

L'intelligenza artificiale per i servizi climatici

I modelli globali utilizzati per produrre scenari di cambiamento climatico in corrispondenza dei rispettivi scenari di emissione di gas serra operano su scale spaziali troppo grandi, e non consentono una descrizione accurata dei fenomeni intensi su scala locale, necessaria per la valutazione degli impatti. Con l'avvento dell'IA, si è aperta la possibilità di utilizzare modelli di downscaling innovativi, che combinano l'utilizzo di dati storici con tecniche generative in grado di imitare il funzionamento dei modelli regionali per creare scenari climatici ad altissima risoluzione.

DOI 10.12910/EAI2025-012

di Sandro Calmanti, Dipartimento Sostenibilità, circolarità e adattamento al cambiamento climatico dei Sistemi Produttivi e Territoriali, Laboratorio Modelli e Servizi Climatici - ENEA, Elena Tomasi, Gabriele Franch, Fondazione Bruno Kessler (FBK)

L'analisi della resilienza delle infrastrutture critiche distribuite - come ferrovie, strade, e reti di trasmissione dell'energia - di fronte ai cambiamenti climatici rappresenta una sfida fondamentale per la pianificazione e la gestione del territorio ^[1]. La descrizione di fenomeni meteorologici estremi, come venti o precipitazioni intense, richiede dati ad alta risoluzione in grado di rappresentare la componente locale della variabilità climatica. Tuttavia, i modelli climatici globali utilizzati per produrre scenari di cambiamento climatico in corrispondenza dei rispettivi scenari di emissione di gas serra opera su scale spaziali troppo grandi, e non consentono una descrizione accurata dei fenomeni intensi su scala locale.

Il modelli di downscaling basati sull'IA

Per colmare questa lacuna, sono stati sviluppati approcci di downscaling dei dati climatici distinguibili in due categorie principali: dinamico e statistico. Il primo approccio utilizza modelli climatici regionali (RCM) per

simulare i processi atmosferici a partire dalle stesse equazioni costitutive del sistema climatico utilizzate per i modelli globali ma con un maggiore dettaglio spaziale e su aree limitate. Questo approccio ha un costo computazionale molto elevato.

Il secondo approccio si basa su **relazioni statistiche**, principalmente di **tipo lineare**, tra processi su scala globale e corrispondenti impatti locali. L'approccio è più economico sul piano delle risorse computazionali richieste ma meno efficace nell'identificare fenomeni estremi nel contesto di un sistema non stazionario e che quindi, per definizione, non garantisce la stabilità di una relazione statistica fra le sue parti.

Con l'avvento dell'intelligenza artificiale (IA), si è aperta una terza via: i **modelli di downscaling basati sull'IA**, che combinano gli aspetti più interessanti dei due approcci e integrano l'utilizzo di dati storici con tecniche generative in grado di imitare il funzionamento dei modelli regionali per creare scenari climatici ad altissima risoluzione.

Uno di questi strumenti è in via di svi-

luppo nell'ambito del progetto RETE (Resilience of the Electric Transmission grid to Extreme events), finanziato dal PNRR attraverso il Centro Nazionale di Ricerca in High Performance Computing, Big Data e Quantum Computing, e a cui il Laboratorio Modelli e Servizi Climatici di ENEA partecipa in qualità di responsabile scientifico. In collaborazione con la Fondazione Bruno Kessler, che possiede già un'esperienza consolidata nell'utilizzo di strumenti IA per applicazioni nel settore dei servizi climatici ^[2], è attualmente in fase di addestramento un innovativo modello di downscaling basato sulla tecnica dei Latent Diffusion Models.

Come funziona l'intelligenza artificiale a supporto dei servizi climatici

I Latent Diffusion Models (LDM) sono architetture di reti neurali sviluppate nell'ambito della computer vision per la generazione di immagini realistiche ad alta risoluzione ^[3]. L'intuizione alla base di questi modelli risiede nella possibilità di simulare un processo di diffusione e successivamente inver-

tirlo per ricostruire lo stato iniziale del processo. Aggiungendo progressivamente rumore ad un'immagine è possibile corromperla completamente fino a raggiungere rumore puro. Addestrando un modello a quantificare il rumore aggiunto ad ogni passaggio, è possibile invertire il processo e produrre un'immagine reale a partire da rumore puro, attraverso un condizionamento che guidi il processo.

Nell'ambito del progetto RETE questa tecnica viene utilizzata per sviluppare un LDM allenato alla generazione di campi di precipitazione e temperatura ad alta risoluzione, condizionando il processo di diffusione con predittori atmosferici a grande scala e con le caratteristiche orografiche e di uso del suolo ad alta risoluzione. In particolare, viene utilizzato un modello in grado di ricostruire l'errore residuo tra il target originario e il risultato di algoritmo di codifica-decodifica convoluzionale standard [4]. **L'idea di base è sfruttare la grande capacità di una rete relativamente semplice di codifica-decodifica nel catturare correttamente la principale variabilità su larga scala dei dati atmosferici ad alta risoluzione e di utilizzare la potenza di un modello di diffusione generativa per concentrarsi solo sulla ricostruzione della variabilità a scala locale.**

Nella fase di addestramento, il modello utilizza tre principali categorie di dati. Innanzi tutto, come variabili dinamiche di grande scala per il periodo storico di riferimento vengono utilizzati i dati dalla reanalisi ERA5, messi a disposizione dal Copernicus Climate Change Service e degradati ad una risoluzione che imita quella dei modelli climatici globali. Vengono inoltre utilizzati dati statici ad alta risoluzione, come orografia e copertura del suolo, che forniscono al sistema l'informazione necessaria per conoscere le caratteristiche locali del

territorio. Infine, come dati obiettivo (target) ad alta risoluzione vengono considerati dati generati da modelli climatici regionali come quello in uso presso il Laboratorio Modelli e Servizi Climatici di ENEA [5].

Tre moduli principali

Questi dati alimentano un sistema costituito da tre moduli principali.

- **Variational auto-encoder (VAE).** Questo modulo ha il compito di progettare i dati ad alta risoluzione in uno spazio latente (codifica) e della loro riconversione nello spazio dei pixel di riferimento originari (decodifica). L'auto-encoder riduce la dimensionalità dei dati mantenendo invariata la qualità dell'informazione necessaria per addestrare gli altri componenti del modello.
- **Conditioner.** Questo modulo serve mettere in relazione i predittori a bassa risoluzione con i dati statici ad alta risoluzione, elaborandoli in modo che possano essere utilizzati nei diversi livelli di processamento.
- **Denoisier.** Questo modulo ha una struttura simile a un algoritmo di codifica-decodifica, e ha il compito di migliorare la ricostruzione dei dettagli su scala locale e garantire la sintesi ad alta risoluzione dei dati meteorologici.

Le variabili dinamiche di grande scala utilizzate come input sono un piccolo sottoinsieme di quelle utilizzate dai modelli di climatici regionali tradizionali e includono il geopotenziale a 500 e 700 hPa, la temperatura e l'umidità specifica a 600 e 850 hPa, la pressione media al livello del mare, la temperatura a 2 metri e la radiazione solare incidente verso il basso alla superficie. **Con questa configurazione, il sistema emula il funzionamento di un modello climatico regionale tradizionale, rendendo più efficiente la produzione di scenari climatici. Sebbene alla fine del processo non sia più disponibile una descrizione**

fisica completa del sistema climatico, e quindi l'uso dei dati per una migliore comprensione dei processi sia limitato, i dati prodotti sono tutti quelli necessari per le applicazioni operative.

Ad esempio, lo strumento sviluppato nell'ambito del progetto RETE sarà in grado di generare variabili meteorologiche ad alta risoluzione (circa 4 km) con una frequenza temporale di sei ore a partire da predittori a bassa risoluzione (~100 km) forniti da modelli climatici globali.

Le applicazioni

Il principale valore aggiunto dei modelli basati sull'impiego di tecniche IA per la produzione di scenari climatici è l'uso efficiente delle risorse di calcolo. Per un modello climatico a scala regionale il tempo di calcolo tipicamente richiesto per produrre scenari di precipitazione sul territorio nazionale italiano con una risoluzione di 4 km è di circa 60 ore per ogni anno di simulazione impegnando 480 cores sulle risorse di calcolo attualmente disponibili per il Laboratorio Modelli e Servizi Climatici di ENEA presso il laboratorio di supercalcolo di Portici. Al confronto, utilizzando un'infrastruttura dotata di una singola GPU, un modello basato sull'utilizzo di tecniche IA come quello appena descritto richiede circa 30 ore per la produzione di un anno di dati sullo stesso dominio nazionale.

Un esempio applicativo del modello LDM è riportato nella Figura 1, dove vengono confrontati i dati a bassa risoluzione di ERA5 con quelli ad alta risoluzione prodotti dal modello climatico regionale impiegato come target durante l'addestramento (in questo caso COSMO-CLM) e infine quelli generati dal modello LDM per l'Italia e per la Sardegna.

I risultati, riferiti in questo caso alle variabili temperatura e vento, mo-

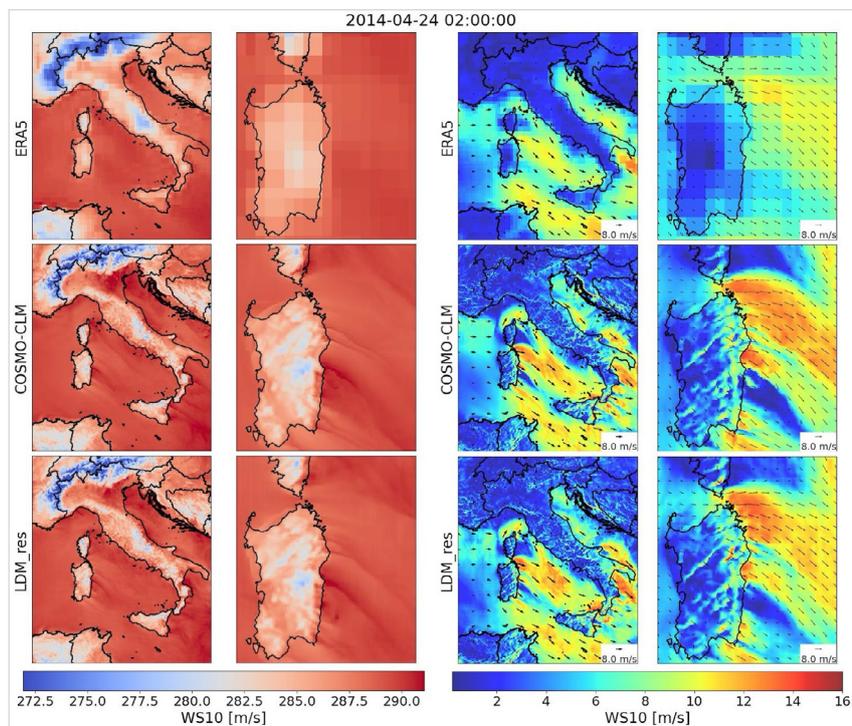


Figura 1. Esempio di variabili sottoposte a downscaling con il modello LDM, confrontate con i dati in ingresso a bassa risoluzione di ERA5 e con il target di riferimento ad alta risoluzione di COSMO-CLM, per un istante selezionato casualmente. Le prime due colonne a sinistra si riferiscono alla temperatura a 2 metri, mentre ultime le colonne a destra si riferiscono alla velocità del vento a 10 metri. La seconda e la quarta colonna mostrano un dettaglio dell'isola di Sardegna.

strano una notevole capacità delle tecniche IA nel catturare i dettagli locali della variabilità climatica, evidenziando la potenzialità del modello per applicazioni operative. Nell'e-

sempio riportato in Figura 1 il modello regionale climatico segnala la presenza di una vasta area ad est della Sardegna dove la velocità del vento a 10m è significativamente superiore ai

10 m/s. Mentre la reanalisi ERA5 non è in grado di descrivere accuratamente l'intensità di questo fenomeno a scala locale, l'applicazione di tecniche AI consente di ricostruire, a partire dalle informazioni di larga scala fornite da ERA5, le caratteristiche locali del campo di vento.

Nell'ambito del **progetto RETE**, tuttora in corso, queste tecniche verranno utilizzate per generare scenari di precipitazione e temperatura su tutto il territorio nazionale ad una frequenza temporale di 6 ore. In particolare, l'uso di tecniche basate sull'IA permetterà di generare un insieme statistico di previsioni climatiche grazie al quale sarà possibile valutare il grado di incertezza, e quindi la corrispondente affidabilità delle proiezioni. Mentre per il progetto RETE i dati saranno utilizzati per valutare il rischio frane e l'impatto degli eventi climatici estremi sulle infrastrutture, offrendo un contributo cruciale alla pianificazione e alla mitigazione dei rischi, gli stessi dati saranno messi a disposizione della collettività, fornendo un'importante risorsa per la valutazione dei rischi legati ai fenomeni estremi in un contesto di cambiamenti climatici in accelerazione.

per info: sandro.calmanti@enea.it

Riferimenti bibliografici

1. Setola, R., Rosato, V., Kyriakides, E., & Rome, E. (2016). Managing the complexity of critical infrastructures: A modelling and simulation approach (p. 299). Springer Nature.
2. Tomasi, E., Franch, G., & Cristoforetti, M. (2024). Can AI be enabled to dynamical downscaling? Training a Latent Diffusion Model to mimic km-scale COSMO-CLM downscaling of ERA5 over Italy. arXiv preprint arXiv:2406.13627.
3. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B.: High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models, CoRR, abs/2112.10752, <https://arxiv.org/abs/2112.10752>, 2021
4. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18 (pp. 234-241). Springer International Publishing.
5. Anav, A., Antonelli, M., Calmanti, S., Carillo, A., Catalano, F., Dell'Aquila, A., ... & Struglia, M. V. (2024). Dynamical downscaling of CMIP6 scenarios with ENEA-REG: an impact-oriented application for the Med-CORDEX region. *Climate Dynamics*, 1-27.