

RONNY PETERS

## Hochwasserprognose mit künstlichen neuronalen Netzen

### Einführung und allgemeine Methodik

Eine schnelle und genaue Hochwasservorhersage ist eine der größten Herausforderungen der angewandten Hydrologie. Um im operativen Falle die richtigen Entscheidungen zu treffen, ist eine möglichst präzise Abschätzung zu erwartender Wasserstände bzw. Durchflüsse vonnöten. In den mesoskaligen Einzugsgebieten der deutschen Mittelgebirgslandschaften ist man jedoch mit kleinen Konzentrations- und somit nur kurzen Vorwarnzeiten konfrontiert. Das erfordert eine möglichst effiziente Verarbeitung der verfügbaren Informationen.

Ein Weg, diese Vorwarnzeiten zu erhöhen, ist die Nutzung meteorologischer Prognosen. Da diese jedoch naturgemäß sehr unsicherheitsbehaftet sind, werden vom DWD Ensembles möglicher Niederschlagsverläufe angeboten.

Um den Hochwasserverlauf hinreichend genau vorherzusagen, werden heute Modelle verwendet, die einerseits die physikalischen Prozesse der Abflußbildung, der Abflußkonzentration und des Wellenablaufes gut beschreiben und die verfügbaren Informationen über Geländeeigenschaften, Landnutzung etc. in geeigneter räumlicher Diskretisierung berücksichtigen (z.B. das Wasserhaushalts- und Niederschlags-Abfluß-Modell AKWA-M<sup>®</sup> oder das hydrodynamisch-numerische Modell HEC-RAS). Das Dilemma dieser physikalisch basierten Modellierung liegt allerdings in einer beträchtlichen Rechenzeit. Einerseits muß – zur Berücksichtigung der Vorfeuchte des Einzugsgebietes – eine relativ lange Zeitspanne vor dem eigentlichen Hochwasserereignis (in der letztlich für den Hochwasserverlauf interessanten zeitlichen Auflösung) mit berechnet werden. Andererseits beinhaltet HEC-RAS sehr rechenintensive numerische Lösungen von Differentialgleichungen.

Um unter Beibehaltung der Prognosegüte dieser state-of-the-art-Modellierung eine wesentlich schnellere Hochwasservorhersage zu erreichen, die auch eine Szenarienrechnung oder Verwendung der Niederschlagsensembles zuläßt, wurde am Institut für Hydrologie und Meteorologie der TU Dresden eine neue Methodik (z.B. SCHMITZ et al., 2006, PETERS et al., 2006, PETERS, 2008) entwickelt. Dabei bedient man sich der außerordentlichen Flexibilität und Schnelligkeit künstlicher neuronaler Netze (**ANN**, **a**rtificial **n**eural **n**etworks).

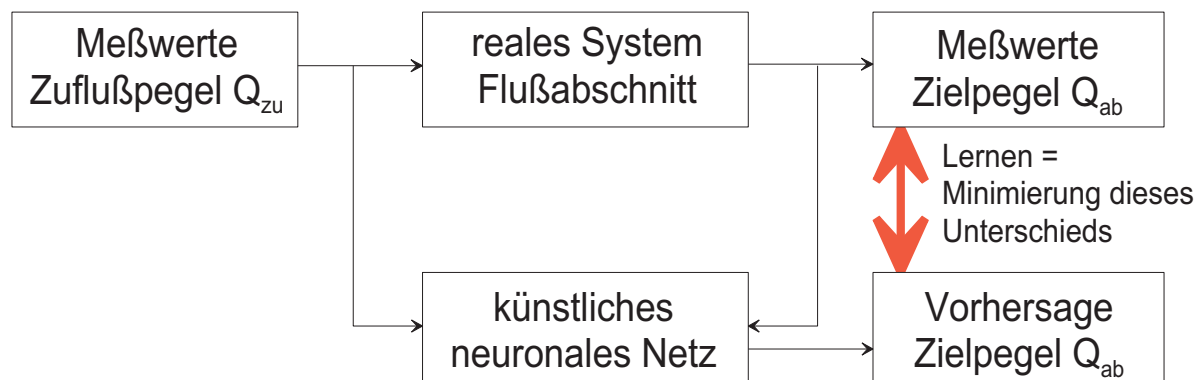


Abbildung 1: Grundlegende Vorgehensweise beim Training der ANN.

ANN sind Rechenmodelle, die unter anderem in der Lage sind, beliebige funktionale Zusammenhänge anhand von Trainingsdaten zu erlernen. Im Anwendungsfall erlauben sie eine schnelle und – im Rahmen der erlernten Input-Output-Beziehung – präzise Berechnung der jeweiligen Ausgabegröße, z. B. Durchfluß oder Wasserstand an einem bestimmten

Gewässerquerschnitt (Abbildung 1). Um dies zu veranschaulichen, soll der Vergleich mit den Vorbildern der ANN – den biologischen neuronalen Netzen – herangezogen werden:

Ein Fußballtorwart ist bei einiger physikalischer Vorbildung in der Lage, unter Berücksichtigung von Windgeschwindigkeit, Erdbeschleunigung und Reibungsprozessen die Flugbahn des Balles zu berechnen, seine nötigen Muskeltätigkeiten zu planen, die Flugbahn des Balles ideal zu kreuzen und den Schuß zu parieren. Bei Vorliegen der Ergebnisse ist der Ball allerdings bereits längst im Netz. Daher ist diese Herangehensweise unzureichend und der Torwart trainiert vorher viele mögliche Varianten immer wieder, bis seine biologischen neuronalen Netze in der Lage sind, ihn im operativen Falle in die richtige Ecke springen zu lassen.

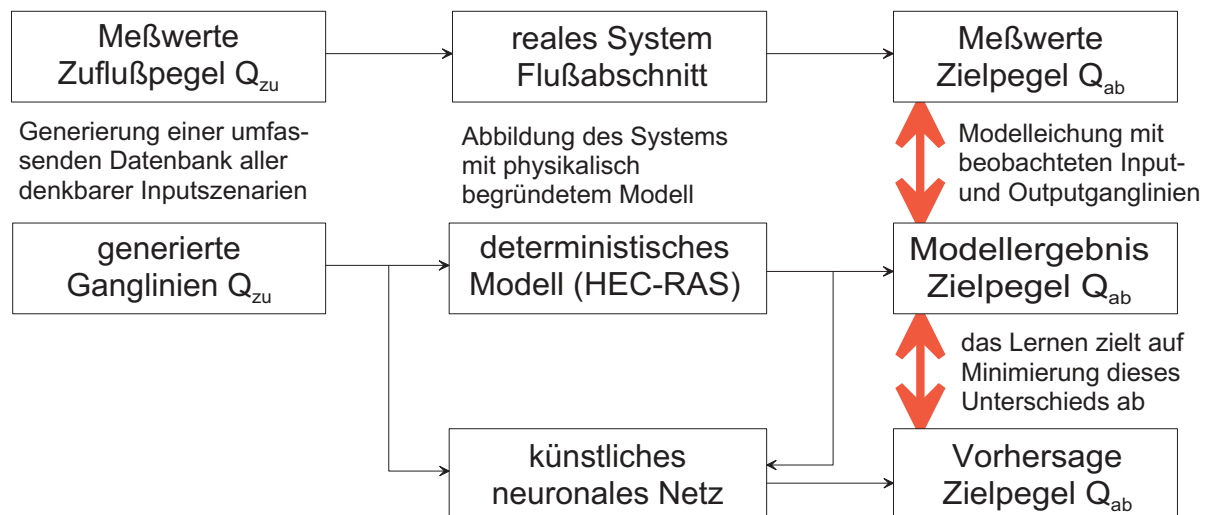


Abbildung 2: Vorgehensweise beim Training eines ANN zur Hochwasserprognose.

Das Problem bei der Hochwasservorhersage besteht jedoch in der naturgemäßen Seltenheit von Hochwasserereignissen. Die Datenlage ist also eher schlecht und ein adäquates Training mit gemessenen Daten nicht möglich. Deshalb werden mit einem physikalisch begründeten, kalibrierten Modell zahlreiche generierte Hochwasserszenarien berechnet, um eine umfangreiche Basis an Trainingsdaten zu erlangen (Abbildung 2). Der offensichtliche Vorteil dieser Herangehensweise besteht also in der Kombination aus der Prognosegüte des hydrologischen Modells und der Rechengeschwindigkeit und Einfachheit der ANN.

Die Methodik der Erstellung von ANN zur Hochwasserprognose kann kurz zusammengefaßt werden:

- „klassische“ hydrologische Modellierung des Einzugsgebietes und hydrodynamisch-numerische Modellierung des Flußlaufes (Modellerstellung unter Berücksichtigung der Gebietseigenschaften, Gerinnegeometrie etc., Kalibrierung, Validierung)
- Analyse hochwasserauslösender meteorologischer Situationen und Generierung einer umfangreichen Datenbasis meteorologischer Eingangsszenarien.
- Szenarienrechnung, Berechnung der Durchflüsse und Wasserstände am Zielpegel
- Training des ANN zur Wiedergabe der Input-Output-Beziehung

Wie gut ein ANN den Wasserstand oder Durchfluss zu prognostizieren vermag, hängt neben der Güte und Repräsentativität der Trainingsdaten entscheidend von der Aussagekraft der verwendeten Eingangsgrößen (Netzinputs, Merkmale) ab. Die Umsetzung dieser Methodik erfordert somit eine sorgfältige Auswahl dieser relevanten Merkmale.

### Wahl der relevanten Eingangsgrößen

Um in letztlich einem Rechenschritt den Wasserstand oder Durchfluss an einem Pegel oder einem anderen Querschnitt vorherzusagen, bedarf es der Auswahl und sinnvollen Zusammenfassung der großen Anzahl an Modellinputs in ihrer räumlichen und zeitlichen

Auflösung. Während z.B. bei der physikalisch basierten Modellierung und Berechnung der Trainingsszenarien alle nötigen meteorologischen Größen zu einer stündlichen Bestimmung der aktuellen Verdunstung oder Grundwasserneubildung in jedem Rechenzeitschritt eingehen, sind diese detaillierten Informationen für die Ausprägung der Hochwasserwelle teilweise irrelevant. So sind die Windgeschwindigkeit während des Ereignisses oder der Temperaturtagesgang eine Woche vor dem Hochwasser nicht ausschlaggebend. Ohne hier näher darauf einzugehen, wie die entsprechenden Merkmale ermittelt werden, soll im Groben die Datenstruktur und die Eingangsgrößen der ANN nach PETERS (2008) erklärt werden:

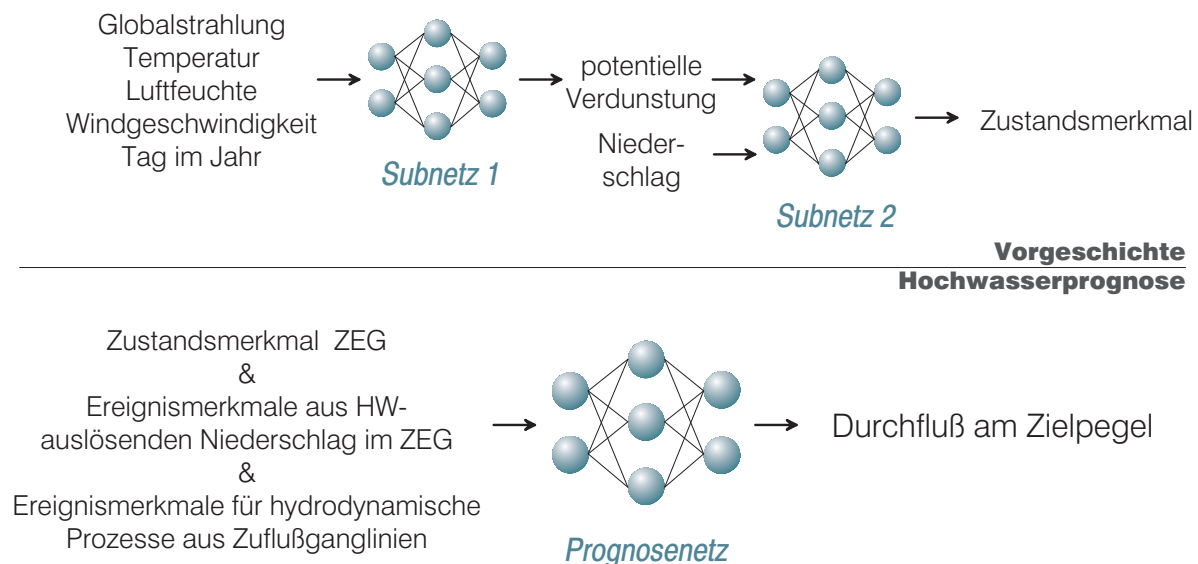


Abbildung 3: Merkmale von ANN zur kombinierten Beschreibung der hydrologischen Prozesse im Einzugsgebiet und hydrodynamischen Prozesse im Gerinne.

Abbildung 3 zeigt die verwendeten Merkmale bei einem Prognosenetz für ein Einzugsgebiet mit einem oder mehreren Zuflußpegeln. Im unteren Teil, dem eigentlichen Prognosenetz (Prognose-ANN), sind die relevanten Eingangsgrößen für den Durchfluß am Vorhersagepegel abgebildet. Abschnitte der Zuflußganglinien (Ereignismerkmale für hydrodynamische Prozesse) mit einem zeitlichen Bezug zum Vorhersagewert bilden die relevanten Informationen für den Anteil des zugeflossenen Wassers. Diese können direkt gemessen werden oder einem anderen Vorhersagewerkzeug entstammen und sind unabhängig von der Vorgeschichte des Ereignisses. Entsprechend der Wellenlaufzeit erfolgt eine zeitliche Aggregation für jeden Pegel.

Die Ereignismerkmale aus dem hochwasserauslösenden Niederschlag im Einzugsgebiet charakterisieren den Ereignisverlauf und setzen sich aus Niederschlagsmeßwerten und Niederschlagsprognosen ab dem Ereignisbeginn zusammen. Entsprechend ihrem zeitlichen Abstand zum Vorhersagetermin werden sie zeitlich zu Merkmalen aggregiert. In Abhängigkeit von der Einzugsgebietsgliederung ist eine räumliche Differenzierung möglich. Um die Niederschlags-Abfluß-Prozesse sinnvoll zu charakterisieren, geht in Form des Zustandsmerkmals (gegebenenfalls auch räumlich differenziert) weiterhin eine Information über die Gebietsfeuchte zu Ereignisbeginn ein.

Dieses Zustandsmerkmal bezieht sich auf die Vorgeschichte und beinhaltet sämtliche meteorologische Informationen der jüngeren Vergangenheit. Im hydrologischen Modell wird der Gebietszustand zu Ereignisbeginn durch eine große Anzahl an Speicherfüllungen repräsentiert. Da für die Ausprägung der Hochwasserwelle allerdings nur die „Abflußbereitschaft“ des Gebietes interessiert, wird das Modell mit einen vordefinierten Standardniederschlag

beaufschlagt. Die Scheitelhöhe der sich ausprägenden Hochwasserwelle definiert dann die Gebietsfeuchte und ist als Zustandsmerkmal quasi der Übergabeparameter zwischen den für die Wasserhaushaltsprozesse der Vergangenheit stehenden Subnetze und dem Prognosenetz zur Hochwasservorhersage.

### Praxisbeispiel

Diese Methodik wurde im Rahmen der Dissertation „Künstliche neuronale Netze zur Beschreibung der hydrodynamischen Prozesse für den Hochwasserfall unter Berücksichtigung der Niederschlags-Abfluß-Prozesse im Zwischeneinzugsgebiet“ (PETERS 2008) entwickelt und im Einzugsgebiet der Freiburger Mulde getestet. Prinzipiell ist diese Methodik unabhängig von den verwendeten Modellen. Im Rahmen des Projektes kamen WaSim-ETH und HEC-RAS zum Einsatz.

Die Ergebnisse bei der Nachbildung realer Hochwasserereignisse waren sehr zufriedenstellend. So reproduzierten die trainierten ANN die Ereignisse ausgezeichnet, während bei der Nachbildung der gemessenen Realität mit dem konventionellen Weg über WaSim-ETH und HEC-RAS die üblichen Erfolge und Probleme auftraten. Mit der Verwendung von ANN konnten also unter Beibehaltung der Prognosegüte der zugrundeliegenden physikalisch basierten Modelle ein sehr schnelles und einfaches Vorhersagewerkzeug erstellt werden. Abbildung 4 zeigt die Güte der ANN-Ergebnisse für ein zweigipfliges Ereignis mittlerer Intensität (ca. HQ5). Dargestellt sind einige Varianten bezüglich der Anzahl der Eingangsgrößen und der Anzahl der Zuflußpegel (ein bis drei Pegel) und damit der Wichtung der hydrodynamischen und hydrologischen Prozesse.

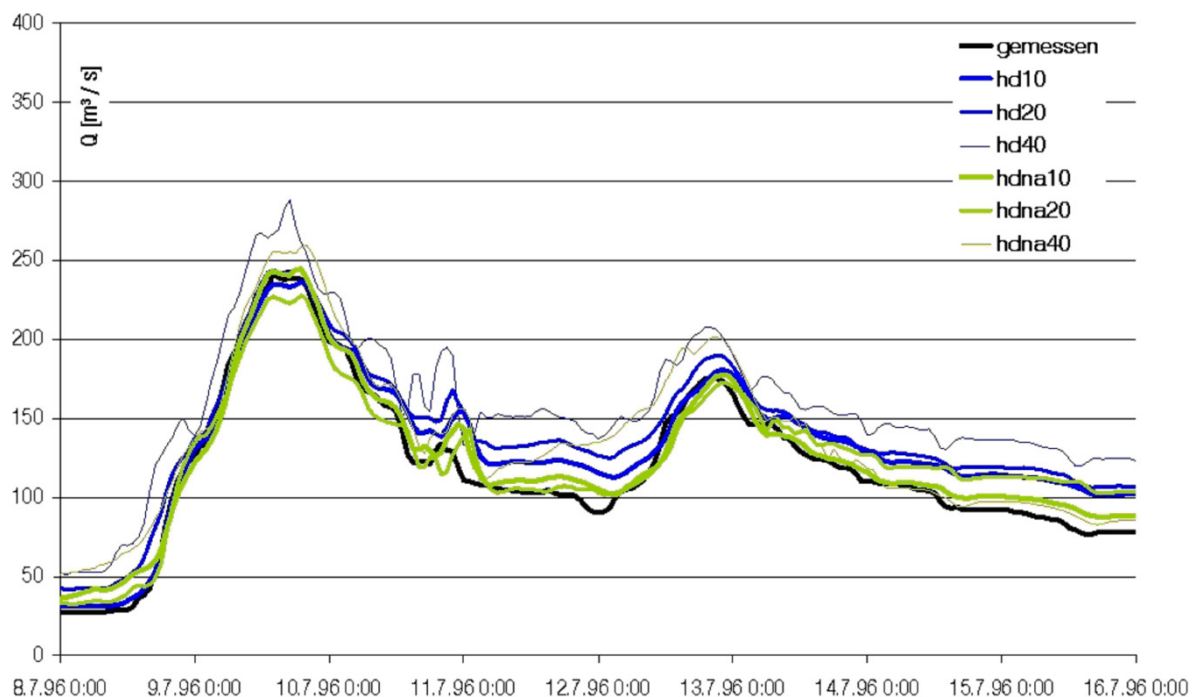


Abbildung 4: Anwendung für das Hochwasser im Juli 1996 am Pegel ErlIn, Freiburger Mulde; aus PETERS (2008).

Für diesen konkreten Fall dauerte die konventionelle Berechnung eines Ereignisses mit WaSim-ETH für das ca. 1200 km<sup>2</sup> (Auflösung 1 km<sup>2</sup>) große Einzugsgebiet bei einem Zuflußpegel und einer relevanten Vorgeschichte von 3 Monaten ungefähr 5 Minuten. Die Dauer der hydrodynamisch-numerischen Berechnung des Wellenablaufes auf einer Fließstrecke von 60 km mit HEC-RAS ist abhängig von der Dauer des Hochwassers und dem Ereignisverlauf, da bei starken Gradienten mehrere Iterationsschritte nötig sind. Auch hier kann von ca. 2 Minuten Rechenzeit ausgegangen werden. Auf den ersten Blick ist das wenig; allerdings ist die

komplizierte und zeitaufwendige Übergabe der Modellergebnisse von WaSim-ETH zu HEC-RAS in Betracht zu ziehen, die in der gegenwärtigen Form der Modelle nicht automatisierbar ist. Für umfangreiche Szenarienrechnungen im operativen Fall ist das der entscheidende Mangel des konventionellen Verfahrens.

Die ANN liefern demgegenüber die Ergebnisse in Sekundenbruchteilen. Außerdem treten bei ANN keine numerischen Instabilitäten auf.

### Literatur

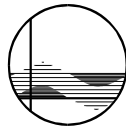
PETERS, R., SCHMITZ, G., CULLMANN, J. (2006): Flood routing modelling with Artificial Neural Net-works, *Advances in Geosciences*, 9, pp. 131-136.

PETERS, R. (2008): Künstliche neuronale Netze zur Beschreibung der hydrodynamischen Prozesse für den Hochwasserfall unter Berücksichtigung der Niederschlags-Abfluß-Prozesse im Zwischeneinzugsgebiet. Dissertation. *Dresdner Schriften zur Hydrologie*, Heft 7, Institut für Hydrologie und Meteorologie der TU Dresden.

SCHMITZ, G. H., CULLMANN, J., PETERS, R., GÖRNER, W., LENNARTZ, F. (2006): PAI-OFF - A new Way to Online Flood Forecasting in Flash Flood Prone Catchments. (In review at *Water Resources Research*).

### Nähere Informationen

Dr. Dittrich & Partner  
Gerlinger Straße 4  
D - 01728 Bannewitz



Hydro-Consult GmbH  
Tel.: 0351 / 401 47 93  
Fax: 0351 / 401 47 96

[info@hydro-consult.de](mailto:info@hydro-consult.de)