



UNIVERSITÀ DI PARMA

ARCHIVIO DELLA RICERCA

University of Parma Research Repository

I modelli numerici surrogati per la gestione delle falde acquifere

This is the peer reviewed version of the following article:

Original

I modelli numerici surrogati per la gestione delle falde acquifere / D'Oria, M.; Tanda, M. G.; Todaro, V.; Zanini, A.. - STAMPA. - (2020), pp. 439-447.

Availability:

This version is available at: 11381/2887939 since: 2021-02-07T18:02:53Z

Publisher:

Edibios

Published

DOI:

Terms of use:

openAccess

Anyone can freely access the full text of works made available as "Open Access". Works made available

Publisher copyright

(Article begins on next page)

volume
41-2020

a cura di
G. FREGA
&
F. MACCHIONE
Editors

TECNICHE PER LA DIFESA DEL SUOLO E DALL'INQUINAMENTO
&
TECHNOLOGIES FOR INTEGRATED RIVER BASIN MANAGEMENT

EdiBios

2020

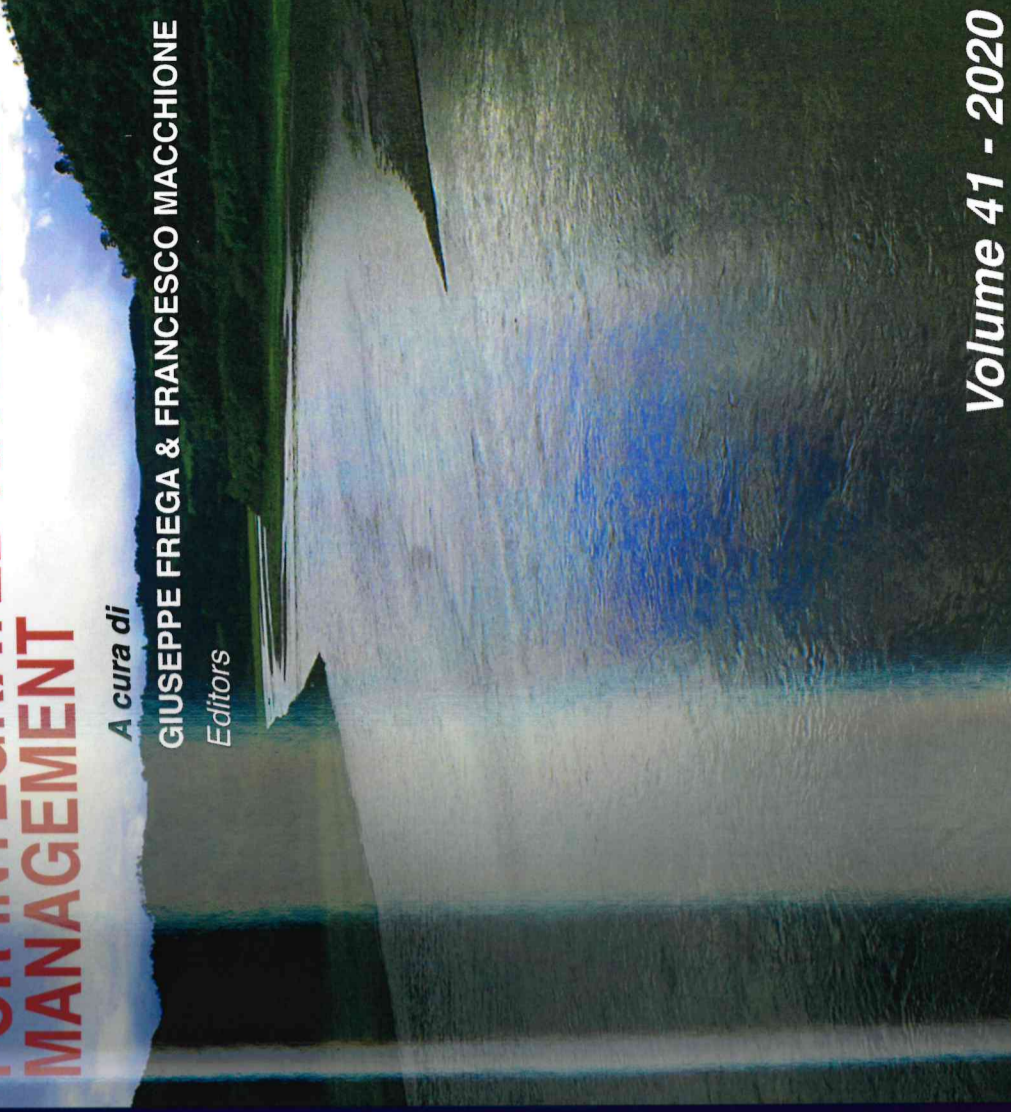
ICIRBM - 2020
PROCEEDINGS OF ITALIAN CONFERENCE
ON INTEGRATED RIVER BASIN MANAGEMENT
UNIVERSITY OF CALABRIA, ITALY

TECNICHE
PER LA DIFESA DEL SUOLO
E DALL'INQUINAMENTO
TECHNOLOGIES
FOR INTEGRATED RIVER BASIN
MANAGEMENT

A cura di

GIUSEPPE FREGA & FRANCESCO MACCHIONE

Editors



EdiBios

Volume 41 - 2020

ISSN 2282-5517

ISBN 978-88-97181-75-0



9 788897 181750

€ 50,00

I MODELLI NUMERICI SURROGATI PER LA GESTIONE DELLE FALDE ACQUIFERE

SURROGATE NUMERICAL MODELS FOR GROUNDWATER MANAGEMENT

M. D'Oria, M.G. Tanda, V. Todaro, A. Zanini

Dipartimento di Ingegneria e Architettura, Università di Parma, Parco Area delle Scienze 181/A,
43124 Parma - E-mail: mariagiovanna.tanda@unipr.it

Extended abstract. The paper deals with the topic of surrogate models applied to problems concerning aquifers. The surrogate models are solution methods which, in an attempt to speed up the calculation times, derive from the complete description of the physics and from the space-time detail of the problem. The surrogate models can be divided into three main categories: 1) Data-driven surrogate models which consist of empirical approximations of the results of the complete model whose parameters are calibrated by seeking agreement with the available data, both historical and provided by a complete model; 2) Projection-based models which, with an algebraic process, proceed to reduce the order of the solution system thus making the numerical solution faster; 3) Surrogate models called multi-fidelity in which the spatial detail is waived and the reduced accuracy is balanced with a multiscale technique.

Finally, the memory presents an example of a multi-fidelity model that aims at applying a simple statistical approach to analyse the variation of groundwater level, in a certain number of wells, as a function of two simple drought indices: the Standardized Precipitation Index (SPI) and the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI). SPI is a multiscale index that defines droughts as a function of only precipitation data. SPEI is analogous to the SPI, but describes droughts in terms of potential evapotranspiration and precipitation. The study investigates if a good correlation exists between the groundwater level and the drought indices and, in positive case, it applies the same correlation to future climate projections. The future drought indices were computed according to 13 EURO-CORDEX Regional Climate Model (RCM) results, under two Representative Concentration Pathways (RCP): RCP 4.5 and RCP 8.5. The groundwater levels, in the different monitoring wells, were forecasted up to 2100.

The results show that in the historical period 1976-2017, the SPI and SPEI indices behave in agreement detecting the same dry and wet periods. The Pearson correlation coefficients between groundwater levels and drought indices at the time scales of 3, 6, 9, 12, 18, 24 and 36 months are very similar for the two indices. These are different for each well and for each time scale; the higher coefficients are observed at the time scales of 9, 12 and 18 months. On 24 wells, 14 have at least one coefficient greater than 0.7. For the well PR55-01, the best correlation occurs at the time scale of 18 months.

For each well, the future analyses were carried out only for the time scale with the higher correlation coefficient. Groundwater level projections are different for the two drought indices. The analysis with the SPI does not detect significant changes in the three future periods; on the contrary, the evaluation with the SPEI predicts a decrease in groundwater levels, especially at medium and long term and for the RCP 8.5 scenario.

Sommario. Nella memoria si tratta dei modelli surrogati applicati in problemi riguardanti le falde acquifere. I modelli surrogati sono metodi di soluzione che, nel tentativo di velocizzare i tempi di calcolo, derogano dalla completa descrizione della fisica e dal dettaglio spaziotemporale del problema. I modelli surrogati possono essere suddivisi in tre grandi categorie: 1) Modelli surrogati data-driven che consistono di empiriche approssimazioni dei risultati del modello completo i cui parametri sono calibrati cercando l'accordo con i dati disponibili, siano essi di tipo storico o forniti da un modello completo; 2) Modelli di tipo Projection-based che, con un processo algebrico, procedono a ridurre l'ordine del sistema risolutivo rendendo quindi più

veloce la soluzione numerica; 3) Modelli surrogati detti a multifidelity in cui si deroga dal dettaglio spaziale e si bilancia la ridotta accuratezza con una tecnica multiscala. La memoria presenta infine un esempio applicativo di un modello di tipo multi-fidelity che analizza le relazioni di correlazione tra i livelli piezometrici in diversi pozzi della regione Emilia-Romagna (Italia) e gli indici climatici SPI e SPEI. Le relazioni ottenute sono successivamente utilizzate per ricavare una stima degli effetti del cambiamento climatico in più orizzonti temporali a breve (2016-2035), medio (2046-2060) e lungo termine (2081-2100).

1. Introduzione

La modellazione numerica degli acquiferi ha raggiunto livelli elevati di completezza e affidabilità. Tuttavia, i modelli, realizzati da pacchetti software specializzati come FEFLOW, MODFLOW, FEMWATER, MT3D, RT3D o SEAWAT sono complessi da configurare, hanno requisiti di dati estesi, richiedono molto tempo per essere eseguiti e richiedono personale specializzato per maneggiare le simulazioni e analizzare i risultati. I risultati poi, sono ottenibili con tempi non brevi di calcolo e mal si prestano a supportare i Decisori nella scelta di più alternative di gestione in risposta a numerose e differenti forzanti delle quali si vuole analizzare l'effetto.

In alternativa, sta crescendo in letteratura l'interesse verso i cosiddetti modelli surrogati (noti anche come meta-modelli o smart-models-modelli intelligenti) (Asher, 2015). Essi, pur differenziandosi in varie tipologie, sono sviluppati con un approccio concettuale o matematico semplificato che, con adeguate procedure di addestramento, possono fornire risultati utili per compiti specifici. I meta-modelli vanno da una drastica schematizzazione dei processi fisici coinvolti nelle acque sotterranee (ad esempio schematizzando gli acquiferi come serbatoi) a semplici modelli di correlazione tra lo stato del sistema e le variabili climatiche o altre quantità, a modelli basati sull'apprendimento automatico. La scelta dei modelli più adatti è strettamente legata allo scopo dell'indagine e al particolare problema in questione.

I modelli surrogati e la loro applicazione nella ricerca di strumenti di supporto alle decisioni nell'ambito dell'utilizzazione delle risorse idriche sotterranee costituisce un importante tema affrontato nel progetto di ricerca europeo dal titolo Innovative and Sustainable Groundwater Management in the Mediterranean (di acronimo InTheMed), recentemente finanziato nell'ambito del programma di finanziamenti europei PRIMA - Partnership for Research and Innovation in the Mediterranean Area, Management of Water 2019. Il progetto coinvolge sette nazioni: Spagna, Germania, Grecia, Italia, Portogallo, Tunisia e Turchia. Coordinatore del progetto è il Prof. J. Jaime Gomez-Hernandez della Universitat Politècnica de Valencia (UPV); il gruppo di ricerca italiano coordinerà gli sviluppi e le applicazioni dei modelli surrogati. I ricercatori coinvolti hanno già applicato gli smart-models a diversi casi inerenti la previsione dei livelli piezometrici negli acquiferi (Todaro et al., 2018; Tapoglou et al. 2014 a, 2014 b) e ai valori di concentrazione dei nitrati (Stylianoudaki, 2019).

Nella presente relazione si esporrà nel capitolo 2 una classificazione dei diversi tipi di modelli surrogati. Nel capitolo 3 si riferirà di una applicazione esemplificativa per la valutazione dell'impatto dei cambiamenti climatici sui livelli piezometrici di una falda situata in Emilia Romagna.

2. Modelli surrogati: tipologie

Una classificazione dei modelli surrogati largamente adottata nella letteratura è quella introdotta da Robinson et al. (2008) che individua tre principali categorie:

- 1) Modelli surrogati *data-driven*: si tratta di empiriche approssimazioni dei risultati del modello completo e quello del surrogato;
- 2) Modelli di tipo *Projection-based*: in questo caso sono modificate le equazioni che governano il fenomeno proiettandole in uno spazio di ridotte dimensioni caratterizzato attraverso una base di vettori ortonormali;
- 3) Modelli surrogati detti a *multifidelity*: questi modelli sono costruiti adottando ipotesi semplificative della fisica del fenomeno, oppure riducendo la risoluzione numerica del metodo.

D'accordo con Asher (2015), la scelta di ricorrere ad un modello surrogato e ad un certo tipo di modello surrogato dovrebbe considerare i seguenti elementi:

- a) Riduzione significativa dei tempi di calcolo e quindi della disponibilità dei risultati. In questa valutazione va tenuto conto di molti fattori quali il confronto dei tempi di calcolo di una singola esecuzione dei modelli completo e surrogato, il numero di esecuzioni necessarie per calibrare il modello surrogato e le eventuali modifiche al modello completo per rendere agevole la preparazione dei risultati necessari per la taratura e il numero di esecuzioni ripetute del surrogato necessarie per la calibrazione del sistema.
- b) Possibilità di esplorare nuovi aspetti del problema e in numero considerevolmente maggiore rispetto al modello originale.
- c) Possibilità di valutare il grado di incertezza indotto dall'adozione del modello surrogato.

2.1 Modelli data-driven

Questi modelli sono anche indicati come metodi statistici o metodi black-box. Essi consistono in un processo di vario tipo (ad esempio Guassiano, Kriging, polinomiale, rete neurale) che cerca di riprodurre la mappatura dello spazio composto da input e parametri del modello della falda acquifera nella mappatura dei risultati utili per il particolare problema. Perché la riproduzione sia più soddisfacente possibile, è necessario predisporre una serie di istantanee del sistema che fornisca i risultati in relazione ad un'ampia varietà di sollecitazioni. Queste istantanee che costituiscono i "data" della denominazione del modello servono per calibrare gli iper-parametri della black-box ovviamente differenti a seconda della struttura del meta-modello; nel caso del kriging si tratta, ad esempio, delle tipologie e parametri del variogramma, oppure dei componenti dei polinomi o del numero degli strati e del valore dei coefficienti della funzione lineare o sigmoide nelle reti neurali.

I modelli a black-box hanno avuto una certa diffusione negli anni 90 del secolo scorso, limitata dai requisiti di memoria e velocità dei mezzi di calcolo del tempo. Tali limitazioni sono abbondantemente superate dagli attuali dispositivi di calcolo elettronico e tanto più lo saranno in futuro. Questi fattori hanno favorito la grande diffusione dei metodi di intelligenza artificiale quali, tipicamente le reti neurali e le tecniche di deep-learning.

Lo studio di Stylianoudaki et al. (2019) utilizza le reti neurali per indagare sulla contaminazione da nitrati in una falda greca; i dati di addestramento sono ricavati da un modello completo.

Almahallawi et al. (2011) hanno utilizzato le reti neurali per elaborare previsioni sui futuri andamenti della contaminazione in falda da nitrati in funzione di variazioni del carico di nutrienti dovuto alle attività agricole e della densità abitativa della striscia di Gaza. In questo caso la rete neurale è stata addestrata esclusivamente sulla base di una buona mole di dati storici che hanno coperto gli anni dal 1987 al 2002 senza impiego di un modello completo della falda acquifera interrata.

Successivamente al processo di addestramento, la rete è stata utilizzata per analizzare gli scenari futuri di interesse.

2.2 Modelli di tipo Projection-based

I modelli di tipo Projection-based sono fondati sulla sostituzione del vettore dei risultati del modello complesso \mathbf{h} ($n \times 1$) con una combinazione lineare di vettori di base ortogonale:

$$\mathbf{h} \approx \Phi \cdot \mathbf{h}_r \quad (1)$$

Il vantaggio consiste nel fatto che le colonne di Φ ($n \times m$) sono in numero $m < n$, e di conseguenza anche il numero di elementi del vettore \mathbf{h}_r è ridotto. Infatti il sistema di equazione algebriche, ottenute dall'equazione differenziale a seconda del metodo di soluzione numerica applicato, che il modello completo deve risolvere può essere scritto come:

$$\mathbf{M} \frac{d\mathbf{h}}{dt} + \mathbf{A} \cdot \mathbf{h} = \mathbf{q} \quad (2)$$

in cui \mathbf{h} è il carico piezometrico, \mathbf{q} è un termine sorgente, e \mathbf{M} e \mathbf{A} sono matrici i cui termini sono funzione della conduttività idraulica, del coefficiente di immagazzinamento e delle condizioni al contorno in carico.

Sostituendo la (1) in (2) si ottiene un sistema di ordine ridotto la cui soluzione è meno impegnativa in termini di tempo di calcolo.

I metodi che impiegano questa tecnica si differenziano nel modo in cui sono ricavate le colonne di Φ . Uno dei più noti è il metodo detto *Proper Orthogonal Decomposition* (POD) (McPhee e Yeh, 2008) o *Singular Value Decomposition* (SVD) (Hunt et al., 2015) nel quale la combinazione di vettori di base ortogonale è costruita a partire dalla raccolta di una serie di istantanee, cioè di soluzioni del modello completo in corrispondenza di differenti valori dei parametri o delle condizioni imposte. L'elaborazione di questo insieme di istantanee deve catturare la caratteristica fisica dominante del fenomeno di interesse e fornire un risultato approssimato la cui bontà è legata al numero di istantanee utilizzate.

Un altro metodo che porta alla riduzione dell'ordine del sistema di equazioni è il metodo di Lanczos (Dunbar e Woodbury, 1989) in cui non si usano le istantanee per individuare i vettori di base ortogonale, ma direttamente si risolve il problema degli autovalori generalizzati:

$$\Phi \cdot \Lambda = M \cdot \Phi \cdot A \quad (3)$$

Φ e Λ sono rispettivamente autovettori e corrispondenti autovalori; sono di interesse i più piccoli m autovalori e le corrispondenti basi di autovettori che definiscono la matrice Φ dell'equazione (1).

2.3 Modelli surrogati detti a multi-fidelity

Nei modelli detti di multi-fidelity si introducono semplificazioni di vario genere con lo scopo di ottenere una esecuzione con maggiore rapidità con la consapevolezza di operare un calcolo di minore accuratezza. Le semplificazioni possono essere di tipo concettuale, ad esempio ipotizzando un mezzo omogeneo o l'influenza di due sole coordinate spaziali. Oppure possono limitarsi ad un minore dettaglio di discretizzazione ad esempio adottando una griglia di calcolo alle differenze finite di lato maggiore. Da questo punto di vista si può osservare che i modelli multi-fidelity si sviluppano in un ambito comune con quello dei modelli complessi; sono sviluppati da tecnici competenti e anche il loro uso e la valutazione dell'affidabilità del risultato è di competenza degli esperti. Proprio la consapevolezza delle approssimazioni, spesso troppo azzardate conseguenti ad uno scarso dettaglio spaziale, hanno creato spazio per i modelli a più livelli di complessità. Un esempio di questa tipologia sono i modelli nested nei quali all'interno di una griglia di calcolo rada è ricavato, nell'area di maggiore interesse della modellazione, un nucleo con un grigliato più fitto (Maione et al., 2010). Molto performante è stato riconosciuto il metodo multiscala con volumi finiti (MsFV) introdotto da Hajibeygi et al. (2008), e inserito recentemente nel software MODFLOW-USGS (Panday et al. 2013).

Nello studio di Keating et al. (2010) è stato sviluppato un modello surrogato che semplifica fortemente la fisica del problema nel tentativo di individuare i parametri più significativi del modello completo caratterizzato da tempi di esecuzione particolarmente impegnativi. Ulteriore vantaggio del modello surrogato è la possibilità di servirsi del calcolo parallelo dato che la soluzione è ricercata applicando il metodo di sovrapposizione degli effetti.

3. Un esempio

Le acque sotterranee rappresentano una risorsa preziosa specialmente in periodi in cui le acque superficiali di buona qualità sono scarse. Grande interesse desta l'impatto dei cambiamenti climatici sulla componente sotterranea della risorsa idrica. La valutazione di questi impatti, in una prima valutazione può limitarsi a determinare quali possano diventare i livelli piezometrici nel futuro: se cioè si assisterà ad un innalzamento della falda, indicativo di una prevalenza delle voci in ingresso nella falda rispetto a quelle in uscita, oppure ad una depressione della falda, cosa che rivela un eccessivo prelievo dalla falda acquifera. La determinazione dei livelli piezometrici si presenta non semplice dato che essa necessita di un modello matematico della falda acquifera che comprenda le interazioni nella componente insatura del terreno in modo da calcolare la ricarica della falda, le voci di uscita del bilancio idrico quali prelievi dai pozzi pubblici e privati, scambi con i corpi idrici superficiali (fiumi e laghi) anche in previsione di future variazioni socio-economiche che impattano sulle quantità idriche prelevate. I modelli matematici in grado di trattare interamente la problematica descritta sono, come detto in precedenza, molto complicati da mettere a punto.

Limitando l'indagine ai soli elementi idrologici, il nostro gruppo di ricerca ha provato ad applicare un semplice approccio statistico per analizzare le variazioni del livello piezometrico in un certo numero di pozzi in Emilia Romagna in funzione di due indici di caratterizzazione delle magre idrologiche: l'indice di precipitazione standardizzato (SPI - Standardized Precipitation Index) e l'indice standardizzato di precipitazione ed evaporazione (SPEI - Standardized Precipitation Evapotranspiration Index).

Lo Standardized Precipitation Index (SPI) è stato sviluppato da McKee et al. nel 1993; si basa sulla sola precipitazione cumulata mensile e quantifica un deficit o un surplus di pioggia rispetto ai valori medi a diverse scale temporali (1, 3, 6, 9, 12, 18, 24, 36 mesi gli intervalli temporali più comunemente utilizzati), consentendo la determinazione delle diverse tipologie di siccità, dalla meteorologica, all'agricola, all'idrologica.

L'indice SPI, calcolato su valori cumulati di precipitazione a differenti scale temporali, permette di valutare le anomalie delle precipitazioni associate a diverse finestre temporali: la scelta della finestra temporale ha una buona influenza sulle differenti componenti del ciclo idrologico preso in considerazione. Le finestre temporali riflettono l'impatto della siccità sulla disponibilità delle differenti risorse d'acqua. Per esempio l'umidità del suolo risponde alle anomalie di precipitazione su scale temporali brevi (1-3 mesi), mentre le falde acquifere, i bacini e i deflussi riflettono le anomalie di precipitazione su scale temporali più lunghe (6-12 mesi). Per queste ragioni si calcola l'SPI a diverse scale di tempo.

Il calcolo dello SPI necessita di una lunga serie di dati di precipitazione mensile (Guttman, 1999) dei quali si esegue una caratterizzazione statistica. Essenzialmente il procedimento può essere sinteticamente descritto come segue: fissata la scala temporale di indagine e il mese di interesse si estraggono dal campione i valori (uno per anno) delle precipitazioni cumulate dei mesi precedenti e nel mese di interesse per una durata pari alla finestra temporale prefissata; ad esempio prendendo come scala temporale 3 mesi e maggio come mese di interesse, si estrae per ogni anno il valore della pioggia cumulata dei mesi di marzo, aprile e maggio. Si ottiene quindi una popolazione di dati con numerosità pari al numero di anni a disposizione della quale si individua la distribuzione probabilistica che meglio si adatta ai valori.

Sempre con riferimento all'esempio precedente, supponendo che la distribuzione di probabilità sia la distribuzione normale, della quale sono stati individuati i valori di media ($m_{3,may}$) e deviazione standard ($\sigma_{3,may}$), la precipitazione cumulata a maggio dell'anno 1980 (ad esempio) dei tre mesi ($P_{3,may,1980}$) presenta un indice di precipitazione standardizzato SPI uguale a:

$$SPI = \frac{P_{3,may,1980} - m_{3,may}}{\sigma_{3,may}} \quad (4)$$

In pratica, l'indice SPI coincide con il valore normalizzato del dato campionario; valori positivi di SPI indicano maggiori precipitazioni rispetto alla media, mentre valori negativi indicano precipitazioni minori rispetto alla media. Siccome l'SPI è normalizzato, i climi più umidi e più secchi possono essere rappresentati allo stesso modo così come l'indice tiene perfettamente conto della stagionalità delle precipitazioni. Nel caso in cui la distribuzione di probabilità non coincida con la distribuzione normale si procede ad una trasformazione (a parità di probabilità) della variabile in modo da riportarsi ad una distribuzione normale.

L'indice SPEI descrive i valori cumulati della quantità netta tra precipitazione ed evapotraspirazione potenziale (Vicente-Serrano et al. 2010). Anche esso è calcolato, a scala mensile con aggregazioni mensili di ampiezza variabile. Le procedure di normalizzazione sono sovrapponibili a quanto già indicato per lo SPI.

Nel nostro studio abbiamo indagato se esiste una buona correlazione tra i livelli piezometrici nella stagione primaverile e gli indici SPI e SPEI relativi ai mesi precedenti. Si è scelto di analizzare la stagione primaverile in quanto, nel contesto emiliano, gli attingimenti di carattere irriguo, molto rilevanti, non si sono ancora verificati. Nel caso in cui si sia riscontrata una buona correlazione, la stessa relazione può essere utilizzata considerando gli indici SPI e SPEI che, secondo le proiezioni dei modelli climatici disponibili nella letteratura scientifica internazionale, vengono a verificarsi nel futuro. In questo modo si possono avere delle stime sugli impatti dei cambiamenti climatici sui livelli piezometrici della falda.

Lo studio effettuato può essere considerato un modello surrogato del tipo *multi-fidelity* in quanto esso considera solo alcuni elementi del problema, e fornisce indicazioni in un settore molto definito e non estendibile ad altri contesti.

3.1 Dati e metodi utilizzati

L'area di studio comprende i bacini dei fiumi Parma, Taro ed Enza, nel nord Italia. Sono stati analizzati i dati dei pozzi disponibili presso l'Agenzia regionale per la prevenzione, l'ambiente e l'energia dell'Emilia-Romagna (ARPAE); in particolare sono stati selezionati 24 pozzi che presentano una buona mole di dati negli anni di monitoraggio presenti in archivio cioè 1976-2017. Dei dati presenti si sono considerati per l'analisi i livelli delle acque sotterranee nella stagione primaverile, che presentano influenze antropogeniche minime come il pompaggio e l'irrigazione.

I dati storici di precipitazione e temperatura (disponibili presso l'ARPAE) nello stesso periodo 1976-2017 erano registrati in 15 stazioni pluviometriche e 4 termometriche.

Gli indici SPI e SPEI sono stati calcolati con scale temporali di 3, 6, 9, 12, 18, 24 e 36 mesi; per la valutazione dell'indice SPEI, per il quale va stimata l'evapotraspirazione potenziale, è stata utilizzata l'equazione di Thornthwaite (1948).

Gli indici di siccità del clima futuro sono stati calcolati in base ai risultati di 13 modelli di clima regionale (RCM) sviluppati nell'ambito del progetto EURO-CORDEX (Jacob, 2014), secondo gli scenari di emissione di gas serra identificati dallo IPCC nel quinto rapporto (AR5); in particolare si sono considerati i due scenari di emissione RCP 4.5 e RCP 8.5, l'uno conseguente a politiche di limitazione delle emissioni, l'altro derivante dall'assenza di azioni di mitigazione. Le proiezioni del progetto EURO-CORDEX si spingono fino all'anno 2100.

A seguito della valutazione degli indici di siccità nel periodo 1917-2017 per lo SPI e 1976-2017 per lo SPEI, è stato calcolato il coefficiente di correlazione di Pearson tra i livelli delle acque sotterranee in ciascuno dei pozzi selezionati e gli indici per diverse finestre temporali. Per i pozzi che presentano coefficienti di correlazione superiori a 0.7 (livello di confidenza del 5%) si è considerata attendibile l'esistenza di una relazione lineare. Le medesime relazioni di regressione sono state utilizzate per calcolare i futuri livelli delle acque sotterranee in base agli indici di siccità previsti (SPI e SPEI) nel futuro dai modelli di cambiamento climatico.

Le proiezioni dei valori di precipitazioni e temperature del clima futuro, utilizzate per il calcolo di SPI e SPEI, sono state estratte dai 13 RCM relativamente ai ventenni: 2016-2035 (breve termine), 2046-2060 (termine medio), 2081-2100 (a lungo termine); sono stati considerati anche i dati forniti dai modelli del ventennio 1986-2005 nelle simulazioni di riproduzione del periodo storico quale elemento di riferimento. I dati dei modelli climatici sono sempre affetti da errore di bias, cioè non riproducono le caratteristiche statistiche del dato storico; per questo motivo è stato necessario procedere ad una correzione mediante il metodo dei quantili (D'Orta et al., 2017), con l'utilizzo dei dati di precipitazione e temperatura effettivamente registrati negli archivi del Servizio Idrografico e dell'ARPAE.

3.2 Risultati

Nel periodo storico 1976-2017, gli indici SPI e SPEI mostrano un comportamento concorde rilevando gli stessi periodi secchi e umidi. In generale, tuttavia, i valori negativi dell'indice SPEI sono inferiori a quelli SPI.

I coefficienti di correlazione di Pearson tra i livelli delle acque sotterranee e gli indici di siccità alle scale temporali di 3, 6, 9, 12, 18, 24 e 36 mesi sono molto simili per i due indici. Essi sono però diversi per ciascun pozzo e per ogni scala temporale; i coefficienti più elevati si sono riscontrati nelle scale temporali di 9, 12 e 18 mesi. I pozzi che hanno almeno un coefficiente maggiore di 0.7, sono 14. Per brevità, nella figura 1 sono mostrati solo i risultati per un pozzo (codice PR55-01) relativamente all'indice SPEI a diverse scale temporali. I punti rappresentano i livelli piezometrici in funzione del valore di indice SPEI alla data dell'osservazione; la linea continua è la linea di regressione e le linee tratteggiate sono gli intervalli di confidenza; nel riquadro interno vengono visualizzati i valori del coefficiente di correlazione. Per il pozzo esemplificato, la migliore correlazione si verifica nella scala temporale di 18 mesi.

Le analisi dei futuri scenari sono state eseguite, per ciascun pozzo, solo per la scala temporale con il coefficiente di correlazione più elevato.

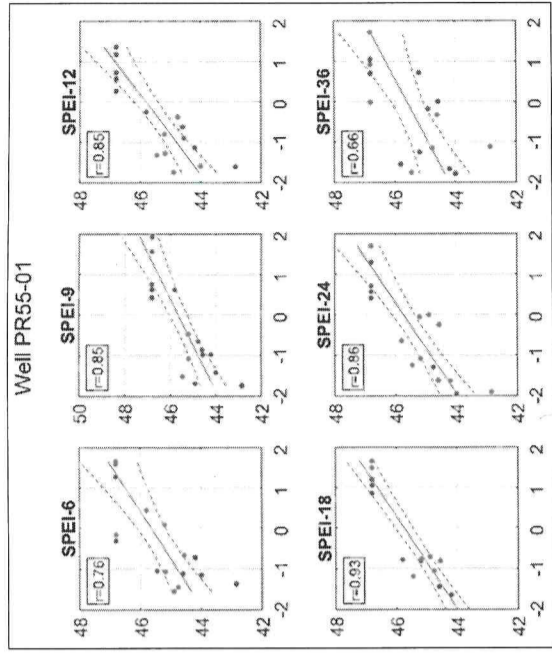


Fig. 1 - Modello di regressione lineare per un pozzo sito nel bacino del Torrente Enza: il livello piezometrico (m s.l.m.) è riportato in funzione dell'indice SPEI alle scale temporali di 3, 6, 9, 12, 18, 24 e 36 mesi
Figure 1 - Linear regression model for a well in the Enza basin with SPEI at the time scale of 3, 6, 9, 12, 18, 24 and 36 months. The x-axis shows the SPEI values and the y-axis the groundwater level in m a.s.l.

Le indicazioni ottenute per il futuro forniscono indicazioni differenti utilizzando i due indici di siccità. L'analisi con SPI non rileva cambiamenti significativi nei tre decenni indicati dalle tendenze future climatiche; invece, la valutazione con SPEI prevede una diminuzione dei livelli primaverili nel pozzo, in particolare a medio e lungo termine e per lo scenario RCP 8.5. Nella figura 2 è mostrata la funzione di distribuzione cumulativa del livello delle acque sotterranee nel periodo primaverile (mese di maggio, pozzo PR55-01) come una funzione di SPI-18 e SPEI-18 per lo scenario di emissione RCP 8.5. Nella figura, tutti i risultati dei 13 modelli sono stati considerati come singole realizzazioni di uguale affidabilità di un modello stocastico. Con riferimento alla figura 2-b si osserva un aumento della frequenza dei livelli piezometrici più bassi. Ad esempio, se si considera il livello piezometrico al decimo percentile nel periodo di riferimento (44.8 m s.l.m.) esso appare presentarsi con frequenza maggiore del 3% a breve termine, del 14% a medio termine e del 21% a lungo termine.

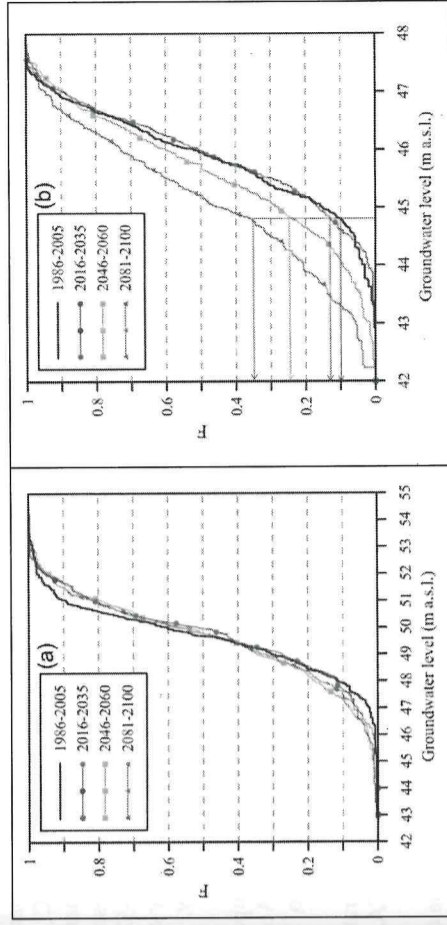


Fig. 2 - Funzione di frequenza cumulativa del livello piezometrico in maggio in corrispondenza dei valori di indice di siccità di SPI-18 (a) e SPEI-18 (b)
Figure 2 - Cumulative distribution function of groundwater level in May characterized by SPI-18 (a) and SPEI-18 (b)

4. Conclusioni

Lo sviluppo dei modelli surrogate, in un momento in cui le capacità di memoria e di calcolo elettronico hanno assunto una potenza mai prima immaginabile, può sembrare un fatto anacronistico. In realtà insieme alla potenza del calcolo numerico si sono venute ad evidenziare esigenze di importanza anche queste capitali quali la necessità della stima dell'incertezza connessa al risultato del calcolo, o la possibilità di incorporare il processo numerico all'interno di strumenti di supporto alle decisioni. In questi casi è sempre indispensabile eseguire un grandissimo numero di elaborazioni che, nonostante gli attuali mezzi di calcolo comportano tempi di attesa inaccettabili.

Inoltre alcuni elementi quali quelli di tipo socio-economico non sempre si prestano ad una descrizione matematicamente completa e sono incorporabili nei modelli completi con difficoltà o in maniera parziale. In questo campo i modelli surrogate e in particolare le tecniche di intelligenza artificiale si stanno dimostrando più flessibili e maggiormente adattabili e appaiono molto promettenti e in grado di fornire un apporto molto significativo nel futuro prossimo.

Bibliografia

- Almahallawi, K., Mania, J., Hani, A., Shahrour, I., (2011). Using of neural networks for the prediction of nitrate groundwater contamination in rural and agricultural areas. *Environmental Earth Sciences*, 65, 917-928.
- Asher, M. J., B. F. W. Croke, A. J. Jakeman, and L. J. M. Peeters (2015). A review of surrogate models and their application to groundwater modeling. *Water Resour. Res.*, 51, 5957-5973, doi:10.1002/2015WR0169
- D'Oria, M., Ferraresi, M. and Tanda, M.G., 2017. Historical trends and high-resolution future climate projections in northern Tuscany (Italy). *Journal of Hydrology*, 555, 708-723.
- Dunbar, W. S., and A. D. Woodbury (1989). Application of the Lanczos algorithm to the solution of the groundwater flow equation, *Water Resour. Res.*, 25(3), 551-558.
- Guttman, N.B., 1999. Accepting the Standardized Precipitation Index: a calculation algorithm. *J. Amer. Water Resour. Assoc.*, 35 (2), 311-322.
- Hajibeygi, H., G. Bonfigli, M. A. Hesse, and P. Jenny (2008). Iterative multiscale finite-volume method. *J. Comput. Phys.*, 227(19), 8604-8621.
- Hunt, R.J., D'Oria, M., Westenbroek, S.M., Doherty, J. (2015). Beyond Groundwater: Calibration and Uncertainty Analysis for Large Transient Coupled Models. Proceedings of the conference "MODFLOW and More 2015: Modeling a Complex World", Integrated Groundwater Modeling Center, Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, 31 maggio - 3 giugno, 2015
- Jacob, D., Petersen, J., Eggert, B., Alias, A., Christensen, O.B., Bouwer, L.M., Braun, A., Colette, A., Déqué, M., Georgievski, G., Georgopoulou, E., Gobiet, A., Menut, L., Nikulin, G., Haensler, A., Hempelmann, N., Jones, C., Keuler, K., Kovats, S., Kröner, N., Koflarski, S., Kriegsmann, A., Martin, E., van Meijgaard, E., Moseley, C., Pfeifer, S., Preusschmann, S., Radermacher, C., Radtke, K., Reich, D., Rounsevell, P., Samuelsson, P., Somot, S., Soussana, J.-F., Teichmann, C., Valentini, R., Vautard, R., Weber, B. and Yiou, P., 2014. EURO-CORDEX: new high-resolution climate change projections for European impact research. *Reg. Environ. Change* 14, 563-578.
- Keating, E. H., J. Doherty, J. A. Vrugt, and Q. Kang (2010). Optimization and uncertainty assessment of strongly nonlinear groundwater models with high parameter dimensionality. *Water Resour. Res.*, 46, W10517, doi:10.1029/2009WR008584
- Maione, U., Tanda, M.G., Zanini, A., (2010). Progettazione di Misure di Mitigazione dell'impatto di una Galleria Metropolitana sulla Falda Acquifera Sotterranea. Atti del Convegno: Le Acque di Superficie e Sotterranee e Le Infrastrutture di Trasporto dalla Pianificazione all'esercizio, Roma, 6-7 maggio 2010, 427-436.
- Mc Kee, T.B., Doeskin, N.J., Kleist, J., 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology, Anaheim, CA, USA, 17-22 January 1993, 179-184.
- McPhee, J., and W. W.-G. Yeh (2008). Groundwater management using model reduction via empirical orthogonal functions. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 134(2), 161-170.

- Panday, S., P. Huyakorn, R. Therrien, and R. Nichols (2013). MODFLOW-USG version 1: An unstructured grid version of MODFLOW for simulating groundwater flow, *Adv. Water Resour.*, 25(5), 497-511.
- Robinson, T., M. Eldred, K. Willcox, and R. Haines (2008). Surrogate-based optimization using multifidelity models with variable parameterization and corrected space mapping. *AIAA J.*, 46(11), 2814-2822.
- Sy/jianoudaki, C., Trichakis, I., Karatzas, G. P. (2019). Artificial Neural Networks for the Prediction of Groundwater Nitrate Contamination, *Hydrolink* number 3/2019, https://issuu.com/hydrolinkiahr/docs/hydrolink_3-2019_def_web
- Tapoglou, E., Karatzas, G., Trichakis, I., Varouchakis, E. (2014b). A spatio-temporal hybrid neural network-Kriging model for groundwater level simulation. *Journal of Hydrology*. 519. 3193-3203.
- Tapoglou, E., Trichakis, I., Dokou, Z., Nikolos, I., Karatzas, G., (2014a). Groundwater level forecasting under climate change scenarios using an artificial neural network trained with particle swarm optimization. *Hydrological Sciences Journal*. 59. 1225-1239. doi: 10.1080/02626667.2013.838005
- Thornthwaite, C. W., (1948). An approach toward a rational classification of climate (PDF), in *Geographical Review*, vol. 38, n. 1, 1948, pp. 55-94, DOI:10.2307/210739.
- Todaro, V., D'Oria, M., Tanda, M. G., (2018). Effect of Climate Change on the Groundwater Levels: Evaluation of Local Changes as a Function of Antecedent Precipitation Indices. Pp.245-246. In Proceedings of the 5th IAHR Europe Congress *New Challenges In Hydraulic Research And Engineering*, 12 - 14 June, 2018, Trento, Italy - Isbn: 978-981-11-2731-1.
- Vicente-Serrano, S.M., S. Begueria and J.I. Lopez-Moreno, 2010: A multi-scalar drought index sensitive to global warming: the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, 23: 1696-1718.