

Intelligenza Artificiale a supporto della Predizione del livello piezometrico della falda acquifera: il caso studio della sorgente Gorgovivo

Alessandro Galdelli^{1,*}, Adriano Mancini¹, Emanuele Frontoni² and Primo Zingaretti¹

¹Vision Robotics and Artificial Intelligence Lab (VRAI), Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, Università Politecnica delle Marche, 60131 Ancona, Italy

²Università di Macerata, 62100 Macerata, Italy

Abstract

L'acqua è una risorsa importantissima ma anche, purtroppo, limitata e sempre più a rischio a causa di fattori quali inquinamento, sfruttamento eccessivo, alterazioni fisiche degli habitat acquatici e cambiamenti climatici. In particolare, le condizioni climatiche e la crescente domanda di acqua dai diversi settori produttivi sono tra i fattori principali alla base dello stress idrico, poiché possono determinarne un deterioramento in termini di quantità (sovrasfruttamento, siccità) e di qualità (inquinamento, eutrofizzazione). L'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale per preservare le riserve d'acqua che scorrono in superficie e nel sottosuolo può portare notevoli benefici per quanto riguarda la tutela e la gestione controllata di questa risorsa alla base di ogni forma di vita. In questo lavoro proponiamo l'applicazione di un metodo di Intelligenza Artificiale per la predizione del livello di acqua potabile del sottosuolo relativo al caso studio della sorgente di Gorgovivo, situata in provincia di Ancona. Il modello predittivo è stato valutato utilizzando quattro criteri: l'errore quadratico medio (MSE), l'errore assoluto medio (MAE), il coefficiente di determinazione (R²) e l'errore medio assoluto percentuale (MAPE).

Keywords

modello predittivo, intelligenza artificiale, sorgente Gorgovivo, acque sotterranee

1. Introduzione

L'attuale situazione di cambiamento climatico ha reso quanto mai necessario l'uso sostenibile delle risorse naturali, in particolar modo delle risorse idriche. L'accesso all'acqua potabile e ai servizi igienici di base è un diritto umano e, insieme all'acqua come risorsa, rappresenta un fattore determinante per tutti gli aspetti dello sviluppo sociale, economico e ambientale. Il nostro pianeta possiede sufficiente acqua potabile per raggiungere questo obiettivo, ma a causa di infrastrutture scadenti o cattiva gestione economica, ogni anno milioni di persone, di cui la gran parte bambini, muoiono per malattie dovute ad approvvigionamento d'acqua, servizi sanitari e livelli d'igiene inadeguati.

L'acqua accessibile e sicura per l'umanità è il sesto dei 17 obiettivi globali di sviluppo sostenibile per salvare gli ecosistemi e le persone dell'agenda europea 2030 [1]. Il valore dell'acqua è inestimabile, ed è per questo che bisogna proteggere questa risorsa e usarla meglio. Se l'obiettivo 6 dell'agenda europea 2030 non sarà rag-

giunto, entro il 2050 si prevede che una persona ogni quattro subirà gravi problemi per la mancanza di acqua potabile. Inoltre, questo obiettivo comprende, oltre all'accesso all'acqua potabile e ai servizi igienico-sanitari, anche ulteriori sotto-obiettivi, per esempio per la protezione e la riabilitazione di ecosistemi legati all'acqua (tra cui montagne, foreste, zone umide, fiumi e laghi). La qualità dell'acqua dovrà migliorare e l'inquinamento idrico essere ridotto, soprattutto quello generato da prodotti chimici pericolosi. La cooperazione transfrontaliera sarà incentivata al fine di pervenire a una gestione integrata delle risorse idriche a tutti i livelli.

In questo contesto, l'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale (IA) può essere di supporto al monitoraggio e alla gestione delle riserve d'acqua che scorrono in superficie e nel sottosuolo. Lo studio - sviluppato dai ricercatori del Vision Robotics and Artificial Intelligence Lab (VRAI) dell'Università Politecnica delle Marche è stato condotto utilizzando dati ottenuti da strumentazione di monitoraggio (piezometri) installati in pozzi sotterranei all'interno della sorgente Gorgovivo, che è stata utilizzata come caso studio per lo sviluppo del sistema di previsione, e dati delle stazioni pluviometriche distribuite nell'area circostante le opere di presa (pozzi) e nell'ambito del bacino di alimentazione. L'obiettivo di ricerca è di sviluppare un algoritmo *data-driven* di IA che sia in grado di predire il valore del livello dei pozzi della sorgente di Gorgovivo, sulla base dello storico dei dati del pozzo e delle stazioni pluviometriche. L'affidabilità del

Ital-IA 2023: 3rd National Conference on Artificial Intelligence, organized by CINI, May 29-31, 2023, Pisa, Italy

*Corresponding author.

✉ a.galdelli@univpm.it (A. Galdelli); a.mancini@univpm.it (A. Mancini); emanuele.frontoni@unimc.it (E. Frontoni); p.zingaretti@univpm.it (P. Zingaretti)

ORCID 0000-0002-4140-6424 (A. Galdelli); 0000-0001-5281-9200 (A. Mancini); 0000-0002-8893-9244 (E. Frontoni); 0000-0002-5709-2159 (P. Zingaretti)

© 2022 Copyright for this paper by its authors. Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

metodo proposto è stata valutata su un dataset relativo al periodo 2001-2022, utilizzando quattro criteri: l'errore quadratico medio (MSE), l'errore assoluto medio (MAE), il coefficiente di determinazione (R^2) e l'errore medio assoluto percentuale (MAPE), ed i risultati ottenuti hanno dimostrato l'efficacia del metodo.

2. Materiali e metodi

2.1. Area di studio

La sorgente Gorgovivo (Fig. 1) è ubicata in località Serralta, nel Comune di Serra San Quirico (AN) ed è costituita da numerose immissioni dalla roccia direttamente nell'alveo del fiume Esino. Il meccanismo della sorgente è il trabocco, contro il battente dei terreni alluvionali orientali, della falda immagazzinata nel calcare fratturato, alimentata per la massima parte dal bacino montano che si estende a partire dalla Gola della Rossa oltre il massiccio del monte San Vicino, con una superficie stimata pari a 200 chilometri quadri. La portata naturale delle sorgenti è compresa, indicativamente, tra un minimo di 1.800 l/s ed un massimo di 4.000 l/s. Il complesso sorgenzio Gorgovivo, è attualmente costituito da due opere di captazione.

La principale opera, denominata "Gorgovivo", fu realizzata tra il 1970 e il 1979 e consiste di 12 pozzi di captazione tra loro interconnessi con una galleria di accesso di tipo ramificato; la galleria, con imbocco in prossimità della sponda destra del fiume Esino, si sviluppa per circa 1,6 chilometri all'interno del massiccio calcareo del colle Sassi Rossi ad una quota media di circa 161 m s.l.m.; la captazione consta di n. 8 camere con pozzi di roccia del diametro di 2 metri e profondità di m 7,5 e n. 4 camere con pozzi in roccia del diametro di 4 metri e profondità di m 9; le pompe sommerse presenti nei 12 pozzi immettono le acque in un canale che scorre alla base della galleria di accesso e che le convoglia al serbatoio di carico delle aree di adduzione. La secondaria, denominata "Gorgovivo Bis", fu realizzata a metà degli anni novanta e consiste in una galleria "drenante" posta subito a valle della briglia fluviale "Ex Montecatini"; la galleria si sviluppa per circa 160 metri all'interno della coltre alluvionale delle ghiaie e sabbie cementate che sovrastano la formazione calcarea ad una quota media di 155 m s.l.m.. La captazione delle acque avviene tramite canne sub-verticali che pescano sia dalle alluvioni sia dall'ammasso roccioso; l'acqua così captata scorre all'interno della galleria, in direzione del fiume, fino a raggiungere la vasca di accumulo da cui attingono le elettropompe installate nella sovrastante camera di sollevamento che le adduce con apposita condotta al serbatoio di carico.

Le acque captate dalle opere di presa sono addotte tramite una galleria sotterranea, lunga circa 1200 m, al

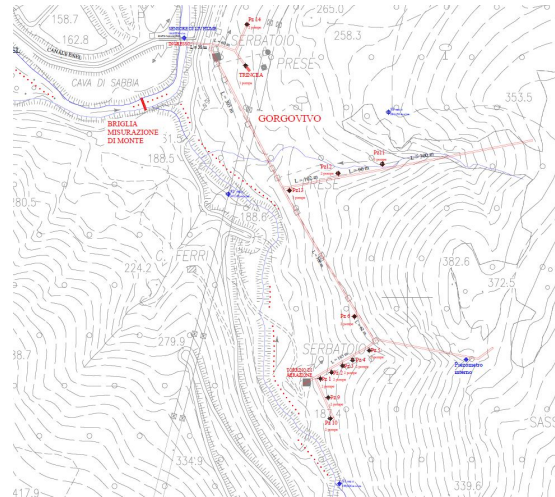


Figure 1: Area di studio e localizzazione dei pozzi piezometrici situati in località Serralta, nel Comune di Serra San Quirico nella regione Marche, Italia.

primo serbatoio di carico dell'acquedotto di adduzione "Gorgovivo", ubicato presso la zona industriale di Serra San Quirico alla quota di 156 m s.l.m..

2.2. Dati climatici

I dati di precipitazione giornaliera, per il periodo 2001-2022, provengono da una rete di monitoraggio di 43 stazioni pluviometriche, di cui 18 gestite dalla Protezione Civile Regione Marche (Rete Meteo-Idro-Pluviometrica Regionale (RMIPR)) e 25 gestite dall'Agenzia per i Servizi nel Settore Agroalimentare delle Marche (AS-SAM). Sebbene i primi dati di monitoraggio dell'area di studio risalgono al 1951, la struttura della rete ha subito successive modifiche e integrazioni a seguito di progetti di monitoraggio locali. Pertanto, al fine di avere un modello predittivo che tenga conto dei cambiamenti climatici dell'ultimo periodo, si è scelto di utilizzare sia i dati di livello piezometrico sia i dati climatici, per avere la serie temporale relativa al periodo 2001-2022.

2.3. Modello predittivo

Il modello selezionato per lo sviluppo dell'algoritmo di predizione, dopo un attento studio dello stato dell'arte, è ricaduta sulla rete Prophet [2]. Prophet è un modello di time series forecasting sviluppato come progetto open-source per l'analisi e il forecasting di serie temporali. Tra i punti di forza di Prophet ci sono la robustezza del modello nel caso di dati mancanti, di frequenti cambiamenti di trend e presenza di outlier. La Prophet rappresenta la serie temporale come la somma di tre componenti: trend,

stagionalità e "holidays":

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t) \quad (1)$$

dove,

- $g(t)$: trend, modella i cambiamenti non periodici, può essere logaritmico;
- $s(t)$: stagionalità, modella i cambiamenti che si ripetono a intervalli regolari di tempo (mensile, settimanale, annuale), è inoltre possibile avere più di una stagionalità nella stessa serie;
- $h(t)$: holidays, modella eventi irregolari che modificano temporaneamente la serie temporale;
- $e(t)$: termine di errore, rappresenta i cambiamenti nella serie temporale che non vengono catturati dal modello, $e(t)$ viene considerata come una distribuzione normale.

Essenzialmente la Prophet risolve il problema del forecasting come un problema di "curve-fitting", a differenza di altri modelli per il forecasting, come ad esempio ARIMA [3], che considerano le dipendenze di ogni istante di tempo con i precedenti tramite l'autocorrelazione e la partial autocorrelation.

3. Risultati

La sorgente di Gorgovivo è costituita attualmente da 19 pozzi, ma solo due di questi pozzi non sono controllati, ossia non ci sono pompe che regolano il livello di falda e tale livello dipende solamente dagli eventi naturali come ad esempio le piogge o lo scioglimento delle nevi. Inoltre, questi due pozzi hanno una risoluzione temporale dei dati differenti: il pozzo denominato "Piezometro interno" ha una risoluzione temporale giornaliera, mentre l'altro pozzo denominato "Piezometro Fosso della Grotta" ha una risoluzione temporale settimanale. Pertanto, come primo caso studio di implementazione del modello predittivo è stato scelto il pozzo "Piezometro interno" poiché ha la stessa risoluzione temporale delle stazioni pluviometriche e quindi non necessita di pre-elaborazioni dei dati. Un'altra parte fondamentale di studio, è stata quella relativa all'analisi di localizzazione e di correlazione tra le stazioni pluviometriche. Infatti, alcune stazioni pluviometriche disponibili si trovano a valle della sorgente Gorgovivo, e pertanto sono state escluse a priori per la fase di addestramento del modello predittivo. Invece, per l'analisi di correlazione [4], avendo ottenuto i dati di pioggia sia dalla Protezione Civile Regione Marche sia dall'ASSAM, alcune di queste stazioni sono localizzate molto vicine le une alle altre, e questo causa una ridondanza dei dati che potrebbe introdurre del rumore, e quindi una diminuzione dell'accuratezza, nel modello predittivo Prophet. Per ovviare a questo problema, si

è svolta un'analisi di correlazione tra tutte le stazioni pluviometriche e solo quelle che risultano linearmente indipendenti sono state utilizzate per la fase di addestramento della Prophet. In Fig. 2 è mostrata l'analisi di correlazione tra le stazioni pluviometriche dell'ASSAM e della Protezione Civile Regione Marche. Per la fase di addestramento del modello predittivo Prophet, il dataset di dati è stato suddiviso in due parti: i dati relativi al periodo 2001-2021, è stato utilizzato per la fase di addestramento della rete, mentre i dati del 2022 sono stati utilizzati per la validazione del modello. Poiché i dati del livello del pozzo sono in m s.l.m. mentre i dati delle stazioni pluviometriche in mm, è stata applicata la normalizzazione MinMaxScaler della libreria Scikit-learn [5] al fine di avere lo stesso intervallo di variabilità coincidente con l'intervallo [0,1]. In Fig. 3 è mostrato il risultato della Prophet relativo alla validazione per l'intero anno 2022. I risultati ottenuti dalla Prophet, dopo la fase di cross-validazione delle stazioni pluviometriche e l'applicazione della normalizzazione ai dati di input, sono i seguenti: MSE: 0.00512, MAE: 0.05588, R2: 0.57682 e MAPE 0.03532.

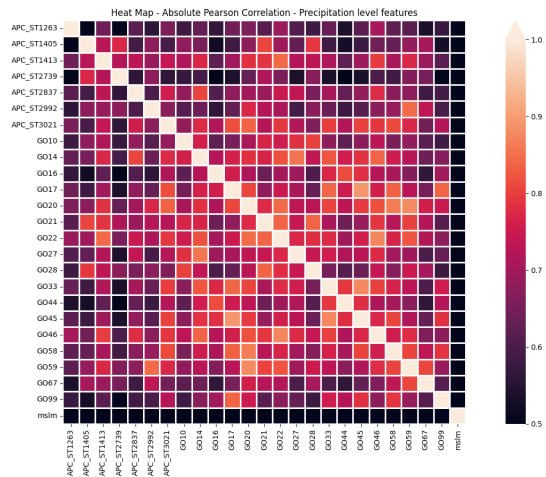


Figure 2: Analisi di correlazione tra tutte le stazioni pluviometriche di RMIPR e ASSAM.

4. Conclusioni

Il presente lavoro mostra come il monitoraggio di una risorsa importante come l'acqua, fondamentale per l'uomo e per tutti gli altri esseri viventi, può essere gestita ed ottimizzata utilizzando tecnologie all'avanguardia come l'IA. Lo sviluppo di un algoritmo di predizione utilizzando le serie temporali, fornisce la possibilità di predire il livello dei pozzi della sorgente - sulla base dello storico dei pozzi e dei dati di pioggia ottenuti

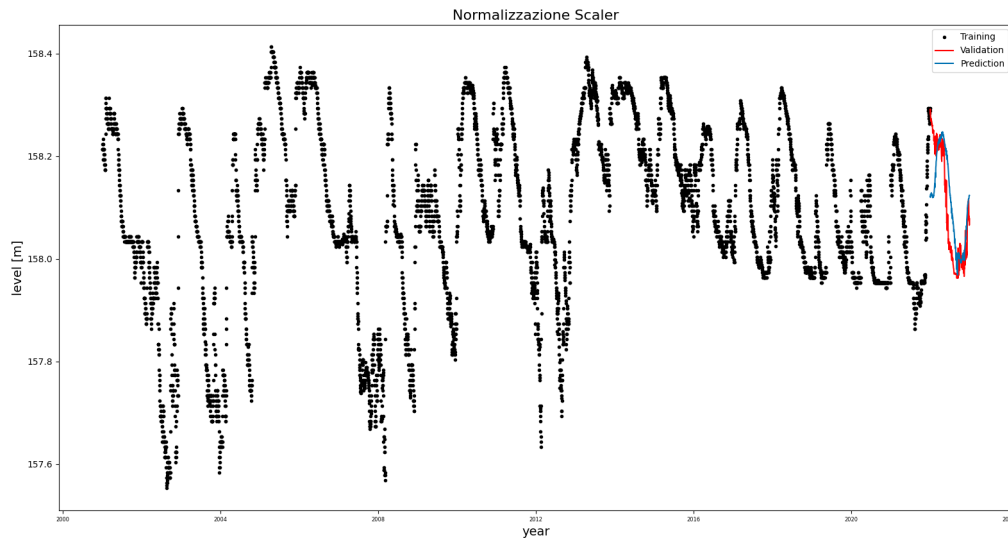


Figure 3: Risultato dell'applicazione del modello predittivo Prophet, in fase di validazione, per l'intero anno 2022.

dalle stazioni pluviometriche circostanti - permettendo supporto decisionale per una gestione sostenibile delle riserve d'acqua. Tra i lavori futuri, come estensione del presente lavoro, stiamo sviluppando un'architettura cloud *serverless* che permetta di collezionare, elaborare e predire il livello dei pozzi della sorgente Gorgovivo automaticamente. Inoltre, tale modello di predizione con l'utilizzo della Prophet sarà applicato a tutti i 19 pozzi che compongono la sorgente, e non si limiterà al solo livello piezometrico, ma sarà esteso a tutte le componenti chimiche che compongono l'acqua per effettuare la predizione dei valori al fine di stabilire la "qualità" dell'acqua nelle varie stagioni. In ultimo, il modello predittivo ottenuto sarà confrontato con il nuovo modello di NeuralProphet [6], che è un'estensione della Prophet ed è un modello completamente basato sul deep learning al fine di avere un confronto tra le reti più diffuse dello stato dell'arte.

5. Ringraziamenti

La presente ricerca è stata condotta in sinergia con VivaServizi S.p.A. all'interno del progetto "Sorgente 4.0 - Gorgovivo-UNIVPM". Si ringraziano la Protezione Civile Regione Marche e l'Agenzia per i Servizi nel Settore Agroalimentare delle Marche (ASSAM), per la condivisione dei dati relativi alle stazioni pluviometriche utili al fine dell'addestramento del modello predittivo.

Riferimenti bibliografici

- [1] Organizzazione delle Nazioni Unite, Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile, <https://unric.org/it/agenda-2030/>, 2015.
- [2] L. B. Taylor SJ, Forecasting at scale, PeerJ Preprints (2017).
- [3] S. Ho, M. Xie, The use of arima models for reliability forecasting and analysis, *Computers & Industrial Engineering* 35 (1998) 213–216. doi:[https://doi.org/10.1016/S0360-8352\(98\)00066-7](https://doi.org/10.1016/S0360-8352(98)00066-7).
- [4] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. J. Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. J. Carey, Í. Polat, Y. Feng, E. W. Moore, J. VanderPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E. A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A. H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt, SciPy 1.0 Contributors, SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python, *Nature Methods* 17 (2020) 261–272. doi:[10.1038/s41592-019-0686-2](https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2).
- [5] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, E. Duchesnay, Scikit-learn: Machine learning in Python, *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011) 2825–2830.
- [6] O. Triebe, H. Hewamalage, P. Pilyugina, N. Laptev, C. Bergmeir, R. Rajagopal, Neuralprophet: Explainable forecasting at scale, 2021. arXiv:2111.15397.