

Konrad Bogner, Dennis Meißner, Florian Pappenberger und Peter Salamon

Korrektur von Modell- und Vorhersagefehlern und Abschätzung der prädiktiven Unsicherheit in einem probabilistischen Hochwasservorhersagesystem

Correction of model and forecast errors and the estimation of the predictive uncertainty of a probabilistic flood forecasting system

Das Hauptziel der probabilistischen Hochwasservorhersage ist die zuverlässige Bestimmung der gesamten prädiktiven Unsicherheit der zu erwartenden Messgröße. Hierbei gilt es die Unsicherheiten aus den verschiedenen Elementen der Vorhersagekette zu einer Gesamtunsicherheit zu vereinigen. Im Rahmen des European Flood Awareness Systems (EFAS) wird vor diesem Hintergrund ein Post-Prozessing Framework eingesetzt, welches sich aus Modulen zur zeitskalenabhängigen Modell-Fehlerkorrektur, zur Quantifizierung der verbleibenden hydrologischen Unsicherheiten sowie zur gewichteten Kombination mehrerer meteorologischer Vorhersagen zusammensetzt. Im letzten Prozessierungsschritt wird in Echtzeit die hydrologische Modellunsicherheit mit der meteorologischen Vorhersageunsicherheit zur gesamten prädiktiven Unsicherheit integriert. Evaluierungen der Zuverlässigkeit und Schärfe dieser Gesamtunsicherheit belegen eine signifikante Steigerung der Qualität der probabilistischen Hochwasservorhersage.

Schlagwörter: Hydrologische Modellunsicherheit, Modellfehler, prädiktive Unsicherheit, probabilistische Hochwasservorhersage, Vorhersage, Vorhersagefehler

The main objective of a probabilistic flood forecasting system is the reliable estimation of the Predictive Uncertainty (PU), which contains all information available about the forecast variable given the history of observed and predicted values. This uncertainty can be separated into the hydrological uncertainty comprising model, parameter and measurement uncertainties and into the input uncertainty caused by weather forecasts. Within the European Flood Awareness System (EFAS) an error correction methodology based on wavelet transformations and Vector AutoRegressive models with eXogenous Input (Wavelet-VARX) has been developed in order to capture the hydrological uncertainty. The error-corrected stream-flow simulations, resp. forecasts, are combined with a Hydrological Uncertainty Processor (HUP) by applying the Bayesian theorem. The input uncertainty is estimated by taking different weather forecast systems and Ensemble Prediction Systems (EPS) as driving forces and by optimally combining the resulting multi-model stream-flow forecasts based on the quality of the forecast from previous days. The total PU is finally derived by integrating the hydrological and the input uncertainty. The sharpness and accuracy of the total PU is evaluated by means of the Continuous Rank Probability Score (CRPS) and shows some significant improvements in the quality of the probabilistic flood forecasting system.

Keywords: Forecast error, forecasting, hydrological uncertainty, model error, predictive uncertainty, probabilistic flood forecasting

In den letzten Jahren hat ein Paradigmenwechsel in der Vorhersage von Naturphänomenen stattgefunden. Weg von der rein deterministischen Vorhersage, welche zukünftige Entwicklungen, von z.B. Hochwasserereignissen, mit einem einzigen Modell abschätzt ('best guess'), hin zu probabilistischen Vorhersagesystemen. Obwohl die Verwendung von Vorhersagen basierend auf Wahrscheinlichkeiten des Auftretens bestimmter Ereignisse unter Berücksichtigung von Unsicherheiten schon lange propagiert wird, ist ihre Umsetzung und Anwendung in der Praxis zum Teil noch nicht erfolgt oder erst im Aufbau begriffen. In zahlreichen Projekten und Initiativen (z.B. dem Hydrological Ensemble Prediction EXperiment, HEPEX; <http://hepex.irstea.fr/>) wird versucht, diese Diskrepanz zwischen Theorie und Praxis zu überwinden und die Anwendung dieser Methoden voranzutreiben. Im Rahmen von EFAS (European Flood Awareness System) wird seit längerem diese Art der probabilistischen Hochwasservorhersage erfolgreich verwendet und weiterentwickelt.

Das Hauptziel einer probabilistischen Hochwasservorhersage liegt in der zuverlässigen Bestimmung der Prädiktiven Unsicherheit (PU) der zu erwartenden Messgröße. Diese PU berücksichtigt alle Informationen hinsichtlich der vergangenen Beobachtungen und die berechneten Modell- und Vorhersageunsicherheiten zum Zeitpunkt der aktuellen Vorhersage. Dazu ist es sinnvoll, zwischen Mess-, Modell- und Parameterunsicherheiten einer-

seits, welche als hydrologische Unsicherheit zusammengefasst werden können, und der Input-Unsicherheit, welche durch die meteorologische Vorhersage verursacht wird, zu unterscheiden. Zur Berücksichtigung der hydrologischen Unsicherheit ist im Rahmen des EFAS eine Modell-Fehlerkorrektur im Wavelet-Raum unter Verwendung von Vector AutoRegressiven Modellen mit eXogeneous Input (Wavelet-VARX) entwickelt worden. Diese fehlerkorrigierten Abflusssimulationen werden im EFAS mit einem Hydrologischen Unsicherheitsprozessor (HUP) unter Anwendung von Bayesian Prinzipien gekoppelt. Die positiven Auswirkungen der VARX Fehlerkorrektur sind in Abbildung 1 am Beispiel der Verbesserung des Mittleren Absoluten Fehlers (MAE) in Abhängigkeit von der Durchflussmenge für die Station Hofkirchen/Donau für einen Prognosezeitraum von 3 Tagen gezeigt.

Für die VARX Fehlerkorrektur ergeben sich deutlich niedrigere mittlere absolute Fehler als bei der unkorrigierten Simulation und bei Verwendung von einem reinem Autoregressiven ARX Modell ohne Wavelet Zerlegung. Dabei zeigt sich auch, dass das einfachere ARX Modell die Abflussspitzen fälschlicherweise zu stark nach unten korrigiert und es daher für diese, besonders für die Hochwasservorhersage sehr wichtige Durchflussklasse, keine Werte liefert.

Es wird versucht, die Input-Unsicherheit durch die Verwendung von verschiedenen Wetter-Vorhersagemodellen und von En-

semble Prediction Systems (EPS) abzuschätzen, wobei die verschiedenen Modellergebnisse unterschiedlich entsprechend ihrer vorhergehenden Vorhersagequalität gewichtet werden. Ziel dabei ist es nicht, die Anzahl der Ensembles oder Modelle permanent zu reduzieren, sondern durch eine Gewichtung der einzelnen Vorhersagen in Echtzeit die Qualität in den vorhergegangenen Vorhersagen und dadurch eventuelle Wetterlagen-

abhängigkeiten mit zu berücksichtigen. Durch die Verwendung von Gewichten für die einzelnen Modelle (Ensemblemember) können diese optimal kombiniert werden, was gleichzeitig auch zu einer Reduktion der Fehler im Modellinput führt, womit eine Qualitätssteigerung der Vorhersage insgesamt ermöglicht wird.

Zusätzlich erlaubt erst die Verwendung von Kombinationsmethoden wie Bayesian Model Averaging, Nonhomogeneous, Gaussian Regression/Ensemble-Model Output Statistics oder empirischer Ansätze mit konstanter Wichtungen unterschiedliche Vorhersagetypen, wie die rein deterministischen und die probabilistischen Ensemblevorhersagen, sinnvoll in ein System zu integrieren und eine Wahrscheinlichkeitsverteilung für den gesamten Input zu berechnen. Die gesamte PU ergibt sich schließlich durch die Integration von der hydrologischen und der Input-Unsicherheit. In Abbildung 2 ist ein Schema des gesamten Operationellen Prädiktiven Unsicherheits-Prozessors (OPUP) dargestellt, wie er derzeit in EFAS eingesetzt wird.

Nachfolgende Literaturlauswahl umfasst detaillierte Beschreibungen hinsichtlich der angesprochenen Aspekte der multiskalen Fehlerkorrektur, dem hydrologischen Unsicherheitsprozessor, der Kombination multipler Vorhersagen/Ensemble Post-Prozessing sowie der Integration hydrologischer und meteorologischer Vorhersageunsicherheiten.

Anschriften der Verfasser:

Dr. K. Bogner
Dr. F. Pappenberger
European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
Shinfield Park Reading, RG2 9AX, United Kingdom
konrad.bogner@ecmwf.int

D. Meißner
Bundesanstalt für Gewässerkunde
Am Mainzer Tor 1, 56068 Koblenz

P. Salamon
Institute for Environment and Sustainability
European Commission Joint Research Centre
Via E. Fermi 2749, 21027 Ispra (VA), Italy

Literaturverzeichnis

- BOGNER, K., H.L. CLOKE, F. PAPPENBERGER & M. SCHEUERER (2014): Probabilistic Flood Forecast Combination and Integration in an Operational Predictive Uncertainty Processor. – Journal of Hydrology, submitted
- BOGNER, K. & F. PAPPENBERGER (2011): Multiscale error analysis, correction, and predictive uncertainty estimation in a flood forecasting system. – Water Resources Research 47 (7); DOI: 10.1029/2010WR009137
- BOGNER, K., F. PAPPENBERGER & H.L. CLOKE (2012): Technical note: the normal quantile transformation and its application in a flood forecasting system. – Hydrol. Earth Syst. Sci. 16 (4); <http://dx.doi.org/10.5194/hess-16-1085-2012>
- DE GROOT, M. (1970): Optimal Statistical Decisions. – McGraw Hill, New York
- DUAN, Q. & S. SOROOSHIAN (1992): Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. – Water Resources Research 280 (4), 1015–1031

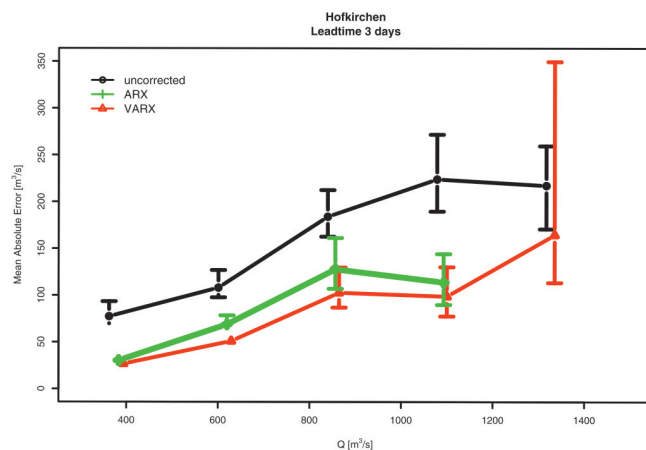


Abbildung 1

Vergleich des Mittleren Absoluten Fehlers (MAE) für die unkorrigierte Simulation (schwarz) und die mit ARX (grün) bzw. mit VARX inklusive Wavelet Transformation (rot) korrigierte Simulation für eine Vorhersagezeit (Lead-time) von 3 Tagen in Abhängigkeit von der Durchflussmenge an der Station Hofkirchen

Comparison of the Mean Absolute Error (MAE) for the raw simulation (black) and the corrected simulation with ARX (green), resp. VARX including the wavelet transformation (red) for lead-time 3 days conditioning on the stream-flow quantity at station Hofkirchen

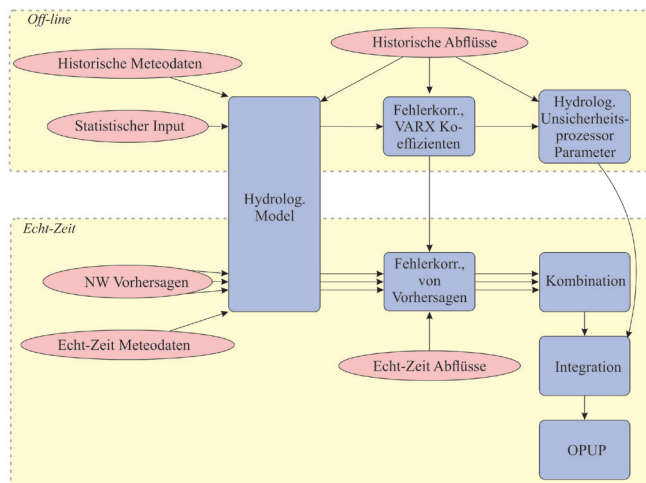


Abbildung 2

Aufbau des EFAS Post-Prozessors, der sich aus einem (1) Off-line (oben) zur Fehlerkorrektur und zur Bestimmung der Modellunsicherheit und (2) einem Echt-Zeit Prozessor (unten) zur Kombination mit den Vorhersageunsicherheiten zusammensetzt und die gesamte prädiktive Unsicherheit berechnet (Operationeller Prädiktiver Unsicherheits Prozessor – OPUP)

Structure of the EFAS Post-Processor consisting of an (1) Off-line processor (above) for correcting the errors and estimating the model uncertainty and (2) a real-time processor (below) for combining the different forecast systems, calculating the total predictive uncertainty (Operational Predictive Uncertainty Processor – OPUP)

- GNEITING, T., A. RAFTERY, A. WESTVELD III & T. GOLDMAN (2005): Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. – *Monthly Weather Review* 133, 1098–1118
- GNEITING, T. & A. RAFTERY (2007): Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. – *Journal of the American Statistical Association* 102, 359–378
- KRZYSZTOFOWICZ, R. (1997): Transformation and normalization of variates with specified distributions. – *Journal of Hydrology* 197 (1–4), 286–292
- KRZYSZTOFOWICZ, R. (1999): Bayesian theory of probabilistic forecasting via deterministic hydrologic model. – *Water Resources Research* 35 (9), 2739–2750
- KRZYSZTOFOWICZ, R. & K. KELLY (2000): Hydrologic uncertainty processor for probabilistic river stage forecasting. – *Water Resources Research* 36 (11), 3265–3277
- MIN, C.K. & A. ZELLNER (1993): Bayesian and Non-Bayesian Methods for Combining Models and Forecasts With Applications to Forecasting International Growth Rates. – *Journal of Econometrics* 56 (1–2), 89–118
- PERCIVAL, D. & A. WALDEN (2000): *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. – Cambridge University Press, Cambridge
- RAFTERY, A., D. MADIGAN & J. HOETING (1997): Bayesian model averaging for regression models. – *Journal of the American Statistical Association* 92 (437), 179–191
- RAFTERY, A.E., T. GNEITING, F. BALABDAOUI & M. POLAKOWSKI (2005): Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles. – *Monthly Weather Review* 33, 1155–1174
- SHUMWAY, R.H. & D.S. STOFFER (2006): *Time Series Analysis and its Applications: With R Examples*. – Springer, New York. 2nd edition
- THIELEN, J., J. BARTHOLMES, M.H. RAMOS & A. DE ROO (2009): The European Flood Alert System – Part 1: Concept and development. – *Hydrology and Earth System Sciences* 13 (2), 125–140
- TODINI, E. (2008): A model conditional processor to assess predictive uncertainty in flood forecasting. – *International Journal of River Basin Management* 6 (2), 123–137