederschlagsfelder globaler Vorhersagemodelle nicht direkt für die hydrologische Modellierung eingesetzt werden. Um diese Lücke zu schließen, muss die globale Information auf die regionale Skala überführt werden. Dieser Schritt wird als Downscaling bezeichnet. Häufig wird ein dynamisches Downscaling durchgeführt, d.h. ein globales Modell wird mit einem räumlich feiner aufgelösten physikalisch-basierten Modell (Regionalmodell) gekoppelt. Dabei werden die Vorhersagen des globalen Modells als Eingangsgrößen für das regionale Modell verwen-

det. Leider weist die Niederschlagsvorhersage der physikalisch-basierten Modelle insbesondere bei extremen Ereignissen Schwächen auf, so dass ihre Vorhersagen nicht ohne weiteres für die operationelle Hochwasservorhersage geeignet sind (BACCHI & RANZI, 2000). JASPER et al. (2002) weisen darauf hin, dass neben der Niederschlagsmenge auch die zeitliche und räumliche Verteilung des Niederschlages entscheidend für die Hochwasservorhersage ist. Alternativ können statistisch-basierte Ansätze für ein Downscaling verwendet werden. An die Stelle des regionalen Modells tritt dann ein statistisches Modell. Mit dem statistischen Modell wird ein funktionaler Zusammenhang zwischen den Größen, die die großräumige atmosphärische Zirkulation beschreiben, den Prädiktoren, und lokalen meteorologischen Größen, z. B. dem Niederschlag, hergestellt (WETTERHALL, 2005).

Statistische Downscaling-Verfahren haben gegenüber den physikalischen Downscaling u. a. den Vorteil, dass sie relativ einfach zu implementieren sind, ohne großen personellen Aufwand oder hohe computertechnische Anforderungen. Sie sind daher insbesondere für den operationellen Einsatz geeignet, für den schnelle und robuste Verfahren benötigt werden. Seit mehr als 30 Jahren wird zum Beispiel die Analoge Methode bei dem Französischen Energieversorger Electricité de France im operationellen Betrieb erfolgreich für die Niederschlagsvorhersage eingesetzt (OBLED et al., 2002). Zusätzlich können mit Hilfe von statistischen Downscaling-Verfahren eine Vielzahl von Niederschlagsszenarien berechnet werden, die die hohe räumliche Variabilität des Niederschlagsprozesses wiedergeben können. Allerdings hängt die Güte des statistischen Downscalings stark davon ab, ob lange und homogene Datensätze für ein Einzugsgebiet vorhanden sind.

Im Rahmen dieser Arbeit wird ein probabilistisches Vorhersagesystem für den Gebietsniederschlag präsentiert, welches auf der Analogie Methode basiert. Des Weiteren werden zwei Ansätze der Analogie Methode untereinander verglichen. Ein unkonditionierter Ansatz wird einem durch tägliche Wetterlagen konditionierten Ansatz gegenübergestellt. Beide Ansätze werden für extreme Niederschlagsereignisse in drei mesoskaligen Testgebiete des Rhein-Einzugsgebietes getestet.

2 Methodik

2.1 Die Analoge Methode

Die Analoge Methode ist eine der einfachsten statistischen Downscaling-Methoden. Nach LORENZ (1969) beruht diese Methode auf folgenden Annahmen: (1) In der Vergangenheit gab es eine Wettersituation, die nicht identisch aber ähnlich der Wettersituation ist, für die eine Vorhersage gemacht wird. (2) Für lokale meteorologische Größen, wie zum Beispiel den Niederschlag, wird angenommen, dass ihre Ausprägung dieselbe ist wie in der Vergangenheit. Wird die Analoge Methode auf die Niederschlagsvorhersage angewandt, so kann sie in zwei Schritte unterteilt werden (OBLED et al., 2002). Zunächst wird nach einer historischen Wettersituation gesucht, die ähnlich der aktuellen Situation ist. Wird eine ähnliche Wettersituation gefunden, so wird anschließend der Niederschlag, der an diesem Tag aufgetreten ist, für die Vorhersage verwendet. In diesem Zusammenhang wird die ähnliche Wettersituation als analoge Situation bezeichnet.

Damit analoge Situationen identifiziert werden können, müssen Prädiktoren verwendet werden, die die großräumige Wettersituation beschreiben. Des Weiteren müssen die Prädiktoren die Eigenschaft besitzen, dass zwischen Ihnen und der Zielgröße ein Zusammenhang besteht. Dabei können die Prädiktoren entweder aus Messungen oder aus Berechnungen eines globalen meteorologischen Modells stammen (WETTERHALL, 2005). Das Datenarchiv des NCEP/NCAR Reanalyse-Projektes (KALNAY et al., 1996) bietet die ideale Möglichkeit, eine Vielzahl von Prädiktoren über einen Zeitraum von über 50 Jahren auszulesen und auf Eignung als Prädiktor zu testen. Es stellt neben täglich auch sechs-stündlich berechnete meteorologische Größen in einer räumlichen Auflösung von $2,5^\circ \times 2,5^\circ$ zur Verfügung. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass es sich nicht um Vorhersagedaten handelt. Werden Reanalyse-Daten zur Validierung eines Downscaling-Verfahrens in der Vorhersage benutzt, so müssen die Ergebnisse immer interpretiert werden als Ergebnisse im Sinne eines Systems, welches unter perfekten Vorhersagebedingungen getestet wird (OBLED et al., 2002). OBLED et al. (2002) weist aber auch darauf hin, dass die Vorhersagegüte eines Systems mit operationellen Daten im Vergleich zu einem System mit nicht-operationellen Daten für die ersten 24 Stunden kaum abnimmt. Soll nun eine Vorhersage für die Vergangenheit gemacht werden, so muss auf Bestände mit alten Vorhersagedaten zurückgegriffen werden. Das europäische Wettervorhersagezentrum (ECMWF) z. B. archiviert die Vorhersagedaten seines globalen Atmosphärenmodells seit Mitte der 80ziger Jahre.

Für die Identifizierung einer analogen Wettersituation muss ein Kriterium definiert werden, welches die Ähnlichkeit zwischen zwei meteorologischen Feldern misst. Die euklidische Entfernung kann zum Beispiel als Ähnlichkeitsmaß genommen werden. Sie berechnet die Abweichungen zwischen zwei Größen an jedem Gitterpunkt, die dann aufsummiert werden. Ist die euklidische Entfernung sehr klein, so sind beide meteorologischen Felder sehr ähnlich. Ist nur die Form zweier meteorologischer Felder sehr ähnlich, so kann die euklidische Entfernung diese Eigenschaft nicht berücksichtigen. In diesem Fall besteht die Möglichkeit, dass die Abweichungen der meteorologischen Größen an einem Gitterpunkt sehr groß sind und die meteorologischen Felder nicht als ähnlich erkannt werden. Ein Maß zur Beschreibung der Ähnlichkeit der Form ist die Pearsonsche Korrelation. Werden beide Kriterien zu einem Ähnlichkeitsmaß kombiniert, so können die Vorteile beider Maße genutzt werden. Werden die beiden Ähnlichkeitsmaße gegeneinander gewichtet, so kann anhand des Gewichtes entschieden werden, welche Eigenschaft stärker berücksichtigt werden soll.

Das kombinierte Ähnlichkeitsmaß aus euklidischer Entfernung und Pearsonscher Korrelation wird in BARDOSSY (2006) ausführlich erläutert. Dort wurde es zur Rekonstruktion von täglichen Luftdruckfeldern auf Meereshöhe verwendet.

2.2 Optimierung der Analogen Methode

Die Analoge Methode kann auf verschiedenste Weise optimiert werden. Zunächst sollte getestet werden, welche Prädiktoren für die Identifizierung ähnlicher Wetterlagen geeignet sind. OBLED et al. (2002) stellen heraus, dass die Anzahl und die Verschiedenheit der Prädiktoren entscheidend sind. So ist eine Dreier-Kombination aus drei verschiedenen Größen einer Dreier-Kombination bestehend aus einer einzigen Größe zu bevorzugen. Allerdings nimmt

die Verbesserung der Vorhersage mit der Anzahl der integrierten Variablen ab, so dass sie irgendwann nur noch marginal ist.

Neben der Wahl der Prädiktoren, kann auch die Größe und die Lage der meteorologischen Felder variiert werden. BONTRON & OBLED (2003) verwenden für die Geopotentialhöhe ein Feld mit einer räumlichen Ausdehnung von $20^\circ \times 10^\circ$, dessen Zentrum leicht westlich des Zielgebietes liegt. Dagegen schien für die spezifischen und relativen Feuchtlüsse eine sehr kleine räumliche Ausdehnung von $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ optimal, was nur vier Gitterpunkten entspricht. Hierbei liegt das Zentrum der meteorologischen Felder direkt über dem Zielgebiet.

Neben der räumlichen Eingrenzung kann ein Prädiktor auch zeitlich in Klassen unterteilt werden. Er kann zum Beispiel in vier Klassen unterteilt werden, die den Jahreszeiten entsprechen. Das bedeutet, dass für die Vorhersage eines Sommertages nur Wettersituationen von Sommertagen verwendet werden, um analoge Situationen zu identifizieren. Geschickter wäre es jedoch, den Prädiktor nach Wetterlagen zu unterteilen, so dass für die Vorhersage einer Vb-Wetterlagen ähnlichen Situation auch nur Vb-Wetterlagen ähnliche Situationen verwendet werden. Für die Klassifizierung täglicher Wetterlagen, gibt es eine Vielzahl von Methoden. Im Rahmen dieser Arbeit werden tägliche Wetterlagen verwendet, die mit einer auf Fuzzy-Regeln basierten automatischen Klassifikationsmethode bestimmt wurden. Das Prinzip der Methode ist ausführlich in BARDOSSY et al. (2002) dargestellt. Mit dieser Methodik wurden insgesamt 13 Wetterlagen für die Mosel identifiziert, die benutzt werden um in den Testgebieten kritische Wetterlagen zu identifizieren, die im Mittel deutlich feuchter sind und häufiger Extreme produzieren als andere. Der Prädiktor wird dann zeitlich in zwei Klassen unterteilt: eine Klasse mit kritischen und eine Klasse mit weniger kritischen Wetterlagen.

Zusätzlich kann auch die Anzahl analoger Situationen variiert werden. Es können nicht nur eine, sondern beispielsweise 20 oder 50 analoge Situationen für die Vorhersage selektiert werden. Soll die Vorhersage im Sinne einer deterministischen Vorhersage verifiziert werden, so stellt sich die Frage, welche analoge Situation für die Vorhersage verwendet wird. Zur Vorhersage kann zum Beispiel der Mittelwert aus den Niederschlagsmengen aller analogen Situationen verwendet werden. Des Weiteren können aber auch der Median oder weitere α -Quantile wie zum Beispiel das 60%-Quantil oder das 80%-Quantil herangezogen werden.

2.3 Bewertung der Vorhersage

Für die Bewertung eines probabilistischen Vorhersagesystem können konventionelle Gütemaße, wie zum Beispiel die Korrelation oder der mittlere quadratische Fehler, nicht herangezogen werden, da in ihrer Bewertung nicht die Form der Verteilung einer Vorhersagegröße berücksichtigt wird.

Ein adäquates Gütemaß für die Bewertung einer probabilistischen Vorhersage ist die Ranked Probability Score RPS (HERBACH, 2000):

$$RPS = \frac{1}{n} \frac{1}{k} \sum_i^n \sum_j^k (p_{ij} - o_{ij})^2$$

Tab. 1: Falsche und richtige Entscheidungen eines Vorhersagesystems.

		Beobachtung	
		Ja	Nein
Vorhersage	Ja	Treffer T	Fehlalarm F
	Nein	Versagen V	Inverser Treffer I

mit k als Anzahl der Klassen und n der Anzahl der Beobachtungen. Dieses Maß berücksichtigt die Form der Verteilung einer Zielgröße, da es die Differenzen zwischen der relativen Summenhäufigkeit der Vorhersage p_{ij} und der relativen Summenhäufigkeit der Beobachtungen o_{ij} berechnet. Je kleiner die Differenzen, desto besser ist die Vorhersage des Systems und die Ranked Probability Score nimmt ab. Allerdings hat die Ranked Probability Score den Nachteil, dass sie subjektiv ist, da sie von der Anzahl der Klassen und der Wahl der Klassengrenzen abhängt. Des Weiteren sollte sie grundsätzlich in Bezug zu einer Referenzvorhersage z. B. der klimatologischen Vorhersage gesetzt werden. Diese Möglichkeit bietet die Ranked Probability Skill Score (RPSS):

$$RPSS = 1 - \frac{RPS}{RPS_r}$$

die die Ranked Probability Score der Vorhersage im Verhältnis zu der Ranked Probability Score einer Referenzvorhersage RPS_r setzt. Sie variiert zwischen $-\infty$ und 1. Ist die Ranked Probability Skill Score negativ oder gleich Null, dann ist die Vorhersage nicht besser als eine Referenzvorhersage. Ist sie gleich Eins, dann ist die Vorhersage perfekt.

Neben der probabilistischen Vorhersage ist auch die binäre Vorhersage (ja, nein) von großer Bedeutung. Im Katastrophenfall müssen Entscheidungen getroffen, die das gesamte System auf ein Ja (Warnung) oder Nein (keine Warnung) reduziert. Neben zwei richtigen Entscheidungen können dabei auch zwei Fehler gemacht werden (Tabelle 1). Ein Niederschlagsvorhersagesystem kann zum Beispiel ein schweres Ereignis prognostizieren, welches dann doch nicht eintritt. Es hat dann einen Fehlalarm ausgelöst. Oder es kann umgekehrt kein Ereignis vorhersagen, welches aber doch beobachtet wird. Das Vorhersagesystem versagt in diesem Fall. Beide Fehler sind von unterschiedlicher Bedeutung, da ökonomisch gesehen ein Fehlalarm weniger Kosten verursacht als ein Versagen.

Der Heidke Skill Score (HSS) ist ein robustes Gütemaß zur Beurteilung binäre Vorhersagen (HEIDKE, 1926):

$$HSS = \frac{PC - PC_r}{1 - PC_r}, \text{ mit } PC = \frac{T + I}{n}$$

Tab. 2: Einzugsgebietsgröße A_E , mittlerer täglicher Gebietsniederschlag N und das 99.5%-Quantil des täglichen Gebietsniederschlages $Q_{99.5}$ der Einzugsgebiete Prün, Nahe und Sieg, Zeitraum 1958 - 2001

	Prün	Nahe	Sieg
A_E [km ²]	600	2500	750
N [mm/a]	990	840	1130
$Q_{99.5}$ [mm/d]	29.4	24.6	30.6

PC beschreibt den Anteil der korrekten Vorhersagen, welcher die Summe aus Treffern a und inversen Treffern b ist, dividiert durch die Anzahl der Beobachtungen n . PC_r ist der Anteil der korrekten Vorhersagen für eine Referenzvorhersage. Der Heidke Skill Score variiert zwischen -1 und 1. Ein Heidke Skill Score von eins bedeutet eine perfekte Vorhersage. Ist der Heidke Skill Score null oder negativ, so ist die Vorhersage nicht besser als die Referenzvorhersage.

In dieser Arbeit werden sechs Klassen für die Berechnung der Ranked Probability Score gewählt. Als Klassengrenzen werden die α -Quantile 0.90, 0.925, 0.95, 0.975, 0.99 und 0.995 der Verteilung der Beobachtungen gewählt, um extremen Niederschlagsereignissen ein größeres Gewicht zu geben. Das so auf Extreme fokussierte Kriterium wird als Optimierungsgröße verwendet. Eine ähnliche Klasseneinteilung wurde unter anderem von WETTERHALL (2005) benutzt. Als Referenzvorhersage werden die klimatologische Vorhersage bei der Ranked Probability Score und die zufällige Vorhersage bei dem Heidke Skill Score verwendet.

2.4 Anwendung

Es werden drei mesoskalige Gebiete des Rhein-Einzugsgebietes (Prün, Nahe, Sieg) als Testgebiete ausgesucht (Tabelle 2). Für alle Testgebiete werden tägliche Gebietsniederschläge in einer räumlichen Auflösung von 5 km x 5 km von 1958 bis 2001 verwendet, die mit External Drift Kriging aus Stationsdaten berechnet wurden. Aus diesem Datensatz wird für jedes Einzugsgebiet der mittlere tägliche Gebietsniederschlag berechnet, indem die Summe der Niederschlagshöhen an den Gitterpunkten im Einzugsgebiet dividiert wird durch die Anzahl der Gitterpunkte. Als Validierungstechnik wird die Jackknife-Methode verwendet, welche die extremste Form der Kreuzvalidierung darstellt. Sie hat gegenüber dem klassischen Data-Splitting den Vorteil, dass nahezu auf den gesamten Stichprobenumfang zurückgegriffen werden kann.

Als Prädiktoren werden die Geopotentialhöhe, die spezifische Feuchte und die Windkomponenten in südlicher und östlicher Richtung der 1000 hPa-, 850 hPa- und 700 hPa-Fläche des NCEP/NCAR-Reanalyse-Projektes in einer zeitlichen Auflösung von sechs Stunden (00 UTC, 06 UTC, 12 UTC und 18 UTC) benutzt. Zusätzlich wird der spezifische Feuchtefluss in südliche und in östliche Richtung für die 850 hPa- und 700 hPa-Fläche berechnet, indem die spezifische Feuchte mit den Windkomponenten multipliziert wird. Anschließend wird das Niederschlagsvorhersagesystem für das Einzugsgebiet der Prün hinsichtlich den Prädiktoren

optimiert. Aufgrund der Vielzahl der Prädiktoren und der daraus resultierenden Kombinationsmöglichkeiten wird folgende Optimierungsstrategie für die Auswahl der Prädiktoren angewendet:

- (1) Wahl eines Prädiktors, der eine möglichst hohe Korrelation mit dem Gebietsniederschlag besitzt oder der aufgrund von Prozessüberlegungen am meisten geeigneten scheint.
- (2) Der ausgewählte Prädiktor wird für die Vorhersage verwendet. Die Größe und die Lage des meteorologischen Feldes werden variiert.
- (3) Die optimierte Größe des meteorologischen Feldes wird verwendet, um zu entscheiden, welcher Zeitpunkt (00 UTM, 6 UTM, 12 UTM, und 18 UTM) für die Vorhersage am besten geeignet ist.
- (4) Das Gewicht zwischen Euklidischer Entfernung und Pearsonscher Korrelation wird optimiert.
- (5) Die Schritte 1 bis 4 werden mit zwei weiteren Prädiktoren wiederholt.
- (6) Die selektierten Prädiktoren werden kombiniert und für die Vorhersage verwendet.

Mit den optimierten Prädiktoren-Einstellungen wird das System auf die beiden weiteren Einzugsgebiete übertragen. Letztendlich werden die Anzahl der analogen Situationen und ein geeignetes Quantil für die binäre Vorhersage für jedes Einzugsgebiet separat festgelegt, so dass die Vorhersage für extreme Ereignisse optimiert wird.

Die Mosel-Wetterlagen werden benutzt, um im Testgebiet der Prün kritische Wetterlagen zu identifizieren. Der Prädiktor wird zeitlich in zwei Klassen unterteilt: eine Klasse mit kritischen, d. h. sehr feuchten Wetterlagen und eine Klasse mit weniger kritischen Wetterlagen. Dieser konditionierte Ansatz (AM+) wird mit dem konventionellen, unkonditionierten Ansatz (AM) für aller drei Testgebiete verglichen.

2.5 Operationeller Modus

Zurzeit wird eine vereinfachte Version für die Region Stuttgart getestet, die bisher nicht für Extreme optimiert ist. Als Ähnlichkeitsmaß wird die Kombination aus Euklidischer Entfernung und Pearsonscher Korrelation benutzt. Die Geopotentialhöhen der 1000 – und 700 hPa-Fläche (12 UTC), die vom amerikanischen Wettervorhersagemodells GFS alle sechs Stunden neu berechnet werden, werden als Prädiktoren verwendet. Getestet wird das Vorhersagesystem für vier Niederschlagsstationen im Raum Stuttgart, für die vom System alle sechs Stunden der Tagesniederschlag für die nächsten 24 Stunden sowohl probabilistisch für vier Klassen (< 2mm, 2 – 5 mm, 5 -10 mm, >10 mm) als auch binär vorhergesagt wird. Insgesamt werden 50 analoge Situationen für die probabilistische Vorhersage verwendet. Für die binäre (deterministische) Vorhersage wird als Kriterium für das Eintreten eines Niederschlagsereignissen der Median benutzt. Ist der Median größer als Null, so wird ein Ereignis prognostiziert und der arithmetische Mittelwert wird aus den Niederschlagsmengen aller analogen Situationen berechnet und als deterministische Vorhersage verwendet.

3 Ergebnisse und Diskussion

3.1 Optimierte Prädiktoren-Einstellungen

Die Dreier-Kombination Geopotentialhöhe der 700 und 1000 hPa-Fläche mit dem spezifischen Feuchtefluss der 700 hPa-Fläche in östlicher Richtung stellt sich als der beste Prädiktorensatz heraus. Dabei sind die räumliche Ausdehnung und die Lage der Felder beider Geopotentialhöhen gleich (Abbildung 1). Sie haben eine Ausdehnung von $20^\circ \times 15^\circ$. Das Zentrum ist leicht westlich des Einzugsgebiets. Das Feld des spezifischen Feuchteflusses ist deutlich kleiner und schmaler ($15^\circ \times 5^\circ$) Sein Zentrum liegt nord-östlich des Zielgebiets. Der beste Zeitpunkt für eine Vorhersage ist bei den drei Prädiktoren 12 UTC.

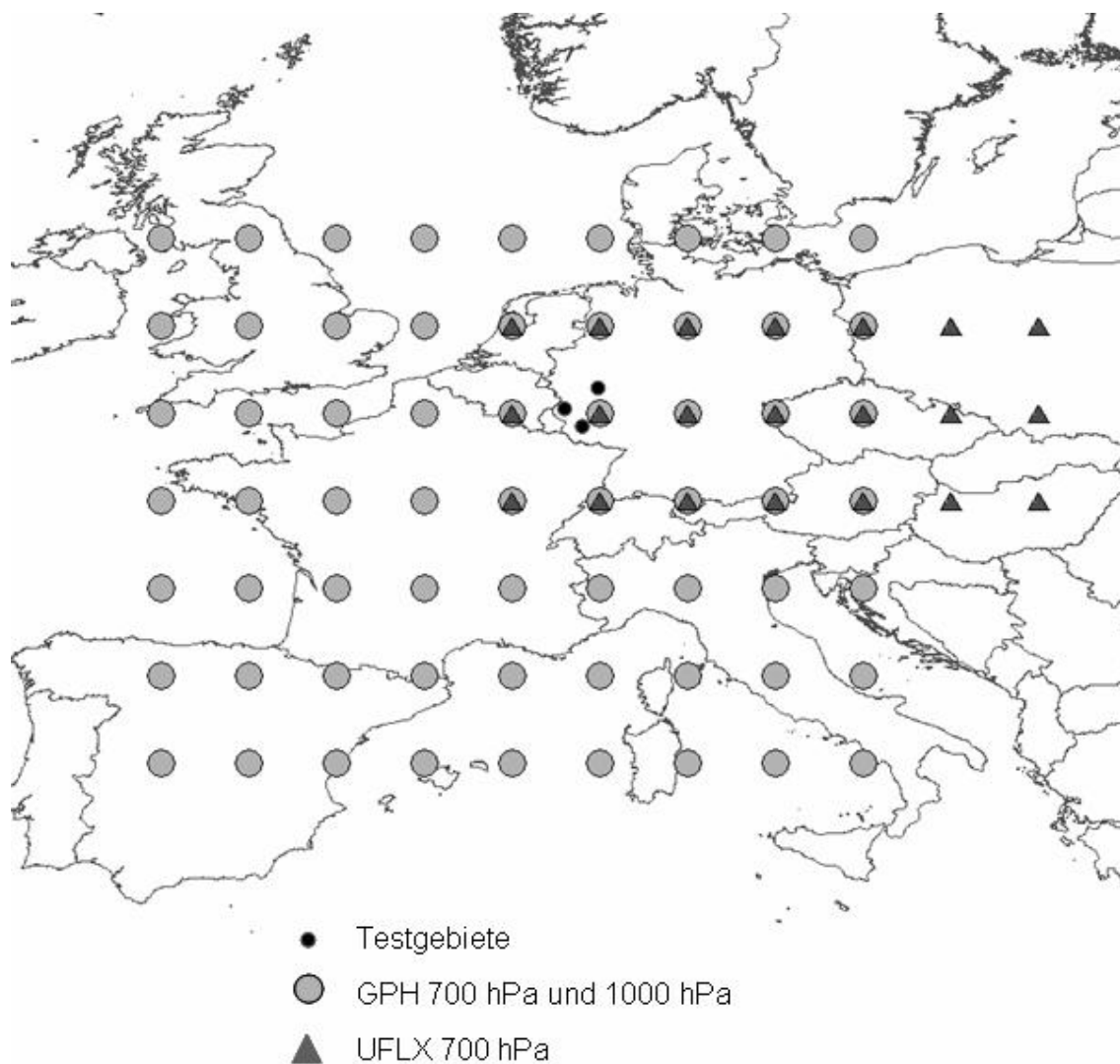


Abb. 1: Optimierte Größe und Lage des meteorologischen Feldes für die Geopotentialhöhe (GPH, 700 hPa-Fläche und 1000 hPa-Fläche, 12 UTC) und den spezifischen Feuchtefluss in östlicher Richtung (UFLX, 700 hPa-Fläche, 12 UTC).

Tab. 3: Mittlerer täglicher Gebietsniederschlag N [mm/d], relative Häufigkeit h [%] und Anzahl kritischer täglicher Niederschlagsereignisse A ($N > 30$ mm/d), die innerhalb der 13 täglichen Wetterlagen (WL) aufgetreten sind, Zeitraum von 1966 bis 2001, Einzugsgebiet Prün.

	WL 1	WL 2	WL 3	WL 4	WL 5	WL 6	WL 7	WL 8	WL 9	WL 10	WL 11	WL 12	WL 13
N	1.3	6.3	1.8	2.0	1.8	1.1	1.4	3.4	5.5	2.3	3.3	1.3	2.7
h	6.5	13.2	6.1	7.6	6.5	10.0	14.3	4.6	8.1	4.0	7.9	10.0	1.3
A	2	29	0	3	0	1	1	2	14	1	5	1	0

3.2 Wetterlagenklassifizierung

Für das Einzugsgebiet der Prün können zwei sehr kritische Wetterlagen (WL 2 und WL 9) identifiziert werden (Tabelle 3). Der mittlere tägliche Gebietsniederschlag dieser Wetterlagen beträgt mehr als 5,5 mm und ist im Vergleich zu einigen den anderen trockeneren Wetterlagen bis zu fünfmal so groß. Des Weiteren erklären beide Wetterlagen rund 73 % der Extreme, obwohl sie nur an 21 % der Tage auftreten. Neben den beiden sehr kritischen Wetterlagen gibt es noch drei weitere mittel-feuchte Wetterlagen (WL 8, WL 11 und WL 13). Ihr mittlerer täglicher Gebietsniederschlag beträgt rund 3,1 mm. Ca. 12 % der Extreme sind während dieser drei Wetterlagen aufgetreten. Alle anderen Wetterlagen sind trockener als im Jahresdurchschnitt, aber auch in ihnen können vereinzelt Extreme auftreten.

Aufgrund dieser Ergebnisse wird der Prädiktor zeitlich unterteilt, indem die Wetterlagen 2 und 9 der kritische Klasse zugeordnet werden und alle weiteren Wetterlagen der unkritischen Klasse.

3.3 Vergleich der Ansätze und operationeller Betrieb

Die Niederschlagsvorhersage für extreme Ereignisse ist für beide Verfahren und für alle Einzugsgebiete deutlich besser als eine einfache Referenzvorhersage, da sowohl die Ranked Probability Skill Score als auch der Heidke Skill Score größer als Null sind (Tabelle 4). Wird die Analoge Methode ohne Wetterlagenklassifikation verwendet, so können für das Einzugsgebiet der Prün von den 80 größten Niederschlagsereignissen 33 vorhergesagt werden, was einer Trefferrate von 41 % entspricht. Des Weiteren hat das System 40-mal einen Fehlarmer ausgelöst. Wird die Analoge Methode mit täglichen Wetterlagen konditioniert, so sinkt die Trefferrate zwar, aber es werden auch weniger Fehlarmer ausgelöst. Wird das Downscaling-Verfahren auf die anderen Testgebiete übertragen, so versagt das System häufiger. Von den jeweils 80 größten Ereignissen können 38 % im Sieg-Einzugsgebiet und 25 % im Nahe-Einzugsgebiet vorhergesagt werden. Allerdings erhöht sich die Anzahl der Fehlarmer im Einzugsgebiet der Sieg auf mehr als das Doppelte, wohingegen sich die Fehlarmer im Einzugsgebiet der Nahe auf die Hälfte reduziert.

Extreme Niederschlagsereignisse im Winter können mit der Analogen Methode gut vorhergesagt werden (Abbildung 2a und 2b). Insbesondere die Variabilität von mittelschweren Er-

Tab. 4: Statistik der binären Vorhersage (Treffer T, Fehllalarm F, Versagen V und inverser Treffer I) für die 80 schwersten Niederschlagsereignisse in den drei Testgebieten für n analoge Situationen und einem α -Quantil Q_α . Zusätzlich ist die Ranked Probability Skill Score RPSS und die Pearsonsche Korrelation r aufgeführt.

	Ansatz	n	Q_α	HSS	T	F	V	I	r	RPSS
Prün	AM	20	85	0.43	33	40	47	15949	0.68	0.25
	AM+	20	85	0.42	30	34	50	15955	0.67	0.25
Nahe	AM	33	85	0.33	20	22	60	15967	0.66	0.24
	AM+	33	85	0.33	20	19	60	15970	0.65	0.23
Sieg	AM	37	90	0.30	30	83	50	15906	0.68	0.24
	AM+	43	90	0.30	31	93	49	15896	0.67	0.23

eignissen wie das im Dezember 1985 kann gut wiedergegeben werden, da die Beobachtungen der Niederschlagsereignisse innerhalb der Quantile der empirischen Verteilung liegen. Man beachte auch die Tage, an denen kein Niederschlag gefallen ist. Dort ist sogar das 90%-Quantil Null, so dass damit auch die Niederschlagswahrscheinlichkeit für die Tage kleiner als 10 % ist. Allerdings wird das größte Ereignis im Einzugsgebiet im Januar 1995 deutlich unterschätzt. Die Niederschlagsmenge wie auch die Variabilität von Sommerereignissen können vom System nur schwer reproduziert werden (Abbildung 2c). Während des Ereignisses im September 1968 hätte das System sogar vollständig versagt.

Die Ergebnisse zeigen, dass das Niederschlagsvorhersagesystem geeignet ist, extreme Niederschlagsereignisse im Winter vorherzusagen. Abbildung 2b zeigt aber auch deutlich eine Schwäche der Analogens Methode. Es ist nämlich nicht möglich, Vorhersagen zu machen, die größer sind als der größte beobachtete Niederschlagswert. Mit diesem Vorwissen sollte es allerdings möglich sein, auch für das Ereignis im Dezember 1995 rechtzeitig eine Warnung auszulösen. Im Gegensatz zum Winter versagt das Niederschlagsvorhersagesystem im Sommer sehr häufig, da der konvektive Charakter dieser Ereignisse nicht durch die verwendeten Prädiktoren wiedergegeben werden kann. Daher muss das System um Prädiktoren erweitert werden, die die Instabilität der Atmosphäre über einem Einzugsgebiet wiedergeben können. Es ist allerdings fraglich, inwiefern Prädiktoren globaler Wettervorhersagemodell dafür geeignet sind, da deren Informationsgehalt aufgrund der groben räumlichen Auflösung des Modells nicht unbedingt für das Einzugsgebiet repräsentativ sein muss. Konvektive Ereignisse sind jedoch auch nur für die Hochwasserentstehung in kleinen Einzugsgebieten von großer Bedeutung. Für größere Einzugsgebiete sollte die Vorhersage von extremen Sommerereignissen daher besser sein.

Der konditionierte Ansatz hat keine Verbesserung der Vorhersage erzielt, da das unkonditionierte Verfahren bei extremen Wettersituationen ebenfalls vergangene extreme Situationen zur Vorhersage aussucht. Des Weiteren wird durch die Einteilung der Klassen der Stichprobenumfang, aus dem Analoge selektiert werden, erheblich reduziert. Um eine Verbesserung

zu erzielen, muss daher für jede Klasse separat die Größe und die Lage des meteorologischen Felds der Prädiktoren optimiert werden.

Die Analoge Methode kann auch im operationellem Modus die Variabilität des täglichen Niederschlag relativ gut wiedergeben (Abbildung 2d), obwohl nur eine vereinfachte Version getestet wird. Leider hat das System an einigen Tagen keine Vorhersage produziert, da es technisch noch nicht störungsfrei läuft.

4 Schlussfolgerung

In Rahmen dieser Arbeit wurde ein Niederschlagsvorhersagesystem auf Basis der Analogen Methode vorgestellt. Es konnte gezeigt werden, dass das System in der Lage ist in kleinen mesoskaligen Einzugsgebieten extreme Niederschlagsereignisse im Winter vorherzusagen. Allerdings versagt das System im Sommer häufig, so dass neue Prädiktoren in das Niederschlagsvorhersagesystem integriert werden müssen. Inwiefern das Vorhersagesystem ökonomisch sinnvoll ist, kann anhand dieser Studie noch nicht geklärt werden. Dafür müssen weitere Gütekriterien einbezogen werden, die die ökonomischen Auswirkungen eines Versa-

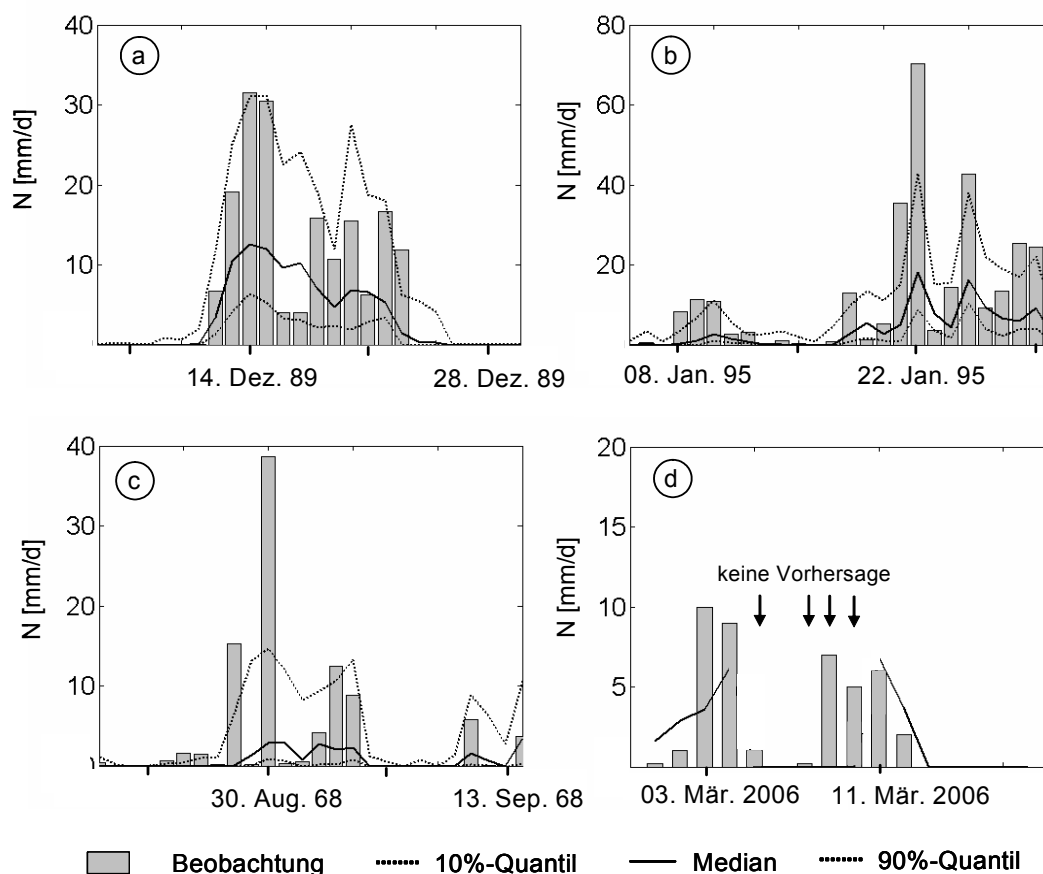


Abb. 2: Probabilistische Vorhersage des täglichen Gebietsniederschlag für drei extreme Ereignisse im Einzugsgebiet der Prün mit der Analogen Methoden ohne Nebenbedingung (AM) (a – c). Operationelle Vorhersage für die Station Stuttgart-Echterding (d).

gens oder eines Fehlalarms des Vorhersagesystems erfassen können.

5 Literatur

- BACCHI, B. & R. RANZI (2000): RAPHAEL – Runoff and atmospheric processes for flood hazard forecasting and control – Final Report. EC, Directorate General XII, Programme Environment and Climate 1994 – 1998, Contract n° ENV4-CT97-0552, University of Brescia.
- BARDOSSY, A. (2000): Stochastic Downscaling Methods to Assess the Hydrological Impacts of Climate Change of River Basin Hydrology.
- BARDOSSY, A. (2006): Reconstruction of Historical Daily Sea Level Pressure Fields For North-West-Europe Using Distance Based Methods. Submitted For Publication
- BARDOSSY, A. et al. (2002): Automated Optimized Fuzzy Rule Based Circulation Pattern Classification for Precipitation and Temperature Downscaling. Climate Research.
- BONTRON, G & C. OBLED (2003): New Developments in Quantitative Precipitation Forecasts by Analog Sorting Techniques.
- KALNAY, et al. (1996): The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. Bull. Amer. Meteor. Soc., 1996, 77,437-431.
- LORENZ, E. N. (1969): Atmospheric Predictability as Revealed by Natural Occurring Analogues. J. Atmos. Sci., 26, 636 - 646.
- HERBACH, H. (2000): Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems. Weather and Forecasting: Vol. 15, No. 5, 559 - 570.
- HEIDKE, P. (1926): Berechnung des Erfolges und der Güte der Windstärkevorhersagen im Sturmwarnungsdienst. Geogr. Ann., 8, 310-349.
- JASPER, K. et al. (2002): Advanced flood forecasting in Alpine watersheds by coupling meteorological observations and forecasts with a distributed hydrological model. J. Hydrol., 269 (3-4) , 253-254.
- OBLED, C. et al. (2002): Quantitative Precipitation Forecasts: A statistical adaption of model outputs through an analogues sorting approach. Atmospheric Research, 63, 303 - 324.
- WETTERHALL, F. (2005): Statistical Downscaling of Precipitation From Large-Scale Atmospheric Circulation – Comparison of Methods and Climate Regions. Dissertation