

USO DI DATI SATELLITARI E TECNICHE DI APPRENDIMENTO AUTOMATICO PER IDENTIFICARE  
LE CONDIZIONI DI DEFLUSSO NEI FIUMI NON-PERENNI

*Original*

USO DI DATI SATELLITARI E TECNICHE DI APPRENDIMENTO AUTOMATICO PER IDENTIFICARE LE CONDIZIONI DI DEFLUSSO NEI FIUMI NON-PERENNI / Cavallo, C., Nicolina Papa, M., Negro, G., Gargiulo, M., Ruello, G., Vezza, P.. - ELETTRONICO. - Atti del XXXIX Convegno Nazionale di Idraulica e Costruzioni Idrauliche:(2024), pp. 547-550. (XXXIX Convegno Nazionale di Idraulica e Costruzioni Idrauliche (IDRA2024) Parma 15-18 settembre) [10.5281/zenodo.13584918].

*Availability:*

This version is available at: 11583/2994816 since: 2024-11-27T09:11:39Z

*Publisher:*

Università degli Studi di Parma - Dipartimento di Ingegneria e Architettura

*Published*

DOI:10.5281/zenodo.13584918

*Terms of use:*

This article is made available under terms and conditions as specified in the corresponding bibliographic description in the repository

*Publisher copyright*

(Article begins on next page)

# USO DI DATI SATELLITARI E TECNICHE DI APPRENDIMENTO AUTOMATICO PER IDENTIFICARE LE CONDIZIONI DI DEFLUSSO NEI FIUMI NON-PERENNI

*Carmela Cavallo*<sup>1</sup>, *Maria Nicolina Papa*<sup>1</sup>, *Giovanni Negro*<sup>2</sup>, *Massimiliano Gargiulo*<sup>3,4</sup>, *Giuseppe Ruello*<sup>4</sup> & *Paolo Vezza*<sup>2</sup>

(1) Dipartimento di Ingegneria Civile, Università di Salerno, 84084 Fisciano (SA), Italia; (2) Dipartimento di Ingegneria dell'Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture, Politecnico di Torino, 10129 Torino, Italia; (3) Dipartimento di Informatica e Ingegneria Elettrica, Università degli Studi di Napoli "Federico II", 80125 Napoli, Italia; (4) CIRA, Centro Italiano Ricerche Aerospaziali, 81043 Capua, Caserta, Italia.

## ASPETTI CHIAVE

- -Rilevamento delle superfici d'acqua mediante dati satellitari multispettrali disponibili gratuitamente.
- -Monitoraggio continuo delle condizioni di deflusso ("Flowing", "Ponding", "Dry") nei fiumi non-perenni tramite dati satellitari multispettrali.
- -Previsione a scala giornaliera delle condizioni di deflusso ("Flowing", "Ponding", "Dry") nei fiumi non-perenni mediante tecniche di apprendimento automatico (Random Forest).

## 1 INTRODUZIONE

I fiumi non-perenni (non-perennial rivers, NPRs) sono caratterizzati da deflussi superficiali discontinui nello spazio e/o nel tempo. Questi fiumi tipicamente possono essere caratterizzati da tre diverse condizioni di deflusso: (i) la condizione "Flowing", caratterizzata da un deflusso superficiale continuo, (ii) la condizione "Ponding", in cui la superficie bagnata è limitata a pozze d'acqua stagnanti non connesse tra loro, e (iii) la condizione "Dry", in cui il letto del fiume è caratterizzato da assenza di acqua superficiale. I NPRs, grazie alla coesistenza e la successione di ecosistemi terrestri e acquatici, ospitano una specifica e ricca biodiversità e svolgono un ruolo importante nei cicli biogeochimici (Datry et al., 2014). Gli stessi costituiscono una frazione rilevante del reticolo fluviale a scala globale, ed è previsto che una porzione significativa dei fiumi perenni potrà trasformarsi in NPRs nei prossimi decenni a causa dei cambiamenti climatici e dell'incremento dei prelievi idrici (vedi fra gli altri, Messenger et al., 2021, Shanafield et al., 2021).

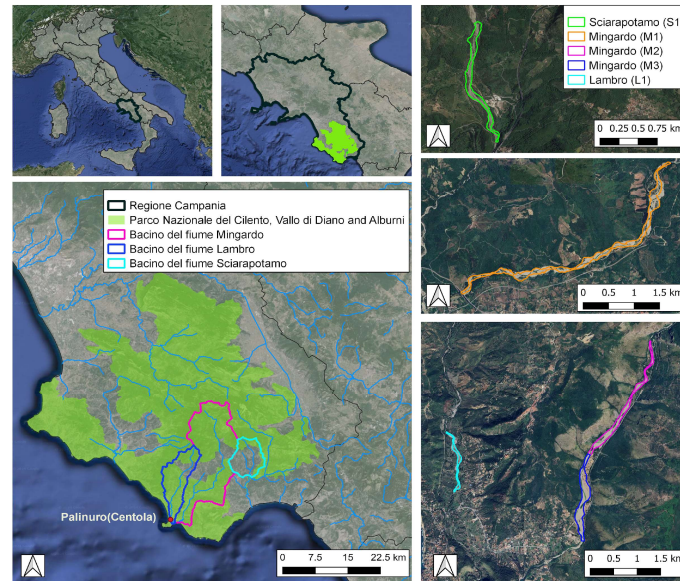
Da tempo, la Comunità Europea ha invitato gli stati membri a sviluppare sistemi di monitoraggio e azioni efficaci per contrastare gli effetti del cambiamento climatico sui sistemi fluviali. Tuttavia, ad oggi, manca ancora un sistema normativo che fornisca un orientamento adeguato sull'identificazione, classificazione, gestione e protezione dei fiumi e dei torrenti non-perenni. Questa carenza è principalmente legata alla mancanza di conoscenza sulla localizzazione ed estensione dei tratti non-perenni nella rete fluviale, così come alla scarsa disponibilità di informazioni sulla frequenza e durata delle singole condizioni di deflusso. Infatti, data l'elevata estensione della rete dei fiumi non-perenni e la loro forte disomogeneità spaziale e temporale, i sistemi di misura tradizionali, come ad esempio le stazioni idrometriche, non sono in grado di fornire informazioni con copertura e risoluzione spaziale adeguate. Inoltre, essendo delle misure sostanzialmente puntuali, non sono capaci di monitorare la presenza/assenza di acqua alla scala del tratto fluviale (Cavallo et al., 2022). In questo contesto, i dati satellitari multispettrali distribuiti gratuitamente dalla missione Sentinel-2 (S2) dell'Agenzia Spaziale Europea costituiscono una potenziale risorsa innovativa per il monitoraggio efficace dei fiumi non-perenni.

In questo studio, abbiamo utilizzato le immagini multispettrali a risoluzione spaziale moderata della missione satellitare Sentinel-2 e tecniche di apprendimento automatico per fornire previsioni alla scala giornaliera delle tre condizioni di deflusso nei NPRs.

## 2 MATERIALI E METODI

Lo studio è stato effettuato su cinque tratti fluviali del Parco Nazionale del Cilento, Vallo di Diano e Alburni, sito in provincia di Salerno, nella regione Campania. Nel dettaglio, sono stati esaminati cinque tratti fluviali: tre tratti (M1, M2, M3) lungo il fiume Mingardo, uno lungo il torrente Lambro (L1) e uno lungo il torrente Sciarapotamo (S1) (vedi Figura 1). La Tabella 1 mostra le caratteristiche dei tratti.

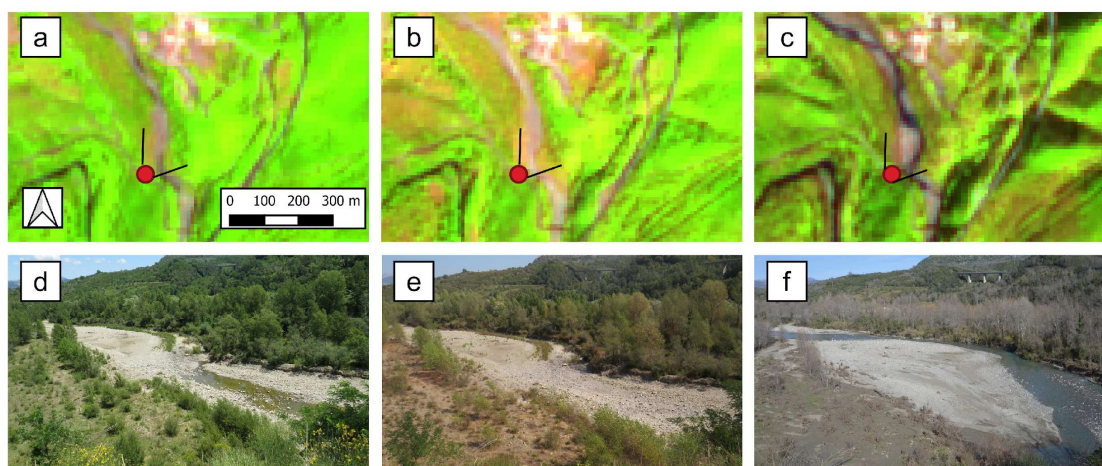
Bacino	Tratto	Area del bacino	Larghezza media del canale attivo
		[km <sup>2</sup> ]	[m]
Sciarapotamo	S1	54	107
Mingardo	M1	180	77
Mingardo	M2	221	62
Mingardo	M3	225	117
Lambro	L1	74	38

**Tabella 1.** Caratteristiche dei tratti monitorati.

**Figura 1.** Area di studio.

In questa ricerca, abbiamo utilizzato immagini multispettrali con una risoluzione spaziale di 10 metri fornite dalla missione satellitare S2, insieme a immagini ad altissima risoluzione (VHR) fornite da Google Earth Pro o acquisite tramite un velivolo a pilotaggio remoto (UAV), oltre a foto geolocalizzate. Per distinguere le varie macro-unità idromorfologiche, come canale bagnato, barre di sedimento esposto e barre vegetate, abbiamo analizzato le firme spettrali delle classi di copertura del suolo tipiche dei corridoi fluviali, ovvero acqua, vegetazione e sedimenti. Utilizzando le immagini VHR, abbiamo estratto diversi poligoni con copertura del suolo nota e abbiamo estrapolato le firme spettrali di acqua, sedimenti e vegetazione (Cavallo et al., 2022). Analizzando le caratteristiche spettrali delle diverse classi, abbiamo osservato che nelle lunghezze d'onda dello SWIR-1, del NIR e del RED le classi di copertura risultano ben distinguibili. Sfruttando tali bande, abbiamo pertanto generato un'immagine in falsi colori in cui i pixel coperti dall'acqua sono chiaramente distinguibili dalle altre classi. Attraverso un'analisi supervisionata della serie di immagini S2 disponibili dal 2015 al 2020 e composite in falsi colori, abbiamo identificato le tre distinte condizioni di deflusso: "Flowing" (F), "Ponding" (P) e "Dry" (D) per tutti i tratti in analisi. Queste informazioni sono state utilizzate per addestrare un modello Random Forest (RF) in grado di predire a scala giornaliera il verificarsi di una specifica condizione di deflusso (F, P o D). Tale algoritmo di classificazione RF è stato addestrato utilizzando le condizioni di deflusso definite dalla disamina dalle immagini satellitari in falsi colori come variabili dipendenti, mentre i dati pluviometrici e di temperatura, interpolati spazialmente alla scala del bacino idrografico, sono stati utilizzati come variabili indipendenti. Per le variabili di precipitazione e temperatura sono state considerate sei diverse scale temporali di aggregazione, ossia 3-5-7-10-30-90 giorni. Poiché il regime idrologico dei fiumi non-perenni può essere scomposto in una condizione di "Flowing" (F) e due condizioni di "Non-Flowing" (P e D), sono stati implementati due modelli RF annidati a classificazione binaria in grado di distinguere tra condizioni di Flowing/Non-Flowing (F/NF) e condizioni di Ponding/Dry (P/D). I modelli RF sono stati sviluppati sia a scala di tratto sia a scala regionale (GM) e sono state valutate le prestazioni in termini di accuratezza, sensibilità, specificità e "true skills" (TSS) (Veza et al., 2015).

### 3 RISULTATI

Per ogni immagine S2 acquisita nell'intervallo 2015-2020, è stata determinata una delle tre possibili condizioni di deflusso: F, P o D. Al fine di validare l'affidabilità delle immagini satellitari nell'individuare la presenza di acqua, le immagini a falsi colori estratte da S2 sono state confrontate con dati rilevati sul campo. In Figura 2 è mostrato un esempio di confronto tra le immagini a falsi colori relative a tre diverse acquisizioni (26 giugno 2020, 19 settembre 2020 e 25 febbraio 2021) di S2 e le foto geolocalizzate. L'immagini a falsi colori (FCI) del 26 giugno in Figura 2a evidenzia la presenza di una pozza d'acqua isolata, confermata dall'immagine geolocalizzata in Figura 2d. Nel settembre 2020, alla fine del periodo estivo, il letto è completamente asciutto (Figura 2b). Nel FCI di febbraio 2021 (Figura 2c), si nota una linea di deflusso continua confermata dai rilievi in campo (Figura 2f).



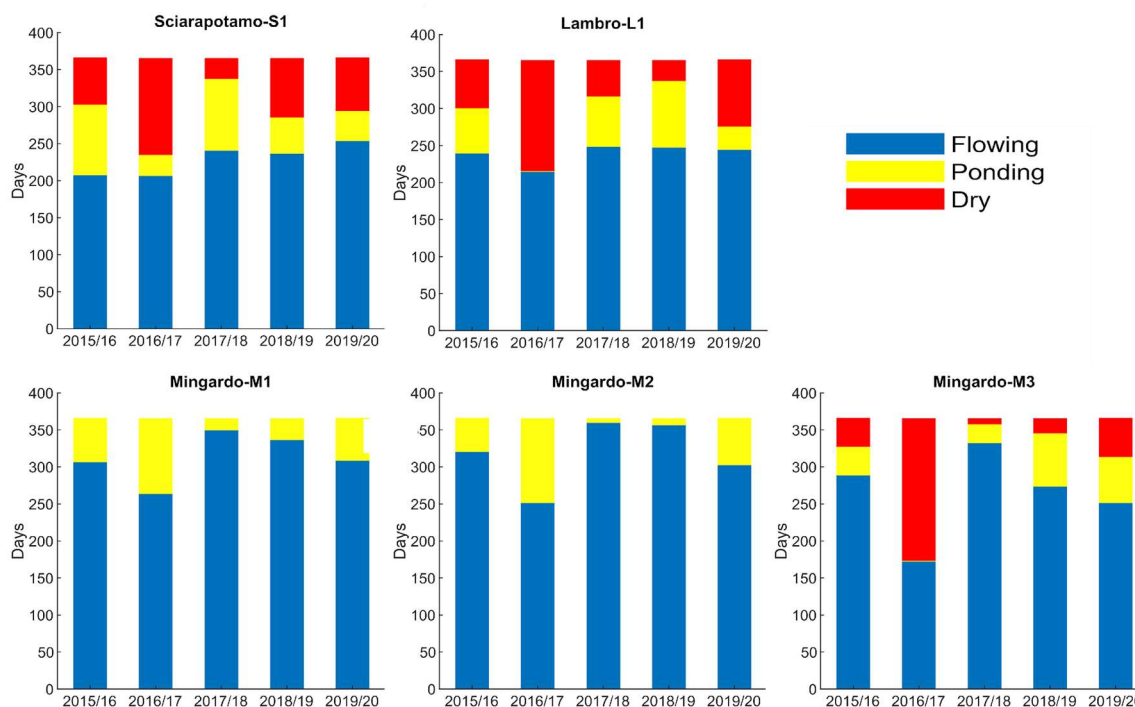
**Figura 2.** a) FCI del 26 giugno 2020, b) FCI del 19 settembre 2020, c) FCI del 6 febbraio 2021, (punto rosso) luogo di ripresa delle immagini, d) immagine acquisita il 26 giugno 2020, e) immagine acquisita il 19 settembre 2020 e f) immagine acquisita il 6 febbraio 2021.

Il processo di cross-validazione dei modelli RF ha evidenziato capacità predittive molto elevate, leggermente diverse a seconda dello specifico modello di classificazione binaria (F/NF o P/D). Complessivamente, i modelli F/NF hanno ottenuto risultati migliori rispetto a quelli P/D, con un'accuratezza compresa tra 0,94 e 0,98 e un TSS compreso tra 0,88 e 0,95. Inoltre, i modelli globali (GM) sono risultati leggermente meno accurati nel prevedere la condizione di deflusso corretta rispetto ai modelli calibrati localmente. Inoltre, è stato osservato che le precipitazioni cumulate a 90 giorni (R90) sono risultate rilevanti nel 90% di tutti i modelli e sono risultate la variabile predittiva più importante nel 70% di casi.

Binary model	Model name	Predictive variables	Accuratezza	Sensibilità	Specificità	TSS
F/NF	GM	R90, T90_MAX, R10	0.94	0.90	0.98	0.88
	S1	T90_MEAN, R30, R10	0.95	0.96	0.94	0.90
	M1	R90, R10, T90_MAX	0.95	0.91	1.00	0.91
	M2	R90, T90_MAX, R10	0.95	0.89	1.00	0.89
	M3	R90, T90_MAX, R10	0.98	0.96	0.99	0.95
	L1	T90_MAX, R90, R10	0.96	0.94	0.99	0.93
P/D	GM	R90, R30, T30_MAX	0.84	0.87	0.81	0.67
	S1	T90_MEAN, R90, R30	0.92	0.92	0.92	0.84
	M3	R90, T30_MAX, R30	0.82	0.86	0.77	0.64
	L1	R90, R30, T90_MAX	0.88	0.90	0.87	0.77

**Tabella 2.** Variabili predittive e prestazioni ottenute per i modelli RF.

I risultati estratti dal modello RF hanno permesso di stimare la durata dei periodi F, P e D nei casi studio. In particolare, è emerso che l'anno più secco è stato il 2017, con un periodo di assenza di deflusso compreso tra 100 e 191 giorni a seconda del tratto monitorato. La condizione di letto asciutto si è manifestata in tutti gli anni di osservazione nei tratti S1, L1 e M3 dei fiumi Sciarapotamo, Lambro e Mingardo. Al contrario, nei tratti M1 e M2 del fiume Mingardo, il completo prosciugamento si è verificato solo in alcuni anni, mentre negli altri si è osservata una condizione di letto con presenza di pozze d'acqua isolate.



**Figura 3.** Presenze giornaliere della fase “Flowing” (blu), “Ponding” (giallo) e “Dry” (rosso) previste dal modello RF per ogni tratto monitorato durante il periodo di studio dal 2015 al 2020.

#### 4 CONCLUSIONI

L'alta variabilità spaziale e temporale delle condizioni di deflusso che caratterizza i fiumi non-perenni non può essere adeguatamente descritta dalle stazioni di misura tradizionali. Al contrario, i dati satellitari multispettrali della missione Sentinel-2 consentono di monitorare la variabilità spazio-temporale della presenza di deflusso nei corsi d'acqua con una larghezza media del canale attivo superiore a 40 m e senza copertura vegetale, permettendo così di classificare un gran numero di tratti appartenenti al reticolo dei NPRs. La metodologia sviluppata in questo lavoro offre un notevole potenziale per migliorare la gestione dei fiumi non-perenni, consentendo di comprendere e, conseguentemente, proteggere meglio questi ecosistemi fluviali, come richiesto dalla Direttiva quadro sulle acque 2000/60/CE.

#### RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- Cavallo, C., Papa, M. N., Negro, G., Gargiulo, M., Ruello, G., & Vezza, P. (2022). Exploiting Sentinel-2 dataset to assess flow intermittency in non-perennial rivers. *Scientific Reports*, 12(1), 21756.
- Datry, T., Larned, S. T., and Tockner, K. (2014). Intermittent Rivers: A Challenge for Freshwater Ecology, *BioScience*, 64, 229–235.
- Messenger, M. L., Lehner, B., Cockburn, C., Lamouroux, N., Pella, H., Snelder, T., ... & Datry, T. Global prevalence of non-perennial rivers and streams. *Nature*. 594(7863), 391-397 (2021).
- Shanafield, M., Bourke, S. A., Zimmer, M. A., & Costigan, K. H. (2021). An overview of the hydrology of non-perennial rivers and streams. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 8(2), e1504.
- Vezza P., Martinez-Capel F., Muñoz-Mas R., Mouton A. Random forests to evaluate biotic interactions in fish distribution models. *Environmental Modelling & Software*. 67:173-183 (2015).