

RIVISTA GEOGRAFICA

ITALIANA
RGI

PUBBLICATA DALLA SOCIETÀ
DI STUDI GEOGRAFICI

CXXXIII – Fasc. 1 – marzo 2026

FrancoAngeli

Rivista geografica italiana

Trimestrale pubblicato dalla Società di Studi Geografici
sotto gli auspici del Consiglio Nazionale delle Ricerche.

Società di Studi Geografici
fondata nel 1896
Via S. Gallo 10 – 50129 Firenze

Consiglio direttivo per il triennio 2025-2027: Egidio Dansero (presidente), Fabio Amato, Valerio Bini, Cristina Capineri, Domenico de Vincenzo, Michela Lazzeroni, Federico Martellozzo, Monica Meini, Andrea Pase, Filippo Randelli.

Segreteria: via S. Gallo 10, 50129 Firenze, tel. 055 2757956, email: info@societastudigeografici.it, www.societastudigeografici.it.

Quota di associazione per il 2026, € 50,00 per le persone fisiche, € 25,00 per i Soci con età inferiore ai 35 anni, € 90,00 per ricevere la versione cartacea della Rivista Geografica Italiana, € 115,00 per gli Istituti, Enti e Associazioni. I versamenti devono essere effettuati, dopo l'accettazione della domanda da parte del Consiglio Direttivo, sul c.c. postale n. 17964503 intestato alla Società stessa oppure con bonifico bancario IBAN IT07 U030 6902 8871 0000 0003 634 Banca Intesa Sanpaolo.

Rivista geografica italiana

Direzione e redazione: Dipartimento di Storia, Archeologia, Geografia, Arte e Spettacolo (SAGAS). Università degli Studi di Firenze, via S. Gallo 10 – 50129 Firenze – Tel. 055 2757956, rivistageograficaitaliana@gmail.com.

Comitato editoriale: Filippo Celata (direttore responsabile), Silvia Aru (condirettrice), Sara Bonati, Barbara Brollo (coordinamento recensioni), Anna Guarducci, Federico Martellozzo, Matteo Puttilli (condirettore), Chiara Rabbiosi (condirettrice).

Commissione etica: Silvia Aru (Univ. di Torino), Sara Bonati (Univ. di Genova), Anna Guarducci (Univ. di Siena), Matteo Puttilli (Univ. di Firenze).

Gli articoli inviati vengono sottoposti alla valutazione anonima di almeno due referee (double blind peer review), scelti sulla base di competenze specifiche.

La rivista è in fascia A per l'Anvur per i settori disciplinari 11/GEOG-01, Geografia (ex 11/B1), area 11, e 14/GSPS-08, Sociologia dei processi economici, del lavoro, dell'ambiente e del territorio (ex 14/D1).

Rivista geografica italiana è indicizzata in: Catalogo italiano dei periodici/Acnp, Cnrs, Ebsco Discovery Service, Elsevier/Scopus, Essper, Google Scholar, JournalSeek, ProQuest Summon, Torrossa – Casalini Full Text Platform.

RIVISTA GEOGRAFICA ITALIANA

Geografia e intelligenza artificiale: spazialità, reti, narrazioni nella società algoritmica / *Geography and artificial intelligence: Spatialities, networks, narratives in the algorithmic society*

Michela Lazzeroni, Antonello Romano

Geografia e intelligenza artificiale: spazialità, reti, narrazioni nella società algoritmica – Geography and artificial intelligence: Spatialities, networks, narratives in the algorithmic society

pag. 5

Alberto Vanolo

Geografie culturali delle intelligenze artificiali: sulla loro collocazione nel tempo e nello spazio – Cultural geographies of artificial intelligences: On their location in time and space

» 12

Federico Cugurullo, Otello Palmini

Vettori di intelligenza artificiale urbana verso nuovi orizzonti ontologici – Vectors of urban artificial intelligence towards new ontological horizons

» 32

Paola Zamperlin

L'intelligenza artificiale come modello della realtà. Riflessioni intorno ai gemelli digitali – Artificial intelligence as a model of reality. Reflections on digital twins

» 52

Michela Lazzeroni, Antonello Romano

L'urbanesimo dell'intelligenza artificiale e la 'trappola di Turing' tra processi di automazione e asimmetrie socio-spaziali – The urbanism of artificial intelligence and the Turing trap: Between automation processes and socio-spatial asymmetries

» 69

Daniela La Foresta <i>Strategie e narrazioni pubbliche per l'intelligenza artificiale: analisi critica e comparata di casi europei – Public strategies and narratives for artificial intelligence: A critical and comparative analysis of European cases</i>	pag. 88
Domenico de Vincenzo <i>Intelligenza artificiale e domanda di energia: una prospettiva geografica – Artificial intelligence and energy demand: A geographical perspective</i>	» 111
Monica Morazzoni, Matteo Di Napoli <i>L'intelligenza artificiale per lo studio dell'impatto del turismo sull'ambiente alpino. Il caso studio di Bormio – Artificial intelligence for studying the impact of tourism on the alpine environment. The case study of Bormio</i>	» 130

Opinioni e dibattiti

Angelo Turco <i>Leggendo Franco Farinelli e il paesaggio che ci riguarda</i>	» 149
Daniela Morpurgo <i>Esercizi per immaginare una città plurale</i>	» 157

Un forum su *Gli uomini pesce* di Wu Ming 1 (2024)

<i>Premessa</i>	» 167
Francesco Visentin <i>Un romanzo geografico? L'irruzione dello spazio nel tempo</i>	» 168
Elisa Magnani <i>Il futuro turistico dell'Adriatico settentrionale. Spunti da <i>Gli uomini pesce</i> di Wu Ming 1</i>	» 174
Stefano Piastra <i>Un romanzo e il Delta padano. Sullo sfondo: le politiche territoriali tra passato, presente e futuro</i>	» 179
Margherita Cisani <i>Uomini pesce, rane toro e l'accademia</i>	» 185
Luca Bonardi <i>Di paludi, bonifiche e uomini pesce</i>	» 191

Domenico de Vincenzo*

*Intelligenza artificiale e domanda di energia:
una prospettiva geografica*

«There is no such thing as a free lunch».
Barry Commoner, *Closing the Circle* (1971)

L'intelligenza artificiale è strettamente legata alla questione energetica. Le sue infrastrutture fondamentali, i *data center*, richiedono grandi quantità di energia. Questa forte dipendenza da fonti energetiche concentrate nello spazio rende l'IA una tecnologia territorialmente selettiva e, al tempo stesso, ambivalente: può contribuire all'efficienza energetica e alla transizione ecologica, ma può anche generare nuovi squilibri socio-ambientali. La crescente domanda globale di energia da parte dei *data center*, che secondo l'International Energy Agency potrebbe più che raddoppiare entro il 2030, incide in modo significativo sull'organizzazione spaziale delle infrastrutture digitali. I criteri localizzativi dei *data center* variano in base alla funzione svolta nell'ambito dell'intelligenza artificiale, distinguendo due fasi: *training* e inferenza. La fase di *training* richiede grandi quantità di energia ma non impone vincoli stringenti sulla latenza della rete. Per questo motivo, i *data center* dedicati a questa fase tendono a essere collocati in aree periferiche. Nella fase di inferenza, che comporta l'interazione in tempo reale tra l'intelligenza artificiale e gli utenti, la priorità diventa la velocità e l'affidabilità della rete, fattori che spingono la localizzazione dei *data center* in prossimità dei grandi centri urbani. Queste scelte generano ingiustizie ambientali e energetiche, in cui alcuni territori si specializzano nell'attrazione di grandi infrastrutture digitali (spesso ad alto impatto ambientale), subendone gli effetti negativi. La presenza di *data center hyperscale* può infatti innescare conflitti legati all'uso delle risorse energetiche e ambientali, mettendo in luce il ruolo sempre più centrale del territorio nelle dinamiche dell'economia digitale.

Parole chiave: intelligenza artificiale, consumo di energia, scelte localizzative, ingiustizie ambientali e energetiche.

Artificial intelligence and energy demand: A geographical perspective. – Artificial intelligence is closely linked to energy. Its fundamental infrastructures, data centers,

* Università degli Studi di Cassino e del Lazio Meridionale, Dipartimento di Economia e Giurisprudenza, Via Sant'Angelo (località Folcara), 03043 Cassino (FR), domenico.devincenzo@unicas.it.

Saggio proposto alla redazione il 9 giugno 2025, accettato il 5 dicembre 2025.

require large amounts of energy. This strong dependence on geographically concentrated energy sources makes AI a territorially selective and, at the same time, ambivalent technology: it can contribute to energy efficiency and ecological transition, but it can also generate new socio-environmental imbalances. The growing global energy demand from data centers, which, according to the International Energy Agency, could more than double by 2030, significantly impacts the spatial organization of digital infrastructures. The location criteria of data centers vary depending on the function they serve within artificial intelligence systems, distinguishing two main phases: training and inference. The training phase requires high energy consumption but does not impose strict constraints on network latency. As a result, data centers dedicated to this phase tend to be located in peripheral areas. In the inference phase, which involves real-time interaction between artificial intelligence systems and users, priority is given to network speed and reliability, factors that drive the placement of data centers closer to major urban centers. These choices perpetuate environmental and energy injustices, where some territories specialize in attracting large digital infrastructures, often with high environmental impacts, while bearing the negative consequences. The presence of hyperscale data centers can indeed trigger conflicts over the use of energy and environmental resources, highlighting the increasingly central role of territory in the dynamics of the digital economy.

Keywords: artificial intelligence, energy consumption, location choices, environmental and energy injustices.

1. PREMESSA. – La transizione energetica, finalizzata alla riduzione dell'uso di combustibili fossili a favore di fonti *low carbon*, comporterà un inevitabile aumento della domanda di energia elettrica (IEA, 2024c), a causa dell'ampio impiego di questo vettore energetico in settori oggi ancora dominati dai combustibili fossili (in particolare i trasporti). Questa situazione porterà, già nel biennio 2025-2026, in controtendenza rispetto al periodo precedente, a una crescita della domanda non solo nei Paesi emergenti, ma anche nelle economie avanzate (IEA, 2024b, p. 15; McKinsey, 2024).

L'intelligenza artificiale (IA) e, più in generale, i *data center* richiedono una notevole quantità di energia elettrica, necessaria non solo per alimentare i microprocessori, ma anche per i sistemi di supporto, tra cui il raffreddamento degli stessi. Pertanto, si ipotizza che questa tecnologia contribuisca all'aumento del fabbisogno di energia elettrica, sia nelle economie emergenti sia in quelle avanzate e che, in tal modo, rallenti il processo di decarbonizzazione, aumentando la dipendenza da fonti fossili e aggravando le emissioni climalteranti. Alla luce di queste premesse, questo lavoro intende approfondire quale sia l'effettivo impatto della crescita dell'IA sulla domanda globale di energia elettrica, con particolare riferimento alle fasi di *training* e di inferenza nei modelli di *machine learning*. Questo, nonostante l'IA possa essere considerata un alleato strategico per migliorare l'efficienza energetica e ottimizzare l'intero sistema di produzione, distribuzione e consumo dell'energia.

In effetti, il suo ruolo in ambito energetico presenta sfumature diverse: da un lato, viene rappresentata nei suoi potenziali effetti negativi, come un sistema sociotecnico insostenibile (Sætra, 2021); dall'altro, è indicata come una delle soluzioni più promettenti per l'aumento dell'efficienza energetica, nel contesto della transizione verso un sistema a basse emissioni. La letteratura riflette pienamente queste due letture opposte dell'IA (Dhiman *et al.*, 2024). Accanto a questa prima questione, se ne delinea un'altra: seppure l'IA, attualmente, contribuisca in maniera marginale al rallentamento della transizione energetica, a scala locale, contribuisce a produrre pesanti conseguenze socio-economiche e ambientali. Infatti, partendo dall'osservazione dei diversi casi studiati, si nota che la dipendenza energetica dell'IA è fortemente di prossimità e richiama un modello di localizzazione industriale orientato (in senso weberiano) verso le fonti energetiche. In questo senso, la transizione energetica si configura come un processo territoriale, determinato dalle scelte localizzative delle società tecnologiche, che produce disuguaglianze nell'accesso alle risorse, pressioni ambientali e ingiustizia energetica, riproponendo così il ruolo dei paesaggi energetici nella riproduzione delle relazioni di potere economico e politico (Bridge, Gailing, 2020, p. 1041). A conferma che la rivoluzione digitale non sia rappresentabile come una rete senza 'luogo' (Zook, 2005), l'interdipendenza tra infrastrutture digitali e territorio restituisce una rete fortemente polarizzata e funzionale al trasferimento di grandi quantità di dati informatici (Zook e McCannless, 2022) e, come si mette in luce in questo lavoro, all'accesso a grandi quantità di energia.

Pertanto, dopo aver delineato l'innegabile contributo dell'IA al miglioramento dell'efficienza nei processi di produzione energetica (par. 1), verranno affrontati gli aspetti più critici, a partire dalla quantificazione della domanda energetica nelle due principali fasi di 'produzione' (*training* e inferenza). Saranno evidenziati, da un lato, gli sforzi per migliorare le prestazioni energetiche dei microprocessori, pur con i limiti fisici che ostacolano ulteriori miglioramenti e il rischio di effetto *rebound*; dall'altro, gli interventi per aumentare l'efficienza dei sistemi di supporto, il cui consumo rappresenta, su scala globale, circa il 30% del totale (par. 2). Nel par. 3, si analizzeranno i vincoli localizzativi dei *data center* (disponibilità di energia a basso costo, latenza, ridondanza della rete dati)¹, che hanno favorito la concentrazione spaziale degli investimenti delle società tecnologiche nella produzione di energia. Inoltre, sebbene l'IA abbia stimolato la crescita delle fonti rinnovabili, essa fa ancora ampio ricorso a fonti non rinnovabili e/o ad alta intensità di CO₂ (come

¹ La latenza della rete è il tempo che trascorre tra l'invio dei dati e la loro ricezione; la ridondanza (di collegamento) è un sistema che garantisce la continuità della trasmissione di dati anche in presenza di interruzioni, generalmente realizzato attraverso l'utilizzo di più collegamenti di rete tra due punti (utilizzando il linguaggio dei grafi, di fatto, si realizzano circuiti all'interno di una rete a albero o polarizzata).

il termoelettrico a carbone). Gli investimenti, infatti, stanno cambiando direzione, orientandosi verso il rilancio del nucleare (sia dei piccoli reattori modulari che degli impianti dismessi) e verso un uso più esteso dell'energia prodotta da turbine a gas. Su scala locale, tali scelte possono generare conflitti sia ambientali che energetici.

2. IA E L'EFFICIENZA ENERGETICA. – L'IA sta assumendo un ruolo sempre più centrale nel campo della produzione di energia, contribuendo in modo sostanziale a migliorare l'efficienza dei sistemi, a facilitare l'integrazione delle fonti rinnovabili e a sostenere la transizione verso modelli energetici più sostenibili (IEA, 2025, pp. 112 e ss.). Il rapporto tra IA, transizione e efficienza energetica coinvolge almeno tre piani differenti: 1) gestione e efficientamento dei processi di produzione dell'energia, con particolare riferimento all'energia solare e eolica; 2) gestione delle reti di distribuzione; 3) supporto alle procedure complesse e decisionali. Le sue applicazioni si estendono a vari ambiti, con particolare rilevanza nei sistemi ibridi solare-eolico (Wang *et al.*, 2024). La natura intermittente di queste fonti pone infatti sfide significative in termini di affidabilità e continuità dell'approvvigionamento. In questo contesto, l'IA consente di ottimizzare la progettazione del sistema, aiutando a definire in modo efficiente la configurazione e le dimensioni dei suoi componenti principali (pannelli solari, turbine, batterie, ecc.). Oltre alla fase progettuale, l'IA svolge un ruolo chiave nella gestione dinamica del sistema, regolando in tempo reale il flusso di energia tra le diverse fonti e i dispositivi di accumulo, garantendo un utilizzo ottimale delle risorse disponibili. La capacità predittiva dell'IA consente inoltre di anticipare le condizioni meteorologiche e lo stato dei componenti, favorendo una gestione più stabile ed efficiente anche in presenza di forti variazioni climatiche (Mauludin *et al.*, 2025). Oltre agli effetti diretti, l'IA agisce anche attraverso canali indiretti. In primo luogo, stimola l'innovazione verde e incentiva gli investimenti in ricerca e sviluppo, contribuendo così a innalzare il livello tecnologico complessivo del sistema energetico. Questi meccanismi generano un circolo virtuoso tra digitalizzazione, innovazione e sostenibilità (Wang *et al.*, 2024; Olatunde *et al.*, 2024).

L'IA rappresenterebbe anche un acceleratore strategico del processo di transizione energetica verso modelli a basso impatto ambientale. La sua applicazione non si limita alla sola ottimizzazione tecnica dei sistemi: l'IA può supportare la pianificazione della produzione, prevedere i fabbisogni futuri, ottimizzare l'utilizzo dei combustibili fossili e contribuire a orientare le scelte di investimento pubblico e privato nel settore energetico. L'adozione dell'IA facilita l'integrazione intelligente tra domanda, offerta e fonti rinnovabili, abilitando un controllo automatizzato attraverso software intelligenti in grado di prendere decisioni in tempo reale. Evidenze empiriche confermano che queste tecnologie hanno un impatto positivo significativo sullo sviluppo energetico di alta qualità (Wang *et al.*, 2024).

Nonostante le sue potenzialità, è importante sottolineare che l'adozione dell'IA comporta anche sfide rilevanti. La formazione e l'uso dei modelli richiedono risorse significative, anche in termini energetici. Inoltre, l'impatto dell'IA varia a seconda del contesto economico e industriale in cui viene applicata. In aree con una forte presenza industriale, ad esempio, l'adozione dell'IA può accelerare la transizione energetica, ma potrebbe anche accrescere l'impronta energetica, soprattutto se l'infrastruttura produttiva è ancora fortemente dipendente da fonti non rinnovabili ("effetto a doppio taglio") (Wang, Li e Li, 2024). Il problema risulta avere fondamento, visto che una crescente letteratura, soprattutto a partire dagli anni Venti, si è dedicata alla cosiddetta *IA green* (Verdecchia *et al.*, 2023), contrapposta a una IA non pienamente compatibile con la sostenibilità e la mitigazione del cambiamento climatico. Le stesse società tecnologiche hanno aderito a politiche volontarie di riduzione della pressione energetica fossile e si sono preoccupate di produrre e comunicare tali politiche aziendali di efficientamento della produzione e di riduzione delle emissioni di CO₂.

3. IA E DOMANDA DI ENERGIA. – A fare da contrappeso alla narrativa secondo cui l'IA rappresenterebbe un valido alleato nel processo di efficientamento energetico, vi è un'ampia letteratura (si vedano, ad esempio, lo studio pioniersitico di Strubel *et al.*, 2019, sull'impronta di carbonio dell'IA, in particolare nel caso di *chatbot* e sistemi di *natural language processing*; Leon, 2024; Nost, 2024; Pimenov *et al.*, 2024), che sottolinea come l'IA, più che accelerare, rischi di rallentare la transizione energetica. Questo a causa del suo elevato fabbisogno di energia elettrica, spesso coperto da fonti non rinnovabili, contribuendo così all'aumento delle emissioni di CO₂ e, di conseguenza, all'inasprimento del cambiamento climatico. Il tutto si inserisce in un contesto globale in cui, secondo le previsioni, nei prossimi 25 anni si assisterà a un incremento generale della domanda di energia primaria, trainato in larga parte dalla crescita del sistema economico (cfr. IEA, 2024a; McKinsey, 2024, pp. 16-17). Il consumo di energia nell'IA deriva direttamente dalla necessità di alimentare i microprocessori e indirettamente dall'esigenza di far funzionare le infrastrutture di supporto, tra cui, in primis, i sistemi di raffreddamento. Anche la produzione dell'hardware, in particolare dei microprocessori avanzati, è altamente *energy intensive* (de Vries, 2023; IEA, 2025, p. 39).

La domanda globale di energia da parte dei *data center* è in costante crescita. Secondo l'IEA (2025, p. 259), la capacità totale installata dei *data center* potrebbe più che raddoppiare entro il 2030, passando da circa 100 GW a 226 GW. Questa crescita sarà trainata soprattutto dalla diffusione dei server accelerati per l'IA (si veda più avanti), la cui capacità potrebbe addirittura quintuplicarsi nello stesso periodo.

Tuttavia, non esiste un consenso unanime sui dati relativi ai consumi energetici dei *data center*, anche perché spesso non è chiaro se le stime si riferiscano esclusivamente a quelli destinati all'IA. Uno studio di Kamiya e Coroamă (2025), che ha analizzato la letteratura dal 2014, ha evidenziato come alcune stime siano state effettuate tenendo conto della tecnologia disponibile all'epoca, senza considerare adeguatamente il progressivo miglioramento dell'efficienza dei microprocessori. Questo ha prodotto, nei lavori più datati, stime dei consumi sensibilmente superiori a quelli effettivamente registrati (fino a sei volte maggiori, rispetto ai dati del 2024) (cfr. per es. Andrae e Elder, 2015, p. 133). Le stime più recenti (cfr. per es. IEA, 2024a, p. 42) risultano più caute, anche se permane un ampio margine di variabilità e incertezza.

Sempre secondo Kamiya e Coroamă (2025, p. 7), nel 2023 i *data center* (esclusi quelli impiegati per il *mining* di criptovalute) avrebbero consumato, a livello globale, tra i 300 e i 380 TWh. Una stima simile arriva dall'IEA (2025, p. 260), che per il 2024 calcola un consumo pari a 415 TWh. Si tratta, in ogni caso, di una porzione relativamente contenuta del consumo globale di elettricità, oscillante tra l'1% e il 3% (IEA, 2024b, p. 186).

È possibile distinguere chiaramente due fasi nella 'produzione' dell'IA: il *training* (cioè l'addestramento del sistema) e l'inferenza (cioè l'interazione con gli utenti), ciascuna caratterizzata da un diverso livello di consumo energetico. In particolare, la fase di addestramento – la più studiata sotto il profilo energetico (Verdecchia *et al.*, 2023) – risulta essere la più dispendiosa. Ad esempio, l'addestramento di una singola sessione di GPT-3 ha richiesto circa 1.300 MWh di energia (de Vries, 2023, p. 2191; Wang, Li e Li, 2023, p. 2) e ha generato oltre 220 tonnellate di CO₂ equivalente (Cowls *et al.*, 2023, p. 292).

Secondo alcuni autori, la fase di inferenza avrebbe un impatto energetico contenuto: ogni *query* inviata all'IA consuma solo circa 3 Wh² (Masley, 2025). Su base quotidiana, un utilizzo molto intenso (ad esempio 100 ricerche al giorno) equivarrebbe a 300 Wh, ovvero circa il 2% del consumo giornaliero pro capite di energia elettrica in Italia. Tuttavia, se ogni ricerca sul web (come quelle effettuate con Google) fosse mediata da un'IA, il consumo per *query* salirebbe a 7-9 Wh (de Vries, 2023), a seconda della tecnologia impiegata. È importante ricordare, comunque, che la fase di inferenza non sarebbe possibile senza l'addestramento. Inoltre, si tratta di una visione parziale e semplificata, che tende a 'spalmare' i consumi nei luoghi in cui l'IA viene utilizzata. Se si osserva invece il lato dell'offerta, cioè il punto di vista delle aziende produttrici di IA, l'impatto della fase di inferenza è tutt'altro che marginale: nel caso di ChatGPT-3, ad esempio, ha raggiunto i 500 MWh al

² È questo un valore indicativo, che varia anche in base al tipo e alla dimensione della *query*. Questo valore, peraltro, non è sempre condiviso. Anzi, si ritiene che esso sia 10 volte inferiore per ChatGPT-4 (rispetto a ChatGPT-3), grazie all'incremento dell'efficienza (You, 2025).

giorno, pari a circa il 60% del consumo totale (dati relativi a Google, riportati da de Vries, 2023, pp. 2191-2). Ciò comporta un costo, prima di tutto, economico, che le aziende cercano di contenere migliorando l'efficienza. Non va poi trascurata la pressione energetica a livello locale, dovuta alla concentrazione geografica dei *data center*, che rappresenta un ulteriore elemento critico anche nella fase di inferenza (come vedremo nel par. 3).

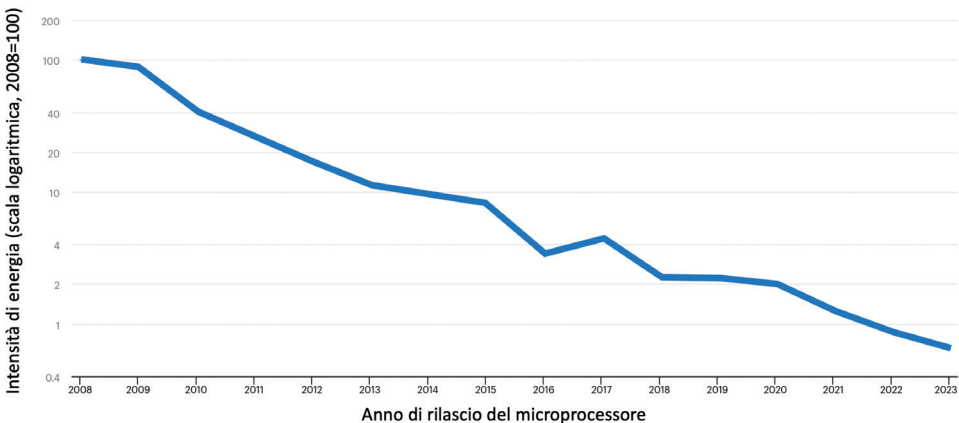
Per ridurre l'impronta energetica, una delle possibili soluzioni riguarda l'efficienza dei microprocessori. Dal 2008 al 2023, l'intensità energetica dei microprocessori è diminuita in modo significativo, anche se oggi si stanno raggiungendo limiti fisici difficilmente superabili (Fig. 1). L'introduzione di chip *multicore* ha parzialmente compensato questi limiti. A ciò si collega la soluzione dell'*accelerated computing*, che nell'elaborazione dei dati affianca alla CPU (con pochi core potenti e complessi) componenti hardware specializzate – come la GPU, composta da migliaia di core più semplici ma in grado di eseguire milioni di operazioni in parallelo – così da velocizzare i tempi di calcolo e migliorare l'efficienza energetica del processo³. In futuro, tecnologie innovative come le guide d'onda in silicio per la trasmissione ottica, in sostituzione di quella elettronica, potrebbero offrire ulteriori margini di efficienza, riducendo sensibilmente le perdite energetiche nel trasferimento dei dati (Bourzac, 2024).

Un altro strumento per migliorare l'efficienza energetica è la riduzione del rapporto tra l'energia totale consumata da un *data center* (PT) e quella effettivamente utilizzata dagli apparati IT (PIT). In questo caso, l'efficienza viene misurata attraverso l'indicatore *power usage effectiveness* (PUE). Un valore prossimo a 1 indica un uso molto efficiente dell'energia, con dispersioni minime per servizi ausiliari come il raffreddamento. A livello globale, il PUE è in calo: si prevede che passi da 1,43 nel 2023 a 1,29 nel 2030 (IEA, 2025, p. 240). Google, ad esempio, dichiara di aver raggiunto nel 2025 un PUE medio di 1,1 nei propri *data center*. Per quanto riguarda le fonti energetiche, afferma che queste strutture sono alimentate tramite la rete elettrica, con energia prodotta principalmente da gas naturale, e generatori

³ Come viene chiarito da Nvidia – uno dei maggiori produttori di microprocessori grafici (GPU), ma che dal 2014 produce processori progettati specificamente per l'IA e High Performance Computing (HPC) – nell'IA (nel *deep learning*, soprattutto) c'è bisogno di effettuare calcoli matematici massicci e ripetitivi, nei quali le CPU hanno bassi consumi energetici (200-400 W), ma tempi di calcolo lunghi (nell'ordine di minuti o ore); le GPU hanno consumi energetici elevati (300-700 W), ma tempi di calcolo molto brevi (nell'ordine di secondi), nella stessa quantità di operazioni. Il risultato è un processo di calcolo più efficiente dal punto di vista energetico, passando, per ogni operazione (*token*, l'unità più piccola in cui viene suddiviso un testo, durante le fasi di addestramento e di inferenza), da 1.000-10.000 joule/token a meno di 1 joule/token col processore *Blackwell* di Nvidia (Nvidia, 2024; Harris, 2024). Nel 2026, Nvidia ha cominciato la produzione di Vera Rubin, una piattaforma di calcolo CPU+GPU in grado di abbattere di dieci volte il costo per token nell'inferenza e di quattro volte il numero di GPU nella fase di addestramento, rispetto a Blackwell, che andrà a sostituire (si veda: nvidianews.nvidia.com/news/nvidia-vera-rubin-platform, consultato il 28/02/2026).

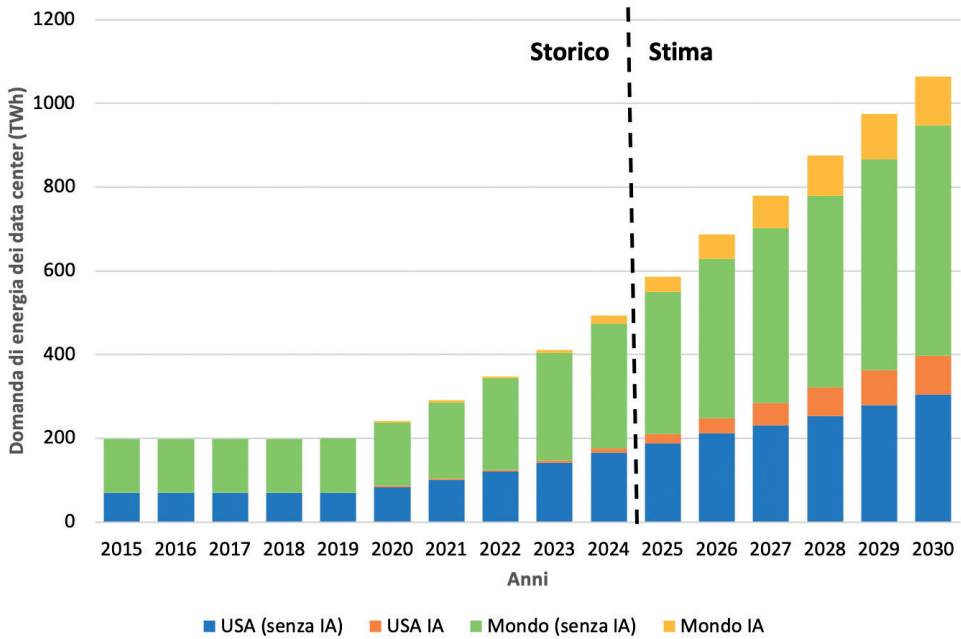
diesel (questi ultimi usati soprattutto come *backup*) (Harris, 2024). In alcuni casi si adotta il modello della cosiddetta *power couple* – una combinazione di impianti rinnovabili e gas naturale – che consente all’IA di utilizzare energia elettrica senza aumentare la domanda sulla rete pubblica (Engel, Posner, Varadarajan, 2025).

Resta comunque il fatto che la pressione energetica esercitata dai *data center* e dall’IA continua a crescere, sia per l’aumento del numero delle strutture, sia per il costante incremento della loro capacità. Basti pensare che nel 2015 un *data center* da 30 MW era considerato di grandi dimensioni (*hyperscale*), mentre oggi impianti da 200 MW sono diventati la norma (Srivathsan *et al.*, 2024). L’efficienza energetica, infatti, come si può ben immaginare, è solo una faccia del problema – quella che (solo apparentemente) lo risolve. L’efficienza può generare effetti di *rebound* e i *data center*, a quanto pare, non ne sono esenti. Infatti, l’altra faccia del problema è la domanda totale di energia dei *data center*, che – dopo un periodo di relativa stabilità fino al 2019 – ha ripreso a crescere (Fig. 2): la domanda associata all’IA non riesce a essere compensata dall’aumento dell’efficienza (IEA, 2024a, p. 186). I consumi, al 2030, potrebbero raddoppiare, avvicinandosi ai 1.000 TWh nello scenario base dell’IEA, o collocarsi tra i 1.000 e i 2.000 TWh nello scenario *lift-off* (IEA, 2025, p. 67; de Roucy-Rochegonde e Buffard, 2025, p. 3; Shehabi *et al.*, 2024). Questa crescita può essere spiegata da due fattori: da un lato, il fatto che i processori abbiano già raggiunto un livello elevato di efficienza, rendendo marginali i miglioramenti delle prossime generazioni (si noti che la scala dell’ascissa della Fig. 1 è logaritmica); dall’altro, un possibile effetto *rebound*: processori più efficienti e veloci stimolano una maggiore domanda di IA, che a sua volta genera un incremento nel numero di processori in uso e, quindi, nel carico energetico complessivo.



Fonte: elaborazione su dati IEA (Spencer e Singh, 2024).

Fig. 1 - Indice di intensità energetica dei microprocessori, 2008-2023 (2008=100, scala logaritmica)



Fonte: elaborazione su dati IEA, 2025 e Goldman Sachs, 2024.

Fig. 2 - Domanda di elettricità globale dei data center (TWh, escluse le criptovalute), dal 2015 al 2023 e stime al 2030

Va infine sottolineato che i microprocessori utilizzati nei *data center* non sono necessariamente di ultima generazione (Shehabi *et al.*, 2024, p. 31). Inoltre, paradossalmente, il miglioramento dell'efficienza e della potenza dei microprocessori potrebbe rendere disponibili per l'IA i processori più vecchi, liberati da altri impieghi (come il *mining* di criptovalute) (de Vries, 2023, p. 2193).

4. DOMANDA DI ENERGIA E LOGICHE LOCALIZZATIVE. – L'IA influenza significativamente gli investimenti in rinnovabili e, al contempo, le rinnovabili stimolano investimenti nell'IA, in quanto offrono opportunità di ottimizzazione (Li *et al.*, 2025). In realtà, la contingente necessità di coprire in tempi ristretti una sempre più elevata domanda di energia derivante dai *data center* sta portando a investimenti sempre più massicci in progetti di produzione di energia non rinnovabile o a elevate emissioni di CO₂. In effetti, le grandi società tecnologiche vantano tutte investimenti in progetti di energia rinnovabile (si veda, per es., Cleveland-Peck, 2025, relativamente a Microsoft), ma sempre più spesso, le stesse società sono più propense (o meno interessate a nascondere) a investire in progetti di produzione di energia non rinnovabile e/o a elevate emissioni di CO₂ *greenfield* (costruzione

di nuovi impianti) e *brownfield* (rilancio, riapertura o ritardo della chiusura di impianti termoelettrici a carbone-gas o termonucleari).

Prendendo in esame il caso degli Stati Uniti, società come Nvidia, Google, Meta, Microsoft, OpenAI, per citare le più note, hanno cominciato a guardare con interesse l'energia nucleare (Penn, Weise, 2024)⁴, in particolare, la costruzione di piccole centrali nucleari modulari (*small modular reactor*). Ma è in programma anche la riapertura di centrali nucleari chiuse, per alimentare l'IA, come quella di Three Mile Island (Pennsylvania) (Elliott, 2024), teatro del più importante incidente nucleare degli Stati Uniti, o la centrale Holtec di Palisades (Michigan) ferma dal 2022. Quest'ultima ha già ottenuto un finanziamento di 1,52 miliardi di dollari dal Loans Program Office del Dipartimento dell'Energia USA (Gardner, 2024) alla fine del 2025 è stata autorizzata a ricevere combustibile fossile. Si tratta di un rilancio dell'energia nucleare – dopo un periodo di evidente difficoltà in cui era stata sospesa la costruzione di alcuni reattori nucleari (Vogtle 5 e 6) a causa dell'aumento dei costi – cominciato già sotto l'amministrazione Biden come parte dell'*inflation reduction act*, ma sostenuto con forza da Trump, che ha firmato ben quattro ordini esecutivi in materia, proprio in funzione dell'IA (oltre che per scopi di difesa). Ciò che preoccupa non è la scelta in sé, ma la tendenza in atto a smantellare l'*over-regulation* relativa agli impianti nucleari, per accrescere la competitività degli Stati Uniti rispetto alla Cina nell'ambito dell'IA, come ha affermato Doug Burgum⁵, Segretario agli Interni dell'amministrazione Trump (Gopal, 2025).

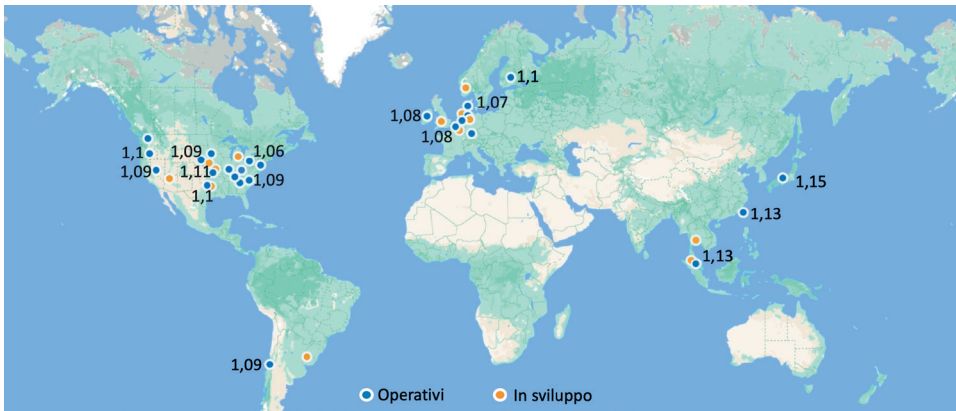
In un contesto in cui sono necessarie ampie forniture di energia, si registra anche l'impiego di elettricità prodotta da centrali termoelettriche a carbone, il che in alcuni casi ha determinato il rinvio della loro chiusura, come accaduto a Omaha (Nebraska), in seguito alla localizzazione di *data center* di Google e Meta (Halper, 2024). Se, attualmente, la quota di consumo globale di energia elettrica da parte dei *data center* (escluse le criptovalute), stimata tra l'1% e il 3%, non appare di per sé allarmante, la loro concentrazione spaziale può generare forti pressioni locali sull'ambiente e sulla sicurezza energetica.

La distribuzione dei *data center* risponde a una duplice logica: da un lato l'internazionalizzazione, dall'altro una tendenziale concentrazione in prossimità dei centri urbani e/o delle fonti energetiche (IEA, 2025, p. 38). Va inoltre considerato che le strategie legate all'IA non sono disgiunte da logiche geopolitiche, mirate a realizzare una *sovereign* IA, ovvero la capacità di un paese di sviluppare sistemi di intelligenza artificiale attraverso infrastrutture proprie.

⁴ OpenAI addirittura ha rivolto l'attenzione alla fusione nucleare per alimentare i *data center* (EOG, 2024)

⁵ «Mark this day on your calendar. This is going to turn the clock back on over 50 years of overregulation of an industry,” the interior secretary, Doug Burgum, said at an Oval Office event where Trump signed the orders. “President Trump here today has committed to energy dominance, and part of that energy dominance is that we’ve got enough electricity to win the AI arms race with China.”» (Stein, 2025).

Dal punto di vista dell'internazionalizzazione, Google possiede campus non solo negli Stati Uniti (19, tra attivi e in costruzione)⁶, ma anche in altri 14 paesi (Fig. 3). Microsoft, come provider di servizi *cloud* (Azure)⁷, conta oltre 300 *data center* distribuiti in 60 regioni su tutti i continenti. Meta concentra la maggior parte dei suoi *data center* in 24 località degli Stati Uniti, ma ne ha anche tre in Europa (Irlanda, Danimarca e Svezia) e uno in Asia (Singapore)⁸. Le ragioni di tale distribuzione a scala internazionale rispondono a diversi criteri: in primo luogo, l'efficienza, favorita dalla localizzazione in aree con temperature medie annuali più basse; quindi, la sicurezza, garantita dalla distribuzione dei backup in siti distanti per evitare vulnerabilità sistemiche. Vi è inoltre l'obiettivo di migliorare la latenza e la ridondanza della rete, collocando i *data center* vicino alle aree di utilizzo e in contesti che assicurino resilienza e continuità del servizio, anche in caso di interruzioni nella trasmissione dei dati. In alcuni casi, infine, sono le normative locali a imporre la residenza dei dati all'interno dei confini nazionali. È poi rilevante il criterio della scalabilità: la possibilità di adeguare rapidamente la dimensione degli impianti in risposta all'evoluzione della domanda. Alcune localizzazioni, più di altre, consentono risposte rapide, ad esempio mediante l'espansione della capacità di produzione energetica. Questa distribuzione internazionale dei *data center* comporta differenze nei livelli di efficienza – più bassi in alcuni paesi asiatici rispetto a quelli europei e nordamericani (Fig. 3) – e porta a una variabilità nelle emissioni di CO₂ a parità di dati processati (Tab. 1).



Fonte: elaborazione su dati Google.

Fig. 3 - Distribuzione dei data center Google e prestazioni Power Usage Effectiveness (PUE) di alcuni di essi, 2025

⁶ Google Data Centers Location: datacenters.google.com/locations/.

⁷ I cloud provider sono ampiamente utilizzati anche dalle società di produzione di IA.

⁸ Meta Data Centers Location: datacenters.atmeta.com/all-locations/ (consultato il 10/12/2025).

Le scelte localizzative a scala locale, invece, dipendono dall'attività che i *data center* per l'IA svolgono: una relativa alla fase di addestramento (*training*) dell'IA, l'altra relativa alla fase di inferenza. Nella fase di addestramento, c'è bisogno soprattutto di un'elevata disponibilità di energia, ma non è importante la latenza della rete dei dati o la sua ridondanza (Srivathsan *et al.*, 2024). Pertanto, in questa fase, i *data center* possono essere distribuiti anche in luoghi lontani dalle maggiori aree urbane. Dunque, diventa sempre più frequente una localizzazione dei *data center* in aree in cui vi è un'abbondanza di energia a basso costo, disponibilità di terra e incentivi fiscali (legati a politiche di industrializzazione) (IEA, 2025, p. 98). Nella fase di inferenza, quando il sistema IA è a punto e avviene uno scambio continuo di dati con l'esterno, sono estremamente importanti la latenza e la ridondanza della rete dei dati. Questa esigenza spinge la localizzazione dei *data center* specializzati nella fase di inferenza nei pressi dei grandi centri urbani (IEA, 2025, p. 38), dove appunto la rete è maggiormente sviluppata. Questo contraddice in parte la narrazione per cui la digitalizzazione annulla la frizione della distanza e non è direttamente correlata alla centralità urbana (in senso 'christalleriano'). In effetti, la centralità, in questo caso intesa come elevata connettività e accessibilità della rete, risulta essere un fattore fondamentale nelle scelte localizzative. Infatti, la concentrazione di *data center* in prossimità delle aree metropolitane è una costante a scala globale⁹, peraltro già messa in evidenza nel caso del *mining* di criptovalute (De Falco, 2024). Naturalmente, la connettività della rete non può essere disgiunta, anche nella fase di inferenza, dalla prossimità a impianti di produzione di energia. Pertanto, la concentrazione di *data center* o anche la sola presenza di un *data center hyperscale* può creare ingiustizie e conflitti ambientali e energetici.

Uno dei casi più noti di concentrazione di *data center* è quello irlandese. In prossimità di Dublino, infatti, è presente uno dei più grandi cluster mondiali del settore (oltre 50, un'ottantina nel complesso dell'Irlanda), che rappresenta una importante fonte di entrate per il paese¹⁰, ma anche di consumo di energia. Infatti, nel 2023, ha raggiunto i 6.000 GWh (erano 1.200 nel 2015), superando la quota di energia consumata dai centri urbani irlandesi (rispettivamente 21% e 18%, secondo il *Central statistics office*, 2024). Sebbene l'Irlanda copra una parte considerevole della produzione di energia elettrica con le rinnovabili (il 37%, nel 2020, secondo IEA¹¹), resta comunque il 40% circa di energia prodotta con gas naturale e carbone. La progressiva crescita della domanda potrebbe portare a una

⁹ Una dettagliata carta della distribuzione mondiale dei *data center* su datacentermap.com/ (consultato il 10/12/2025).

¹⁰ L'attività di Equinix, uno dei più importanti operatori di *data center* in Irlanda, nel 2022, ha contribuito per circa il 3% al PIL dell'Irlanda, secondo KPMG (2024)

¹¹ International Energy Agency, Statistiche sull'energia, Irlanda: iea.org/countries/ireland/energy-mix (consultato il 10/12/2025).

crescita proprio della produzione di energia non rinnovabile, cosa che ha messo in allarme le associazioni ambientaliste e ha costretto il governo irlandese a rivedere le politiche di attrazione di investimenti per nuove localizzazioni di *data center*, oltre che per questioni ambientali, anche per l'insufficiente capacità della rete elettrica¹².

Un altro caso emblematico è quello già citato di Omaha (Nebraska). Il Nebraska è uno degli stati USA che maggiormente fanno utilizzo del carbone (per oltre il 40%) per la produzione di elettricità. La localizzazione di un impianto termoelettrico a carbone nel quartiere nord di Omaha, con prevalente popolazione afroamericana e a basso reddito (oltre il 90% del totale), espone gli abitanti a maggiori tassi di inquinamento (diossido di zolfo, ossidi di carbonio, ossidi di azoto e particolato), rispetto a quelli subiti dagli abitanti del quartiere ovest, a prevalenza bianca e ad elevato reddito (Davis, 2024). Nel 2023, viene approvata la chiusura dell'impianto termoelettrico a carbone, ma gli investimenti di Meta e Google in Nebraska (che complessivamente hanno una capacità installata di circa 460 MW, alla quale si devono aggiungere altri 150 MW relativi a progetti in itinere) hanno spinto l'*Omaha Public Power District* a ritardarne la chiusura al 2026. E non vi è alcuna certezza che non si vada anche oltre quella data (Halper, 2024), vista l'esigenza di coprire una domanda crescente di energia. È ciò che è accaduto anche in altri stati in cui le grandi società tecnologiche hanno localizzato i loro impianti, come a *Eagle Mountain* (Utah, a sud di Salt Lake City), sede di un *data center* di Meta che consuma oltre 500mila MWh l'anno (Meta, 2023), i cui consumi hanno portato alla proroga della chiusura di due centrali termoelettriche a carbone al 2036 e al 2042 (Halper e O'Donovan, 2024).

Nel 2024, *xAI* (che alimenta la *chatbot* Grok) ha comunicato la costruzione, a Memphis, di *Colossus*, annunciato come il più grande super computer al mondo. *Colossus* ha un carico energetico di 150 MW, che necessita di un'autorizzazione della *Tennessee Valley Authority* (TVA), la nota azienda federale del *New Deal*, che gestisce la produzione e distribuzione dell'elettricità nei territori che rientrano nella sua giurisdizione. Questa autorizzazione non è gradita localmente, perché vi è il rischio che la richiesta di energia di *xAI* possa ridurre la disponibilità di energia per gli altri clienti, soprattutto per le famiglie, determinando un caso di (in)giustizia energetica (SELC, 2025a). In effetti, nelle aree servite dalla TVA, in periodi dell'anno molto freddi o molto caldi, vi sono delle interruzioni di elettricità e, nel 2022, sono stati attuati dei blackout a rotazione di otto ore (Penn e Conger, 2024). Inoltre, l'energia prodotta dalla TVA è per circa il 40% ottenuta da centrali termoelettriche (4 a carbone e 17 a gas naturale) e solo poco più dell'11% da fonti

¹² Il South Dublin County Council, nel 2024, ha negato a Google l'autorizzazione per la costruzione di un terzo *data center* in prossimità di Dublino (Deegan, 2024).

rinnovabili (idroelettrico, soprattutto); quasi il 50% è ottenuto da centrali nucleari (EIA¹³). L'autorizzazione della TVA è stata concessa ad aprile 2025 e, nelle more del completamento della fornitura di 150 MW, *xAI* ha approntato, inizialmente, 20 turbine a gas, per la fornitura di energia, diventate poi 35 (Wittenberg, 2025). Non si esclude che il numero di queste turbine a gas possa aumentare (SELC, 2025b). L'azienda è stata collocata all'interno di un ex stabilimento di elettrodomestici, in prossimità di un insediamento residenziale a basso reddito, prefigurando anche in questo caso una situazione di ingiustizia ambientale (SELC, 2025b).

Tab. 1 - Costi ambientali (in kg di CO₂eq) di una singola sessione di training di GPT-3, in diverse regioni

<i>Regione</i>	<i>Emissioni (kg CO₂eq)</i>
South Africa (West)	942.330
India (South)	858.360
Australia (Central)	839.700
Europe (North)	578.460
South Korea (Central)	485.160
Brazil (South)	186.600
France (Central)	93.300

Fonte: elaborazione da Cowsls *et al.*, 2023.

5. CONCLUSIONI. – L'IA offre un potenziale significativo per migliorare l'efficienza energetica, creando una dinamica complessa e bidirezionale tra intelligenza artificiale ed energia. Tuttavia, la rapida espansione dell'IA, in particolare attraverso i *data center*, sta comportando un aumento sostanziale della domanda di energia. Attualmente, tale domanda non è di per sé allarmante nel contesto del processo di transizione energetica in atto, rappresentando solo l'1-3% della domanda energetica totale. Ciò che desta maggiore preoccupazione è la concentrazione spaziale dei *data center*, che sta già provocando ingiustizie ambientali ed energetiche.

Sebbene siano in corso sforzi per migliorare l'efficienza energetica dell'hardware – salti tecnologici, come lo sviluppo di processori (neuromorfici o quantistici, per esempio) a bassissimo consumo energetico – del software IA e delle infrastrutture dei *data center*, il ritmo di crescita della domanda di IA potrebbe superare i guadagni in efficienza. Ciò produrrebbe un incremento delle emissioni di CO₂, a meno

¹³ U.S. Energy Information Administration: eia.gov/todayinenergy/detail.php?id=49136 (consultato il 10/12/2025).

che non sia accompagnato da una rapida decarbonizzazione del mix energetico. Inoltre, questo non escluderebbe comunque a priori effetti di *rebound*. All'IA viene spesso attribuita un'etichetta 'green' per il suo contributo nella ricerca di soluzioni ecocompatibili in vari settori (*green-by-AI*), così come nella progettazione di processori e modelli di apprendimento a basso consumo energetico (*green-in-AI*) (Bolón-Canedo *et al.*, 2024). Comunque, nonostante queste potenzialità e le dichiarazioni delle aziende tecnologiche a favore del raggiungimento delle emissioni nette zero, proprio a causa degli elevati consumi energetici, le emissioni di CO₂ di queste aziende sono aumentate: ad esempio, quelle di Google sono cresciute del 48% rispetto al 2019 (Google, 2024, p. 7; Metz, 2024), mentre quelle di Microsoft sono aumentate del 30% rispetto al 2020 (Kimball, 2024; Bourzac, 2024; Microsoft, 2024).

L'emergere di politiche regolatorie più restrittive o di pratiche di localizzazione più eque potrebbe ridurre le disuguaglianze territoriali e mitigare i conflitti ambientali, smussando le criticità presentate in questo lavoro. In tal senso, la localizzazione dei *data center*, l'approvvigionamento di energia da fonti rinnovabili e le politiche governative giocheranno un ruolo cruciale nel mitigare l'impatto ambientale dell'IA. In linea di principio, sarebbe necessaria l'adozione del principio di addizionalità – già previsto come principio generale nella Direttiva europea sull'efficienza energetica (Parlamento Europeo, 2023, p. 14 e *passim*) – come avviene, ad esempio, per l'idrogeno verde nell'UE (Commissione Europea, 2023) e negli Stati Uniti (Sandalow, 2024, p. 17). Tale principio prevede che ogni incremento del carico energetico sia compensato da un equivalente incremento nella produzione di energia elettrica da fonti a zero emissioni di CO₂. L'addizionalità dovrebbe essere accompagnata dal principio di prossimità geografica (l'energia utilizzata deve essere prodotta nelle vicinanze del luogo di utilizzo, evitando l'impiego di energia non rinnovabile o prodotta in luoghi lontani, senza la garanzia che venga effettivamente consumata localmente) e da quello di 'contemporaneità' (l'energia deve essere prodotta nel medesimo momento in cui viene utilizzata, evitando il ricorso alla compensazione con crediti di energia rinnovabile in momenti successivi).

Bibliografia

- Andrae A.S.G., Edler T. (2015). On global electricity usage of communication technology: Trends to 2030. *Challenges*, 6(1): 117-157. DOI: 10.3390/challe6010117.
- Bolón-Canedo V., Morán-Fernández L., Cancela B., Alonso-Betanzos A. (2024). A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future. *Neurocomputing*, 599. DOI: 10.1016/j.neucom.2024.128096.
- Bourzac K. (2024). Fixing AI's energy crisis. *Nature.com*, 17 ottobre 2025. Testo disponibile al sito: www.nature.com/articles/d41586-024-03408-z (consultato il 12 dicembre 2025).

- Bridge G., Gailing L. (2020). New energy spaces: Towards a geographical political economy of energy transition. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 52(6): 1037-1050. DOI: 10.1177/0308518X2093957
- Central Statistics Office (2024). Data Centres Metered Electricity Consumption 2023. *Ireland Central Statistics Office*. Testo disponibile al sito: cso.ie/en/releasesandpublications/ep/p-dcmec/datacentresmeteredelectricityconsumption2023/keyfindings/ (consultato il 23 luglio 2025).
- Cleveland-Peck P. (2025). Microsoft Feels the Heat as ‘Carbon Negative’ Goal Looms Nearer. *The Wall Street Journal*, wsj.com, 29 maggio.
- Commissione Europea (2023). *Regolamento delegato della Commissione n. 1087 del 10/2/2023*.
- Cowls J., Tsamados A., Taddeo M., Floridi L. (2023). The AI gambit: Leveraging artificial intelligence to combat climate change - Opportunities, challenges, and recommendations. *AI & Society*, 38: 283-307. DOI: 10.1007/s00146-021-01294-x
- Davis M. (2024). *Impact of Pollution on Marginalized Communities: Case Study of Omaha, Nebraska*. Lincoln: University of Nebraska.
- De Falco S. (2024). Urban dimension of crypto mines dynamics: A spatial approach. USA focus. *Archivio di Studi Urbani e Regionali*, 139: 115-136. DOI: 10.3280/ASUR2024-139006.
- de Roucy-Rochegonde L., Buffard A. (2025). *AI, Data Centers and Energy Demand: Reassessing and Exploring the Trends*. Parigi: Ifri.
- de Vries A. (2023). The growing energy footprint of artificial intelligence. *Joule*, 7(10): 2191-2194.
- Engel A., Posner D., Varadarajan U. (2025). How “power couples” can help the United States win the global AI race. *RMI, Rocky Mountain Institute*, rmi.org, 20 febbraio.
- EOG (2024), OpenAI Invests in Nuclear Fusion. *Energy Oil & Gas Magazine*, energy-oil-gas.com/news/openai-invests-in-nuclear-fusion/, 5 giugno.
- Deegan G. (2024). Google plan for new data centre rejected in face of electricity supply pinch. *The Irish Time*, [irishtimes.com](https://www.irishtimes.com), 27 agosto.
- Dhiman R., Miteff S., Wang Y., Ma S.-C., Amirikas R., Fabian B. (2024). Artificial intelligence and sustainability - A review. *Analytics* 3(1): 140-164. DOI: 10.3390/analytics3010008.
- Gardner T. (2024). US closes \$1.52 billion loan to resurrect Michigan nuclear plant. *Reuters*, [reuters.com](https://www.reuters.com), 1 ottobre.
- Google (2024). *Environmental Report*, disponibile al sito: gstatic.com/gumdrop/sustainability/google-2024-environmental-report.pdf (consultato il 12 dicembre 2025).
- Goldman Sachs (2024). AI is poised to drive 160% increase in data center power demand. *Goldman Sachs*. Testo disponibile al sito: goldmansachs.com/insights/articles/AI-poised-to-drive-160-increase-in-power-demand (consultato il 14 maggio 2025).
- Gopal K. (2025). Trump signs executive orders to boost nuclear energy, reduce oversight. *Inside Climate News*, [insideclimatenews.org](https://www.insideclimatenews.org), 23 maggio.
- Halper E. (2024). How Google and Meta data centers are keeping coal alive in Omaha. *The Washington Post*, [washingtonpost.com](https://www.washingtonpost.com), 12 ottobre.

- Halper E., O'Donovan C. (2024). AI is exhausting the power grid. Tech firms are seeking a miracle solution. *The Washington Post*, washingtonpost.com, 21 giugno.
- Harris D. (2024). Sustainable strides: How AI and accelerated computing are driving energy efficiency. *Nvidia*. Testo disponibile al sito: blogs.nvidia.com/blog/accelerated-ai-energy-efficiency/ (consultato il 22 luglio).
- IEA (2024a). *World Energy Outlook 2024*. Ginevra: International Energy Agency.
- IEA (2024b). *Electricity 2024. Analysis and Forecast to 2026*. Ginevra: International Energy Agency.
- IEA (2024c). *Renewables 2024. Analysis and Forecast to 2030*. Ginevra: International Energy Agency.
- IEA (2025). *Energy and AI. World Energy Outlook Special Report*. Parigi: International Energy Agency.
- Kamiya G., Coroamă V.C. (2025). *Data Centre Energy Use: Critical Review of Models and Results*. EDNA-IEA 4E TCP.
- Kimball S. (2024). Microsoft's carbon emissions up 30% since 2020 due to data center expansion. *CNBC*, cnbc.com, 15 maggio.
- KPMG (2024). Data Centers in Ireland. *KPMG*, kpmg.com, 21 novembre.
- Leon L.F.A. (2024). AI and global climate change: The political economy of data and energy in geographic perspective. *Geography and Environment*, 11(1). DOI: 10.1002/geo2.134.
- Li P., Yang J., Islam M.A., Ren S. (2025). Making AI less "thirsty": Uncovering and addressing the secret water footprint of AI models. *ArXiv*: 2304.03271v4. DOI: 10.48550/arXiv.2304.03271.
- Li W., Li J.-P., Wang Y.-F., Stan S.-E. (2025). Is artificial intelligence an impediment or an impetus to renewable energy investment? Evidence from China. *Energy Economics*, 147. DOI: 10.1016/j.eneco.2025.108550
- Masley A. (2025). Using ChatGPT is not bad for the environment. *The Weird Turn Pro*, andymasley.substack.com, 13 gennaio.
- Mauludin M.S., Khairudin M., Asnawi R., Mustafa W.A., Fauziah T.S. (2025). The advancement of artificial intelligence's application in hybrid solar and wind power plant optimization: A study of the literature. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 50(2): 279-293. DOI: 10.37934/araset.50.2.279293.
- McKinsey & Company (2024). *Global Energy Perspective 2024*. Rapporto.
- McLean J. (2024). Responsibility, care and repair in/of AI: Extinction threats and more-than-real worlds. *Environment and Planning F*, 3(1-2): 3-16. DOI: 10.1177/26349825241228586
- Meta (2023). *Environmental Data Index*. Meta Sustainability Report.
- Metz R. (2024). Google's emissions shot-up 48% over five years due to AI. *Bloomberg*, bloomberg.com, 2 luglio.
- Microsoft (2024). *How can we advance sustainability?* Environmental Sustainability Report.
- Nost E. (2024). Governing AI, governing climate change? *Geography and Environment*, 11(1). DOI: 10.1002/geo2.138.

- NVIDIA (2024). *Investor-Presentation, October 2024*.
- Olatunde T.M., Okwandu A.C., Akande D.O., Sikhakhane Z.Q. (2024). Reviewing the role of artificial intelligence in energy efficiency optimization. *Engineering Science & Technology Journal*, 5(4): 1243-1256. DOI: 10.51594/estj/v5i4.1015.
- Parlamento Europeo (2023). *Direttiva (UE) 2023/1791 del Parlamento europeo e del Consiglio del 13 settembre 2023*.
- Penn I., Conger K. (2024). Why a Memphis community is fighting Elon Musk's supercomputer. *The New York Times*, nytimes.com, 16 ottobre.
- Penn I., Weise K. (2024). Hungry for energy, Amazon, Google and Microsoft turn to nuclear power. *The New York Times*, nytimes.com, 31 ottobre.
- Pimenow S., Pimenowa O., Prus P. (2024). Challenges of artificial intelligence development in the context of energy consumption and impact on climate change. *Energies*, 17(23). DOI: 10.3390/en17235965.
- Sandalow D. (2024). *Artificial Intelligence for Climate Change Mitigation Roadmap*, seconda edizione, ICEF.
- Sætra H.S. (2021). AI in context and the sustainable development goals: Factoring in the unsustainability of the sociotechnical system. *Sustainability*, 13(4). DOI: 10.3390/su13041738.
- SELC (2025a). Musk's xAI explores another massive methane gas turbine installation at second South Memphis data center. *Southern Environmental Law Center*, disponibile al sito: www.selc.org/press-release/musks-xai-explores-another-massive-methane-gas-turbine-installation-at-second-south-memphis-data-center/ (consultato l'8 maggio 2025).
- SELC (2025b). Elon Musk's xAI facility is using gas turbines in South Memphis, we're taking action, *Southern Environmental Law Center*, disponibile al sito: selc.org/news/resistance-against-elon-musks-xai-facility-in-south-memphis-gets-stronger/ (consultato il 17 giugno 2025).
- Shehabi A., Smith S.J., Hubbard A., Newkirk A., Lei N., Siddik M.A.B., Holecek B., Koomey J., Masanet E., Sartor D. (2024). *2024 United States Data Center Energy Usage Report*. Berkeley (California): Lawrence Berkeley National Laboratory.
- Spencer T., Singh S. (2024). What the data centre and AI boom could mean for the energy sector. *International Energy Agency*, disponibile al sito: iea.org/commentaries/what-the-data-centre-and-ai-boom-could-mean-for-the-energy-sector (consultato il 18 ottobre 2025).
- Srivathsan B., Sorel M., Sachdeva P. *et al.* (2024). AI power - Expanding data center capacity to meet growing demand, *McKinsey & Company*, mckinsey.com.
- Stein C. (2025). Trump signs executive orders to spur US 'nuclear energy renaissance'. *The Guardian*, theguardian.com, 23 maggio.
- Strubel E., Ganesh A., McCallum A. (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NPL. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Firenze: Association for Computational Linguistics: 3645-3650.
- Verdecchia R., Sallou J., Cruz L. (2023). A systematic review of green AI. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(4). DOI: 10.1002/widm.1507.

- Wang B., Wang J., Dong K., Nepal R. (2024). How does artificial intelligence affect high-quality energy development? Achieving a clean energy transition society. *Energy Policy*, 186. DOI: 10.1016/j.enpol.2024.114010.
- Wang Q., Li Y., Li R. (2024). Ecological footprints, carbon emissions, and energy transitions: The impact of artificial intelligence (AI). *Humanities and Social Sciences Communications*, 11.
- Wittenberg A. (2025). 'How come I can't breathe?': Musk's data company draws a backlash in Memphis. *Politico*, politico.com, 5 giugno.
- You J. (2025). How much energy does ChatGPT use? *Epoch AI*, epoch.ai, 7 febbraio.
- Zook M. (2005). *The Geography of the Internet Industry. Venture Capital, Dot-Coms, and Local Knowledge*. Malden, MA (USA): Blackwell Publishing.
- Zook M., McCanless M. (2022). Mapping the uneven geographies of digital phenomena: The case of blockchain. *The Canadian Geographer/Le Géographe canadien*, 66(1): 23-36. DOI: 10.1111/cag.12738.

RIVISTA GEOGRAFICA ITALIANA

Annata CXXXIII – Fasc. 1 – marzo 2026

ARTICOLI

Geografia e intelligenza artificiale: spazialità, reti, narrazioni nella società algoritmica / Geography and artificial intelligence: Spatialities, networks, narratives in the algorithmic society

Michela Lazzeroni, Antonello Romano

Geografia e intelligenza artificiale: spazialità, reti, narrazioni nella società algoritmica – Geography and artificial intelligence: Spatialities, networks, narratives in the algorithmic society

Alberto Vanolo

Geografie culturali delle intelligenze artificiali: sulla loro collocazione nel tempo e nello spazio – Cultural geographies of artificial intelligences: On their location in time and space

Federico Cugurullo, Otello Palmi

Vettori di intelligenza artificiale urbana verso nuovi orizzonti ontologici – Vectors of urban artificial intelligence towards new ontological horizons

Paola Zamperlin

L'intelligenza artificiale come modello della realtà. Riflessioni intorno ai gemelli digitali – Artificial intelligence as a model of reality. Reflections on digital twins

Michela Lazzeroni, Antonello Romano

L'urbanesimo dell'intelligenza artificiale e la 'trappola di Turing' tra processi di automazione e asimmetrie socio-spaziali – The urbanism of artificial intelligence and the Turing trap: Between automation processes and socio-spatial asymmetries

Daniela La Foresta

Strategie e narrazioni pubbliche per l'intelligenza artificiale: analisi critica e comparata di casi europei – Public strategies and narratives for artificial intelligence: A critical and comparative analysis of European cases

Domenico de Vincenzo

Intelligenza artificiale e domanda di energia: una prospettiva geografica – Artificial intelligence and energy demand: A geographical perspective

Monica Morazzoni, Matteo Di Napoli

L'intelligenza artificiale per lo studio dell'impatto del turismo sull'ambiente alpino. Il caso studio di Bormio – Artificial intelligence for studying the impact of tourism on the alpine environment. The case study of Bormio

OPINIONI E DIBATTITI

Angelo Turco

Leggendo Franco Farinelli e il paesaggio che ci riguarda

Daniela Morpurgo

Esercizi per immaginare una città plurale

Francesco Visentin, Elisa Magnani, Stefano Piastra, Margherita Cisani, Luca Bonardi

Un forum su Gli uomini pesce di Wu Ming 1 (2024)

FrancoAngeli

La passione per le conoscenze

Edizione fuori commercio
R150.2026.1

ISSNe 2499-748X