

Demetris Koutsoyiannis^(a) e Alberto Montanari^(b)

BLUECAT: UN METODO INNOVATIVO PER STIMARE L'INCERTEZZA DI PREVISIONI DI DEFLUSSI FLUVIALI

BLUECAT: AN INNOVATIVE APPROACH TO ASSESS UNCERTAINTY OF RIVER FLOW SIMULATIONS

1. INTRODUZIONE

Recenti eventi estremi, quale ad esempio l'alluvione verificatasi nell'Europa centrale nel 2021, hanno ancora una volta messo in evidenza l'importanza di previsioni affidabili al fine di mitigare il rischio idrologico. In particolare, è ben noto il ruolo essenziale dell'incertezza della previsione e della tempestività dell'informazione (Ramos et al. (2013); Pagano et al. (2014)). Un ulteriore elemento chiave per il successo di un sistema di allerta è la sua credibilità (Blöschl, 2008), che trae beneficio anche dalla trasparenza e facilità di comprensione dell'approccio. Anche per questo motivo è importante limitare il più possibile la complessità dei metodi di previsione.

Il presente contributo si concentra sulla stima di incertezza di previsioni idrologiche, argomento che è stato oggetto di numerosi contributi sin dai lavori di Spear e Hornberger (1980) e Beven e Binley (1992). La letteratura si è concentrata su diversi filoni di ricerca che spaziano dall'incertezza dei dati in ingresso, alla stima dei parametri, all'incertezza strutturale del modello, all'incertezza operativa e così via (Montanari, 2011). Ad oggi, il metodo più utilizzato per stimare l'incertezza di simulazioni e previsioni idrologiche è il Generalized Likelihood Uncertainty Estimator (GLUE) (si veda Beven e Binley (1992) e Beven (2006)). GLUE rifiuta il concetto di modello ottimale per adottare invece la nozione di equifinalità che prevede la considerazione di diverse soluzioni di modellazione (Beven e Lane, 2019). GLUE utilizza una funzione di verosimiglianza informale che è stata oggetto di un interessante dibattito (si veda, ad esempio, Montanari (2005); Vrugt et al. (2009); Beven (2009)). I metodi Bayesiani sono pure ampiamente utilizzati, nonostante la difficoltà di identificare una funzione di verosimiglianza che rifletta adeguatamente le caratteristiche statistiche delle simulazioni idrologiche. Inoltre, la letteratura ha presentato diversi approcci per la valutazione d'incertezza basati sull'analisi statistica della distribuzione di probabilità degli errori del modello o, analogamente, sulla distribuzione di probabilità congiunta dei dati osservati e simulati. Questi metodi appartengono alla categoria degli approcci di tipo "post-processing", che si sono in molte occasioni dimostrati efficienti e di immediata applicazione (si veda, ad esempio, il recente contributo di Valdez et al. (2021)). I metodi di tipo post-processing possono essere ulteriormente suddivisi in approcci basati sull'utilizzo o meno di funzione di verosimiglianza. Fra i primi rientrano i metodi proposti da Tajiki et al. (2020) e Schoups e Vrugt (2010), mentre fra i secondi si possono menzionare gli approcci di Montanari e Brath (2004), Montanari e Grossi (2008) e Montanari e Koutsoyiannis (2012).

In particolare Montanari e Koutsoyiannis (2012) hanno proposto un metodo per convertire un modello idrologico deterministico in un approccio stocastico, il quale fa uso di una distribuzione di probabilità meta-gaussiana per interpretare le caratteristiche statistiche dell'errore di previsione. Il loro metodo è stato applicato da Quilty e Adamowski (2020) e altri autori. In particolare, Sikorska et al. (2015) hanno proposto un approccio di tipo "nearest-neighbour" per ricostruire la distribuzione di probabilità dell'errore di previsione. Soluzioni analoghe sono state considerate da Papacharalampous et al. (2019), Papacharalampous et al. (2020), Papacharalampous et al. (2019a) e Tyralis et al. (2019, 2020).

Alla luce dei lavori in precedenza citati, la memoria presenta un approccio innovativo e trasparente che si basa sul concetto proposto da Montanari e Koutsoyiannis (2012) per trasformare un modello deterministico generico in una corrispondente formulazione stocastica. Il metodo che si intende proporre permette di inferire la distribuzione di probabilità della previsione sulla base di una singola simulazione e senza richiedere ipotesi vincolanti sulla caratterizzazione statistica della previsione stessa o dell'errore ad essa associato. Sebbene intuitivo, il metodo è supportato da un rigoroso sviluppo teorico che garantisce il miglior utilizzo del contenuto di informazione dei dati osservati. Si tratta di una soluzione che può essere applicata a qualunque modello di

^(a)Ordinario di Ingegneria delle Acque, Technical University of Athens, email: dk@itia.ntua.gr

^(b)Ordinario di Costruzioni Idrauliche, Marittime ed Idrologia, Dipartimento DICAM, Alma Mater Studiorum Università di Bologna, email: alberto.montanari@unibo.it

previsione/simulazione di tipo deterministico.

L'applicazione può essere facilmente effettuata grazie alla disponibilità di un software open source in ambiente R (R Core Team, 2013), che può essere agevolmente utilizzato per riprodurre i risultati di seguito presentati. A questo scopo sono pure rese disponibili istruzioni dettagliate ed i dati necessari. L'approccio è identificato con l'acronimo "Bluecat", da "Brisk Local Uncertainty Estimator for generiC simulATIons and predicTIons". In questa sede si fa riferimento al caso di un modello afflussi-deflussi. In quanto segue, utilizzeremo indifferentemente i termini "previsione" o "simulazione" per significare la stima di un valore – o serie temporale di valori – di portata fluviale ad assegnati istanti temporali.

2. BLUECAT: APPROCCIO E ASSUNZIONI

Bluecat è un approccio semplice e trasparente per trasformare previsioni puntuali ottenute da qualsiasi modello deterministico in previsioni stocastiche, derivando quindi la distribuzione di probabilità della previsione stessa. In quanto segue, utilizzeremo i termini "D-model" e "S-model" per identificare, rispettivamente, il modello deterministico e la sua corrispondente versione stocastica, mantenendo quindi la stessa denominazione adottata da Koutsoyiannis e Montanari (2022). Le informazioni necessarie per eseguire la trasformazione di cui sopra sono ottenute in Bluecat basandosi sul confronto fra la previsione effettuata dal D-model con i dati osservati. Sulla base di tale confronto, Bluecat stima la distribuzione di probabilità dei dati veri condizionata dalla previsione del D-model, ottenendo quindi la previsione del S-model e la corrispondente fascia di incertezza. È importante chiarire che la previsione del S-model può essere notevolmente diversa da quella del D-model. Quest'ultima previsione, infatti, non è necessariamente inclusa all'interno della banda di confidenza del S-model, la quale è invece distribuita attorno alla previsione del S-model stesso. Tale possibile risultato è schematicamente rappresentato nella *Figura 1*. Essendo basato sul confronto tra previsioni e osservazioni, Bluecat è quindi trasparente e facilmente comprensibile, mentre lo sviluppo teorico che presentiamo nella Sezione 3 garantisce che l'approccio sia rigoroso e coerente nella stima dell'incertezza globale. Bluecat si basa sulle seguenti assunzioni principali:

1. Viene considerato un modello di previsione, di tipo deterministico, unico e fisso, con un unico set di parametri.
2. I processi stocastici che descrivono le variabili modellate sono stazionari durante il periodo di calibrazione e applicazione del modello. Questa assunzione può essere rimossa utilizzando un modello deterministico di previsione non stazionario (Koutsoyiannis e Montanari, 2015; Montanari e Koutsoyiannis, 2014a).
3. Il set di dati di calibrazione è sufficientemente esteso al fine di garantire informazioni sufficienti per convertire il D-model nel S-model.

La terza ipotesi evidenzia che il S-model, come il D-model, necessita di adeguata calibrazione, da eseguirsi utilizzando un patrimonio sufficientemente esteso di dati osservati. Detto requisito può essere difficile da soddisfare in pratica; le approssimazioni che ne possono derivare saranno discusse nella sezione 4. Il diagramma di flusso per l'applicazione di Bluecat è il seguente (si veda la *Figura 1*):

1. Il D-model è calibrato utilizzando i dati osservati;
2. All'istante di previsione t^* si applica il D-model per produrre una previsione di portata $Q(t)$ all'istante t ;
3. Si estrae un insieme di dimensione $m_1 + m_2 + 1$ (si veda la sezione 3 per dettagli) di deflussi fluviali previsti dal D-model in calibrazione, dei quali $m_1 + 1$ inferiori o uguali a $Q(t)$ e m_2 maggiori; si individuano quindi i corrispondenti deflussi fluviali osservati q_i , $i = 1, \dots, m_1 + m_2 + 1$;
4. Si calcola il valore medio (o la mediana) del campione di q_i così ottenuto, che rappresenta la previsione media (o mediana) del S-model. Dallo stesso campione si estraggono i limiti dell'intervallo di confidenza per la previsione, utilizzando il metodo descritto nella Sezione 3.

In sintesi, il S-model opera un adeguamento del D-model per compensare le incertezze di quest'ultimo che sono state rilevate nella fase di calibrazione.

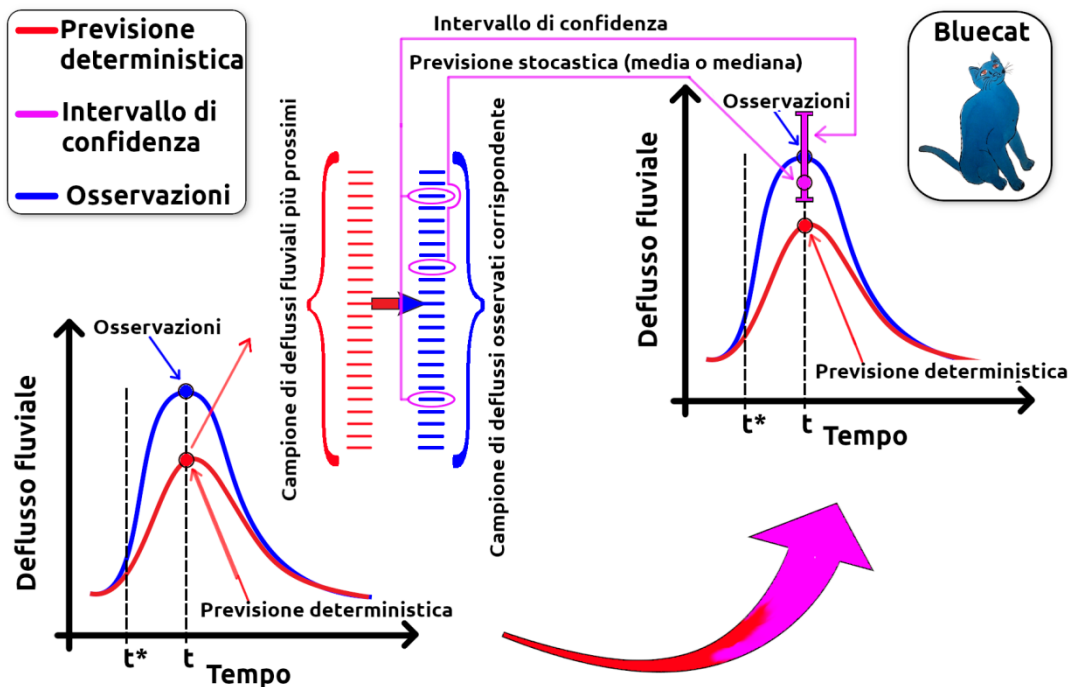


Figura 1. Rappresentazione schematica della trasformazione da modello deterministico (D-model) a modello stocastico (S-model) operata da Bluecat. L'immagine nell'angolo superiore destro è estratta dall'immagine disponibile all'indirizzo <https://www.flickr.com/photos/cizauskas/36142084534/> della "Andy Warhol exhibition" al High Museum, Atlanta, Georgia, USA (CC BY-NC-ND 4.0).

3. IMPOSTAZIONE TEORICA

Consideriamo un modello idrologico espresso dalla relazione

$$Q_{\tau} = G(\mathbf{x}_{\tau}) \quad (1)$$

dove \mathbf{x}_{τ} è un vettore di variabili in ingresso, oppure una matrice contenente diverse variabili quali ad esempio precipitazione, temperatura e così via, Q_{τ} è la variabile in uscita al tempo τ e G è una funzione di trasformazione deterministica. La previsione operata dal modello non è mai identica alla realtà e quindi il valore osservato q_{τ} non coincide con la simulazione Q_{τ} . Il modello idrologico considerato in questa sede è il modello afflussi-deflussi HyMod, che conta 5 parametri (Boyle, 2000).

Come innanzi menzionato, Montanari e Koutsoyiannis (2012) hanno proposto un metodo per convertire un modello deterministico in un analogo stocastico, al fine di ottenere una stima della distribuzione di probabilità della previsione. Detto metodo è stato oggetto di numerosi discussioni ed applicazioni (Nearing, 2014; Montanari e Koutsoyiannis, 2014b; Sikorska et al., 2015; Quilty e Adamowski, 2020; Papacharalampous et al., 2019). Questo lavoro si pone lo stesso obiettivo ma con un approccio diverso e caratterizzato da un novero più limitato di assunzioni e quindi da maggiore semplicità.

In primo luogo, ci poniamo l'obiettivo di evitare simulazioni multiple assumendo quindi di contare su un singolo modello ed un solo vettore di parametri. In secondo luogo, l'incertezza della simulazione è stimata in forma aggregata, senza suddividerla in diverse componenti. Infatti, Bluecat incorpora automaticamente tutte le fonti di incertezza, ivi inclusa quella parametrica.

Per convertire il D-model al corrispondente S-model, assumiamo che tutte le grandezze considerate siano espresse da variabili stocastiche e le loro sequenze da processi stocastici. Di conseguenza, la relazione espressa dalla (1) può essere riscritta nella forma

$$\underline{Q}_{\tau} = G(\underline{\mathbf{x}}_{\tau}) \quad (2)$$

dove la sottolineatura indica il carattere stocastico delle variabili, processi e funzioni. Ammettendo inoltre che anche la funzione deterministica G assuma natura stocastica si ottiene

$$\underline{q}_{\tau} = \underline{g}(\underline{\mathbf{x}}_{\tau}) \quad (3)$$

che rappresenta l'espressione del S-model. Dal punto di vista pratico, per passare dal D-model al S-model

espresso dalla (III) è sufficiente inferire la distribuzione di probabilità condizionata

$$F_{q|Q}(q|Q) = P\{\underline{q} \leq q|\underline{Q} = Q\} \quad (4)$$

dove q e Q si riferiscono allo stesso istante temporale discreto τ .

Nelle applicazioni pratiche è possibile utilizzare una funzione parametrica per esprimere la $F_{q|Q}(q|Q)$ e stimarne i parametri ottimizzando la distribuzione condizionata di dati osservati e simulati durante il periodo di calibrazione del modello (per ulteriori dettagli si veda Koutsoyiannis e Montanari (2022)).

In alternativa, è possibile stimare la distribuzione $F_{q|Q}(q|Q)$ utilizzando direttamente i dati osservati e simulati con un approccio empirico (si veda la *Figura 1*) estraendo per ogni valore previsto Q_τ un campione di corrispondenti dati osservati q_i , $1 \leq i \leq m_1+m_2+1$, selezionati in accordo alla relazione

$$\begin{aligned} F_{q|Q}(q|Q) &= P\{\underline{q} \leq q|\underline{Q} = Q\} \approx P\{\underline{q} \leq q|Q - \Delta Q_1 \leq \underline{Q} \leq Q + \Delta Q_2\} \approx \\ &\approx P\{\underline{q} \leq q|F_Q(Q) - \Delta F_1 \leq F_Q(\underline{Q}) \leq F_Q(Q) + \Delta F_2\} =: F_{q|Q}(q|Q, \Delta F_1, \Delta F_2), \end{aligned} \quad (5)$$

dove gli incrementi ΔQ e ΔF sono selezionati in modo da assicurare che gli intervalli inferiore e superiore al valore di Q (oppure $F_Q(Q)$) contengano un numero appropriato di dati, $m_1 = \Delta F_1 n$ e $m_2 = \Delta F_2 n$, dove n è la dimensione totale del vettore di dati di portata osservati e previsti. Dal campione q_i così identificato si può derivare il valore medio (o la mediana), mentre i limiti di confidenza possono essere stimati estraendo i quantili per via empirica mediante statistiche d'ordine.

Si noti che potrebbe non essere possibile ottenere un campione di dimensione $m_1 + m_2 + 1$ per i valori estremi della simulazione, per i quali un numero m_1 di previsioni inferiori ed un numero m_2 di maggiori potrebbe non essere disponibile. Per tali casi, quindi, sarà necessario adeguare la dimensione del campione al numero di dati disponibili.

È inoltre interessante notare che le statistiche d'ordine permettono la stima dei quantili per un numero ridotto di probabilità, che corrispondono alle frequenze dei dati nel campione q_i . Di conseguenza, l'approccio innanzi prospettato non può essere utilizzato per ricavare quantili corrispondenti a probabilità arbitrarie della distribuzione condizionale $F_{q|Q}(q|Q)$. Per superare tale limite occorre quindi utilizzare una formulazione parametrica per detta distribuzione.

Koutsoyiannis e Montanari (2022) presentano un'ampia discussione su possibili metodi di stima dei quantili in alternativa alla soluzione empirica innanzi illustrata, al fine di assicurare maggiore robustezza. Sia il metodo delle statistiche d'ordine sia un metodo caratterizzato da maggiore robustezza sono applicabili utilizzando il pacchetto software di Bluecat (si vedano la sezione 5, Koutsoyiannis e Montanari (2022) e Koutsoyiannis (2021) per maggiori dettagli).

3. STUDIO DEL CASO DEL FIUME SIEVE A FORNACINA

Bluecat è stato innanzitutto verificato mediante esperimenti condotti su dati sintetici, che sono stati presentati da Koutsoyiannis e Montanari (2020). Questi hanno confermato l'efficienza di Bluecat nella stima della previsione stocastica e delle fasce di confidenza in situazioni caratterizzate da incertezza nota e controllata.

In questa sede presentiamo un'applicazione allo studio del caso reale del bacino del Fiume Sieve chiuso alla sezione trasversale di Fornacina. Lo stesso caso è stato presentato da Koutsoyiannis e Montanari (2022) ed è riproducibile utilizzando il pacchetto software di Bluecat (si veda la sezione 5).

Come noto, il Fiume Sieve è un tributario del Fiume Arno. L'elevazione media, minima e massima del bacino chiuso a Fornacina sono pari, rispettivamente, a 488, 96 e 1637 m sul livello del mare. L'area del bacino è pari a 846 km² mentre la pendenza media è circa 12%. Sono stati utilizzati dati di pioggia media areale, evapotraspirazione e deflusso fluviale riferiti al periodo 1992-1996. Nel dettaglio, il periodo di calibrazione è esteso dal 1° giugno 1992 al 31 dicembre 1994, mentre la validazione è estesa al periodo dal 2 giugno 1995 al 31 dicembre 1996. Il periodo gennaio-giugno per gli anni 1992 e 1995 non è stato considerato per garantire al modello un intervallo temporale adeguato per l'inizializzazione delle variabili di stato.

Per riprodurre la trasformazione afflussi-deflussi è stato utilizzato il modello HyMod (Boyle, 2000; Montanari, 2005), il quale conta 5 parametri: C_m [lunghezza], che quantifica la massima capacità di immagazzinamento idrico nel bacino, β [adimensionale], ovvero il grado di variabilità spaziale della capacità di immagazzinamento stessa, α [adimensionale], un fattore di ripartizione del contributo al deflusso fra propagazione superficiale e sotterranea, k_1 [tempo] e k_2 [tempo], ovvero i tempi caratteristici di propagazione delle stesse componenti di propagazione. HyMod è stato calibrato minimizzando l'efficienza di Nash-Sutcliffe nella riproduzione delle portate osservate. È ben noto che detto indice prestazione è affetto da incertezza campionaria (Clark et al., 2021; Barber et al., 2020). Lamontagne et al. (2020) hanno dimostrato che la robustezza della parametrizzazione può

essere migliorata da una trasformata logaritmica preliminare dei deflussi, che è stata implementata nel pacchetto software di Bluecat ma non è stata applicata per il caso del Fiume Sieve. I limiti di confidenza sono stati stimati mediante le statistiche d'ordine (i risultati ottenuti con la stima robusta sono presentati da Koutsoyiannis e Montanari (2022)), selezionando $m_1 = m_2 = 100$, il che significa che ogni distribuzione condizionata è stimata su un campione di $m_1 + m_2 + 1 = 201$ osservazioni. La previsione stocastica del S-model è stata assunta pari alla mediana di ogni campione estratto dalla distribuzione di probabilità condizionata data dalla (4). La previsione stessa, con relative fasce di confidenza, è stata calcolata per il periodo di calibrazione ed anche per un esperimento di validazione, quest'ultimo effettuato per emulare un'applicazione tecnica in situazione non controllata.

I dati di portata oraria simulati dal D-model per il periodo di calibrazione sono caratterizzati da un coefficiente di correlazione con i corrispondenti dati osservati pari a 0.91, che equivale ad una percentuale pari a 82% di varianza spiegata. L'efficienza di Nash è pari a 0.81. La *Figura 2* conferma che le prestazioni del modello in calibrazione sono soddisfacenti. A titolo di esempio il riquadro a destra mostra l'idrogramma osservato e simulato, sia da D-model sia da S-model, con le relative fasce di confidenza al 80%, per un intervallo temporale pari a 150 ore a partire dal 16 settembre 1992 alle ore 5 antimeridiane.

La fase di calibrazione conferma le prestazioni migliori del S-model, la cui previsione mediana è caratterizzata da un coefficiente di correlazione e efficienza di Nash pari, rispettivamente, a 0.94 e 0.88. Infatti, la *Figura 2* mostra che il S-model corregge la distorsione del D-model. La percentuale di osservazioni esterne al limite di confidenza superiore ed inferiore è pari, rispettivamente, a 17% e 7%.

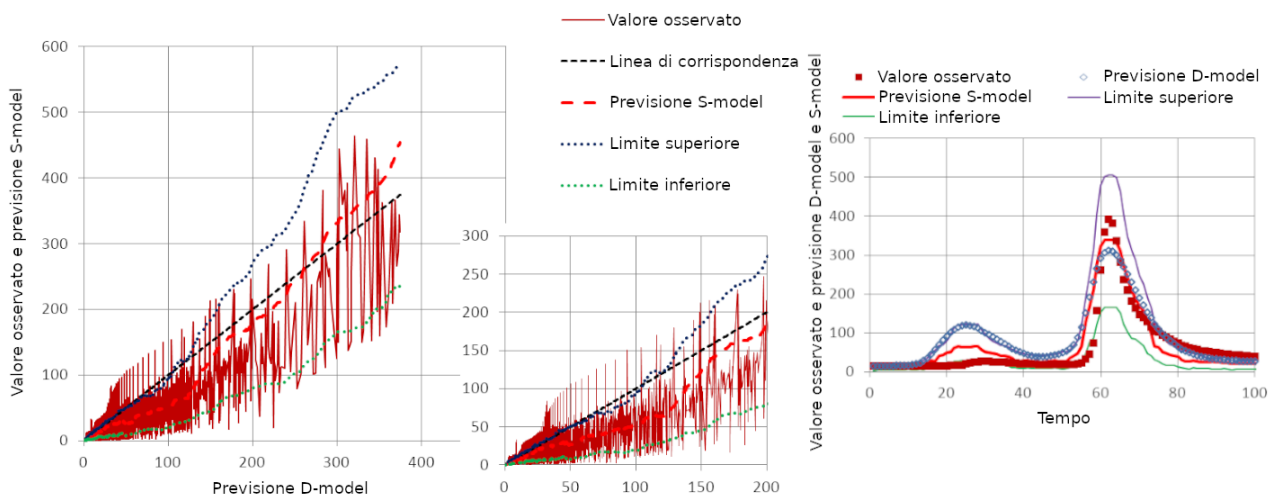


Figura 2. Previsione del D-model e S-model, con limiti di confidenza al 80%, per il periodo di calibrazione del Fiume Sieve a Fornacina. Il riquadro a destra mostra l'idrogramma osservato e simulato, con relative fasce di confidenza, per un intervallo temporale pari a 150 ore a partire dal 16 settembre 1992 alle ore 5 antimeridiane.

I risultati dell'esperimento di validazione sono presentati nella *Figura 3* nella quale il riquadro di destra mostra l'idrogramma osservato e simulato, con relativi limiti di confidenza, durante 150 ore a partire dal 5 gennaio 1996 alle ore 12 pomeridiane. La validazione del D-model è caratterizzata da coefficiente di correlazione ed efficienza di Nash pari, rispettivamente, a 0.87 e 0.53; gli stessi indici per il S-model risultano pari a 0.88 e 0.66. Entrambi i modelli sovrastimano i deflussi di magra, con minore distorsione per il S-model, che si dimostra anche in questo caso in grado di correggere la previsione deterministica. La percentuale di osservazioni esterne al limite di confidenza superiore ed inferiore è in validazione pari, rispettivamente, a 13% e 14%.

4. DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

Lo studio del caso del Fiume Sieve ha confermato che la previsione stocastica fornisce prestazioni migliori rispetto a quella deterministica, in virtù della capacità di Bluecat di correggere le distorsioni della stima, sia in calibrazione sia validazione. Detta caratteristica può presentare motivi di rilevante interesse tecnico.

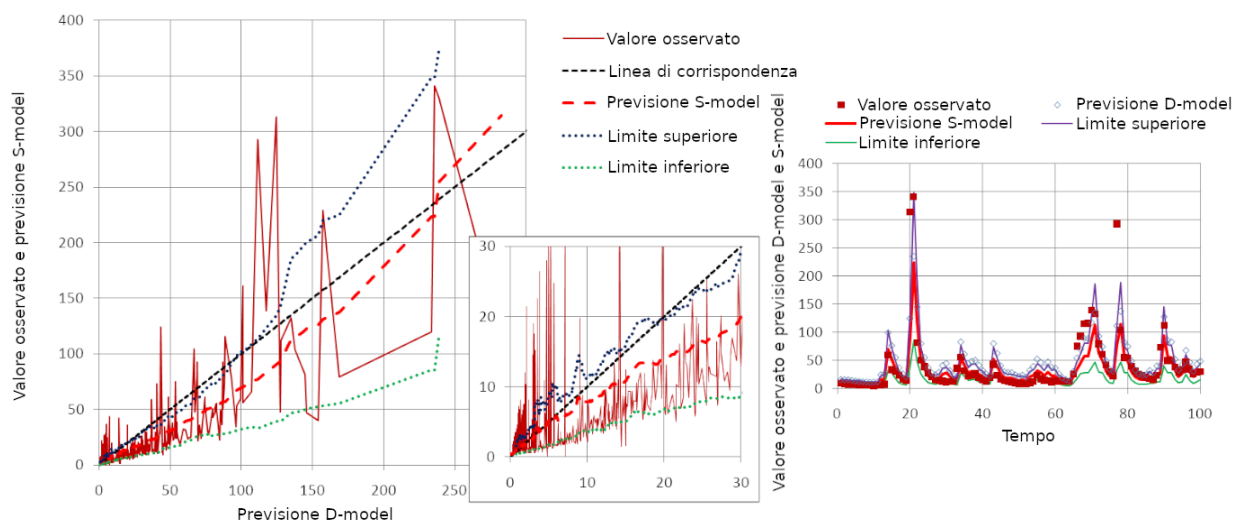


Figura 3. Previsione del D-model e S-model, con limiti di confidenza al 80%, per il periodo di validazione del Fiume Sieve a Fornacina. Il riquadro a destra mostra l'idrogramma osservato e simulato, con relative fasce di confidenza, per un intervallo temporale pari a 150 ore a partire dal 5 gennaio 1996 alle ore 12 pomeridiane.

In merito ai limiti di confidenza, i risultati mettono in evidenza che la percentuale totale di osservazioni che giacciono al loro esterno è prossima al valore atteso del 20%. Infatti, le discrepanze rilevate sono a nostro avviso dovute ad incertezza campionaria e all'estensione comunque limitata del periodo di calibrazione. Nelle applicazioni è importante mettere in evidenza agli utilizzatori che la stima di incertezza in idrologia è affetta essa stessa di incertezze. È importante, dal punto di vista tecnico, riconoscere i casi di “alta incertezza nella stima d'incertezza”, sulla base di una valutazione rigorosa dell'attendibilità della calibrazione, sia del modello deterministico sia di Bluecat, tenendo presente che quest'ultimo è ottimizzato localmente rispetto alle variabili osservate e previste.

Non è possibile stabilire una norma a carattere generale per valutare se il periodo di calibrazione è esteso a sufficienza, poiché la risposta dipende dal tipo di modello, variabilità dei processi interessati, stagionalità, clima e così via. Può essere utile suddividere il campione di dati in intervalli ed effettuare validazioni multiple su diversi periodi per verificare se le prestazioni del modello sono stabili.

Bluecat è stato presentato in questa sede associandolo ad un singolo modello di previsione. Crediamo quindi che sia interessante mettere in evidenza che può essere facilmente esteso al caso multi-modello, nel quale il vettore Q potrebbe comprendere il responso di diversi D-model.

Siamo convinti che il caso presentato per il Fiume Sieve, assieme ad ulteriori dettagli ed un ulteriore caso presentati da Koutsoyiannis e Montanari (2022), offra spunti interessanti per le applicazioni tecniche e per ulteriori approfondimenti del metodo. Infatti, Bluecat effettua, con un rigoroso approccio statistico e assunzioni trasparenti, quanto l'intuizione del tecnico suggerirebbe: ovvero, corregge le previsioni del modello deterministico e ne stima l'incertezza analizzando le prestazioni del modello stesso nella riproduzione di dati osservati. L'approccio è intuitivo e semplice e crediamo che l'informazione che fornisce sia utile. Infatti, adottando un appropriato livello di confidenza, Bluecat restituisce una stima d'incertezza che consente di adottare opportuni coefficienti di sicurezza nella progettazione.

5. SOFTWARE

Un software open source in ambiente R (*R Core Team*, 2013) è disponibile per il download all'indirizzo <https://github.com/albertomontanari/hymodbluecat> per ottimizzare e lanciare il modello HyMod, al fine di ottenere previsioni con stima di incertezza. Il software fornisce anche un'approfondita diagnostica delle prestazioni sia del D-model sia del S-model. Il software è dotato di istruzioni per l'uso nonché dati ed istruzioni per la riproduzione delle analisi e risultati presentati in questa sede. Il modello può essere ottimizzato mediante massimizzazione dell'efficienza di Nash o altre funzioni obiettivo, con due algoritmi alternativi. L'incertezza può essere stimata mediante statistiche d'ordine oppure metodi caratterizzati da maggiore robustezza, presentati in Koutsoyiannis & Montanari (2022). Il pacchetto è stato approntato per effettuare previsioni di

portata con il modello HyMod ma può essere facilmente adattato a qualunque modello di previsione di tipo deterministico.

Ringraziamenti

Gli autori desiderano ringraziare Emanuele Baratti, Elena Toth, Richard Vogel, John Quilty, Keith Beven ed Alberto Viglione per i loro preziosi suggerimenti. Un ringraziamento di cuore è inoltre indirizzato alla Società Idrologica Italiana per l'incessante operato per l'avanzamento delle scienze idrologiche e relativi aspetti tecnici.

Riferimenti Bibliografici

- Barber, C., Lamontagne, J. R., & Vogel, R. M., 2020. Improved estimators of correlation and r^2 for skewed hydrologic data. *Hydrological Sciences Journal*, 65 (1), 87–101.
- Beven, K., 2006. A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of hydrology*, 320 (1-2), 18–36. doi: 10.1016/j.jhydrol.2005.07.007
- Beven, K., 2009. Comment on “Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling?” by J. Vrugt, C.J.F. Ter Braak, H.V. Gupta and B.A. Robinson, *Stochastic environmental research and risk assessment*, 23 (7), 1059–1060. doi: 10.1007/s00477-008-0283-x
- Beven, K., & Binley, A., 1992. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological processes*, 6 (3), 279–298. doi: 10.1002/hyp.3360060305
- Beven, K., & Lane, S., 2019. Invalidation of models and fitness-for-purpose: a rejectionist approach. In *Computer simulation validation* (pp. 145–171). Springer.
- Blöschl, G., 2008. Flood warning-on the value of local information. *International Journal of River Basin Management*, 6 (1), 41–50. doi: 10.1080/15715124.2008
- Boyle, D., 2000. Multicriteria calibration of hydrological models (Unpublished doctoral dissertation). Univ of Arizona, Tucson.
- Clark, M. P., et al., 2021. The abuse of popular performance metrics in hydrologic modeling. *Water Resources Research*, e2020WR029001. doi:10.1029/2020WR029001
- Koutsoyiannis, D., 2021. Stochastics of hydroclimatic extremes – A cool look at risk. Hellenic Academic Ebooks. Retrieved from <http://hdl.handle.net/11419/6522>
- Koutsoyiannis, D., & Montanari, A., 2015. Negligent killing of scientific concepts: the stationarity case. *Hydrological Sciences Journal*, 60 (7-8), 1174–1183. doi:10.1080/02626667.2014.959959
- Koutsoyiannis, D., & Montanari, A., 2020. A brisk local uncertainty estimator for hydrologic simulations and predictions (Bluecat). In *EGU general assembly conference abstracts* (p. 10125). doi: 10.5194/egusphere-egu2020-10125
- Koutsoyiannis, D., & Montanari, A. (2022). Bluecat: A local uncertainty estimator for deterministic simulations and predictions. *Water Resources Research*, 58, e2021WR031215. doi: 10.1029/2021WR03
- Lamontagne, J. R., Barber, C. A., & Vogel, R. M., 2020. Improved estimators of model performance efficiency for skewed hydrologic data. *Water Resources Research*, 56 (9), e2020WR027101.
- Montanari, A., 2005. Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (glue) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water resources research*, 41 (8).
- Montanari, A., 2011. Uncertainty of hydrological predictions. In P. Wilderer (Ed.), *Treatise on water science*, vol. 2 (p. 459-478). Elsevier.
- Montanari, A., & Brath, A., 2004. A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 40 (1). doi: 10.1029/2003WR002540
- Montanari, A., & Grossi, G., 2008. Estimating the uncertainty of hydrological forecasts: A statistical approach. *Water Resources Research*, 44 (12). doi: 10.1029/2008WR006897
- Montanari, A., & Koutsoyiannis, D., 2012. A blueprint for process-based modeling of uncertain hydrological systems. *Water Resources Research*, 48 (9). doi: 10.1029/2011WR011412
- Montanari, A., & Koutsoyiannis, D., 2014a. Modeling and mitigating natural hazards: Stationarity is immortal! *Water resources research*, 50 (12), 9748–9756. doi: 10.1002/2014WR016092
- Montanari, A., & Koutsoyiannis, D., 2014b. Reply to comment by Grey Nearing on “a Blueprint for process-based modeling of uncertain hydrological systems”. *Water Resour. Res.*, 50, 6264–6268. doi: 10.1002/2013WR014987
- Nearing, G. S., (2014). Comment on “A blueprint for process-based modeling of uncertain hydrological systems”

- by A. Montanari and D. Koutsoyiannis. *Water Resources Research*, 50 , 6260–6263. doi: 10.1002/2013WR014812
- Pagano, T. C., et al., 2014. Challenges of operational river forecasting. *Journal of Hydrometeorology*, 15 (4), 1692–1707. doi: 10.1175/JHM-D-13-0188.1
- Papacharalampous, G., Tyralis, H., & Koutsoyiannis, D., 2019. Comparison of stochastic and machine learning methods for multi-step ahead forecasting of hydrological processes. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 33 (2), 481–514.
- Papacharalampous, G., Tyralis, H., Koutsoyiannis, D., & Montanari, A., 2020. Quantification of predictive uncertainty in hydrological modelling by harnessing the wisdom of the crowd: A large-sample experiment at monthly timescale. *Advances in Water Resources*, 136 , 103470. doi: 10.1016/j.advwatres.2019.103470
- Papacharalampous, G., Tyralis, H., Langousis, A., Jayawardena, A. W., Sivakumar, B., Mamassis, N., Koutsoyiannis, D., 2019a. Probabilistic hydrological post-processing at scale: Why and how to apply machine-learning quantile regression algorithms. *Water* , 11 (10), 2126. doi: 10.3390/w11102126
- Quilty, J., & Adamowski, J., 2020. A stochastic wavelet-based data-driven framework for forecasting uncertain multiscale hydrological and water resources processes. *Environmental Modelling & Software*, 130, 104718.
- R Core Team., 2013. R: A language and environment for statistical computing [Computer software manual]. Vienna, Austria. Retrieved from <http://www.R-project.org/>
- Ramos, M. H., Van Andel, S. J., & Pappenberger, F., 2013. Do probabilistic forecasts lead to better decisions? *Hydrology and Earth System Sciences*, 17 (6), 2219–2232. doi: 10.5194/hess-17-2219-2013,2013
- Schoups, G., & Vrugt, J. A., 2010. A formal likelihood function for parameter and predictive inference of hydrologic models with correlated, heteroscedastic, and non-gaussian errors. *Water Resources Research*, 46 (10). doi:10.1029/2009WR008933
- Sikorska, A. E., Montanari, A., & Koutsoyiannis, D., 2015. Estimating the uncertainty of hydrological predictions through data-driven resampling techniques. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20 (1), A4014009. doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000926
- Spear, R., & Hornberger, G., 1980. Eutrophication in peel inlet—ii. Identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis. *Water research*, 14 (1), 43–49. doi: 10.1016/0043-1354(80)90040-8
- Tajiki, M., Schoups, G., Hendricks Franssen, H., Najafinejad, A., & Bahremand, A., 2020. Recursive bayesian estimation of conceptual rainfall-runoff model errors in real-time prediction of streamflow. *Water Resources Research*, 56 (2), e2019WR025237. doi: 10.1029/2019WR025237
- Tyralis, H., Papacharalampous, G., Burnetas, A., & Langousis, A., 2019. Hydrological post-processing using stacked generalization of quantile regression algorithms: Large-scale application over conus. *Journal of Hydrology*, 577 ,123957. doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.123957
- Tyralis, H., Papacharalampous, G., & Langousis, A., 2020. A brief review of random forests for water scientists and practitioners and their recent history in water resources. *Water* , 11 (5), 910. doi: 10.3390/w11050910
- Valdez, E. S., Anctil, F., & Ramos, M.-H., 2021. Choosing between post-processing precipitation forecasts or chaining several uncertainty quantification tools in hydrological forecasting systems. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1–40. doi: 10.5194/hess-2021-391
- Vrugt, J. A., Ter Braak, C. J., Gupta, H. V., & Robinson, B. A., 2009. Equifinality of formal (dream) and informal (glue) bayesian approaches in hydrologic modeling? *Stochastic environmental research and risk assessment*, 23 (7), 1011–1026. doi: 10.1007/s00477-008-0274-y