Climate Change AI

L’IA per i sistemi elettrici ed energetici

Dott. José Córdova García
Professore associato
Responsabile Analisi dei dati e intelligenza artificiale per la sostenibilità
Università ESPOL, Ecuador

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información

Letture preliminari

Panoramica sistemi energetici + IA
Donti & Kolter (2021), *Machine Learning for Sustainable Energy Systems*
https://doi.org/10.1146/annurev-environ-020220-061831
Panoramica dell'IA per l'azione climatica, sezione su sistemi energetici ed elettrici
Rolnick et al. (2019), *Tackling Climate Change with Machine Learning*
https://arxiv.org/abs/1906.05433
IA responsabile / supervisione umana
NIST AI RMF 1.0, *Appendix C: AI Risk Management and Human-AI Interaction*
https://airc.nist.gov/airmf-resources/airmf/appendices/app-c-ai-risk-management-and-human-ai-interaction/
Gli LLM e la loro adozione nel settore elettrico
EPRI Journal (2026), *Benchmarking Large Language Models for the Electric Power Sector*
https://eprijournal.com/benchmarking-large-language-models-for-the-electric-power-sector/

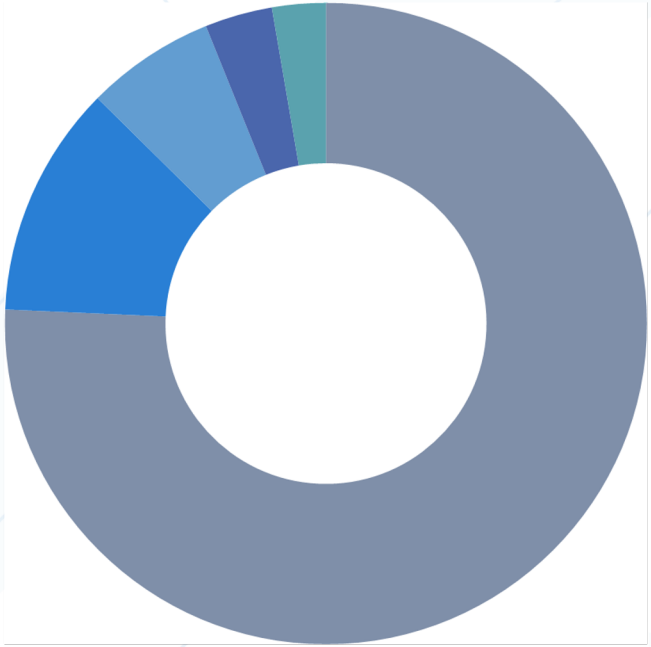
Programma

1. Introduzione ai sistemi elettrici ed energetici
2. L’IA per i sistemi energetici
3. Previsione della produzione rinnovabile e della domanda
4. IA vincolata dalla fisica e ottimizzazione
5. Sfide di messa in opera dei modelli e scarsità di dati
6. Conclusioni

Introduzione ai sistemi elettrici ed energetici

Energia e clima: emissioni di gas

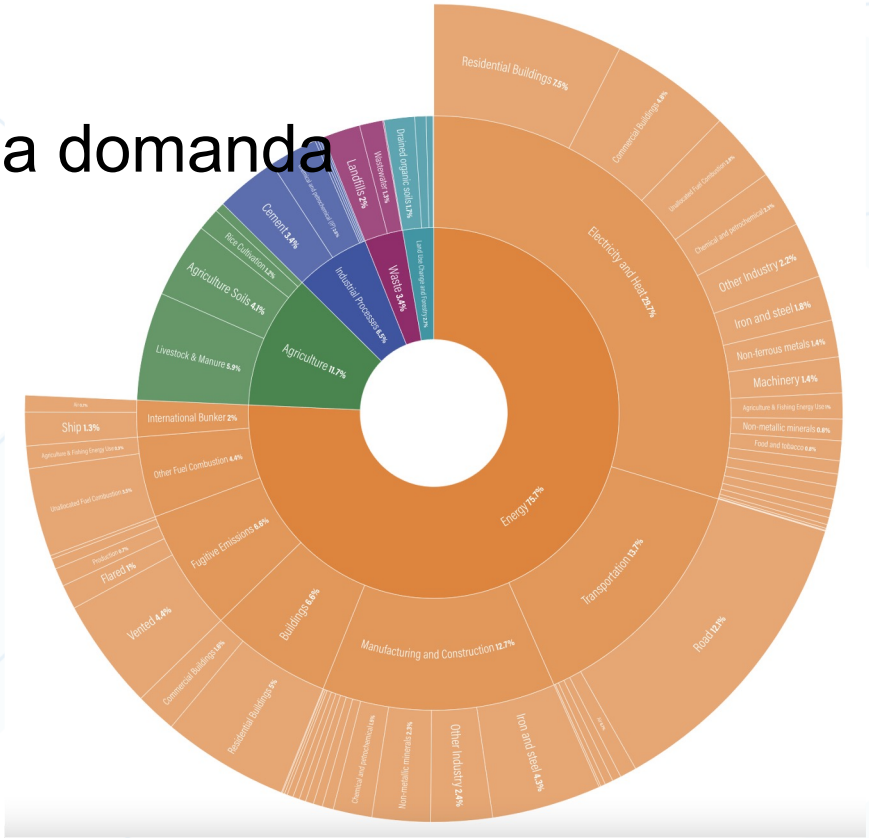
Il **settore energetico** è di gran lunga il principale emettitore di gas **serra**, con ben il **75,7%** delle emissioni mondiali.



Emissioni mondiali di gas serra per settore e uso finale, 2021. Fonte: (World Resources Institute 2024)

Quota dell’elettricità nella domanda di energia

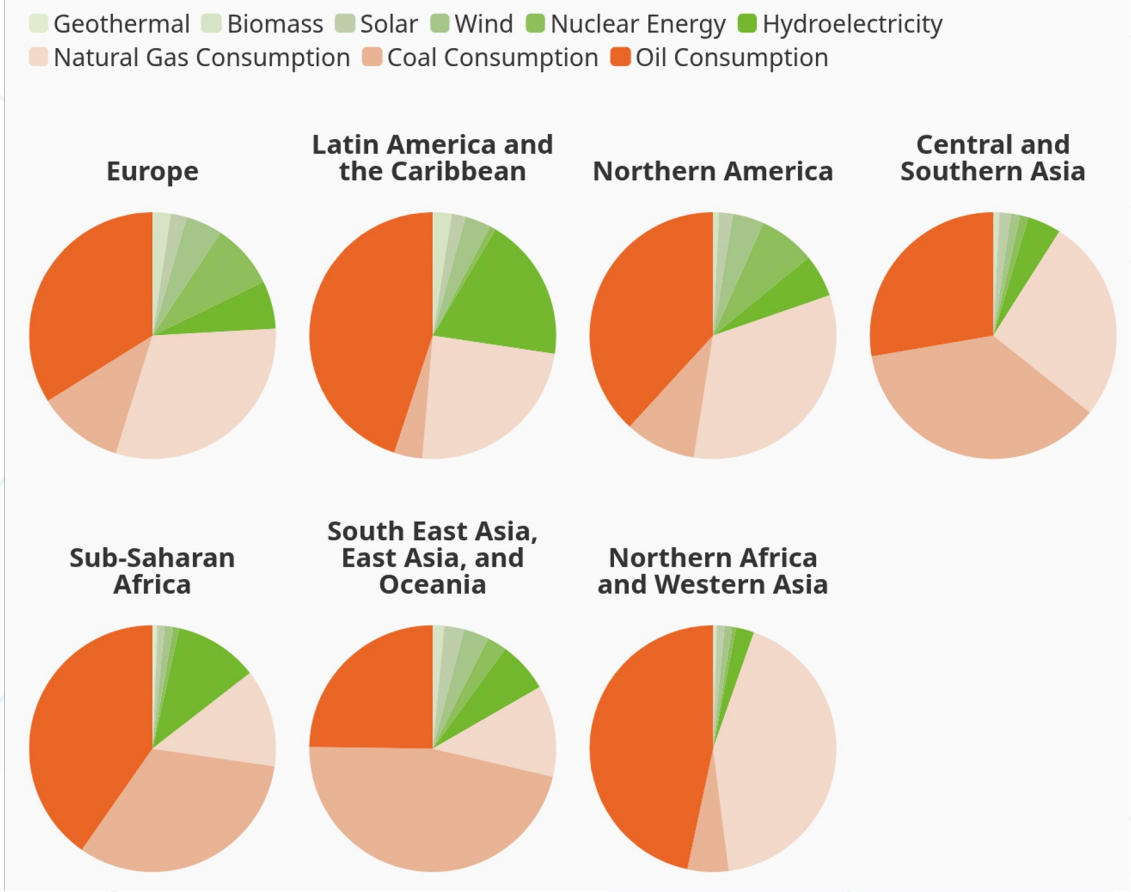
Il **settore energetico** è di gran lunga il principale emettitore di gas **serra**, con ben il **75,7%** delle emissioni mondiali.



Emissiones mondiales de gas serra per settore e uso finale, 2021. Fonte: (World Resources Institute 2024)

Consumo di energia per fonte

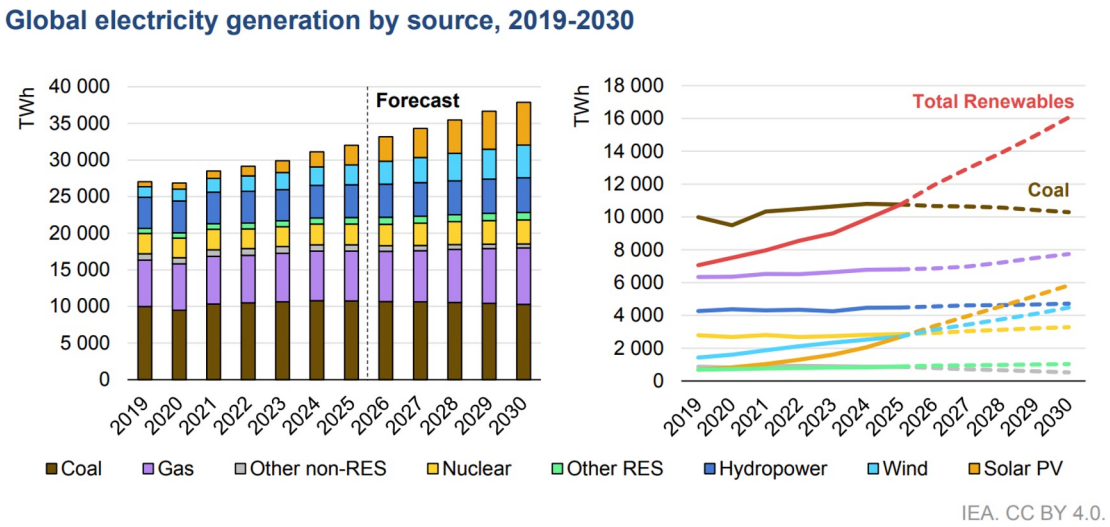
Circa due terzi del carbone usato nel mondo servono alla **produzione** nei sistemi **elettrici** (IEA 2025), accanto a idroelettrico, nucleare, eolico e solare come fonti principali



Fonte: stime dell'OMPI basate sul database GII e sull'EI Statistical Review of World Energy.

Il mix energetico sta diventando più pulito

Nel 2025 la produzione eolica dell'UE è calata di circa il 2,6% per venti più deboli, mentre l'idroelettrico è sceso di circa il 13% per le minori piogge, facendo salire l'uso di gas di circa l'8% (IEA 2026).



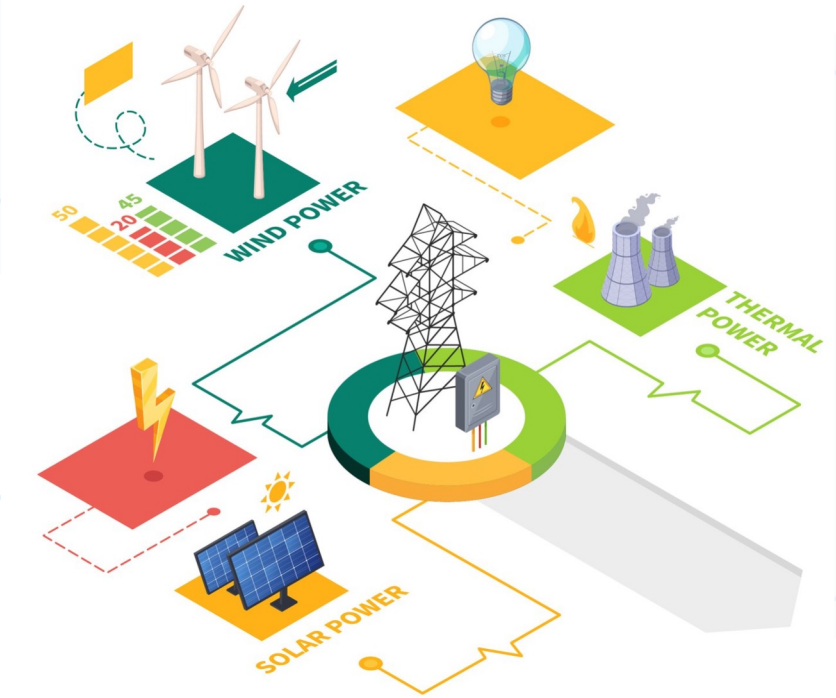
Notes: RES = renewable energy sources. 'Other non-RES' includes oil, waste and other non-renewable sources. 'Other RES' includes geothermal, bioenergy, concentrated solar power (CSP), and ocean energy. Data for 2026-2030 are forecast values.

Fonte: stime dell'OMPI basate sul database GII e sull'EI Statistical Review of World Energy.

Le reti rendono disponibile l’energia elettrica

Integrare fonti energetiche diverse rende la gestione dell’energia un problema complesso.

Attività come pianificazione, esercizio e manutenzione dipendono ora da fattori variabili.

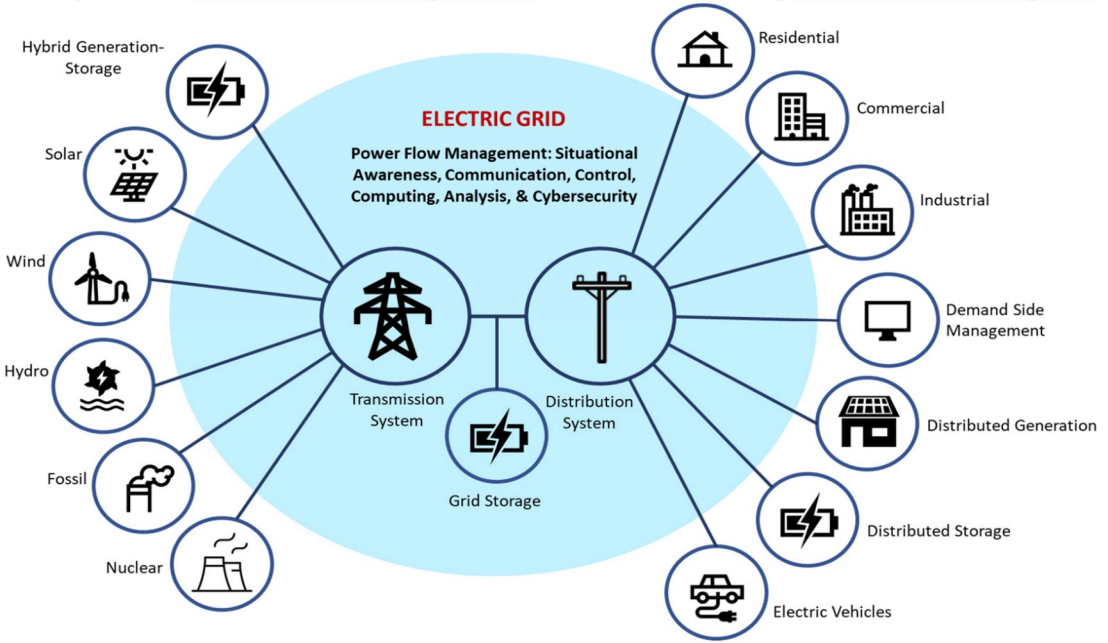


Integrazione nella rete. Fonte: Nigeria Energy Transition Plan (ETP 2025)

Fornire energia elettrica è un problema complesso

Dalla produzione al consumo: forse il sistema ingegneristico più complesso

Ancora più complessità: i cambiamenti nei profili di domanda

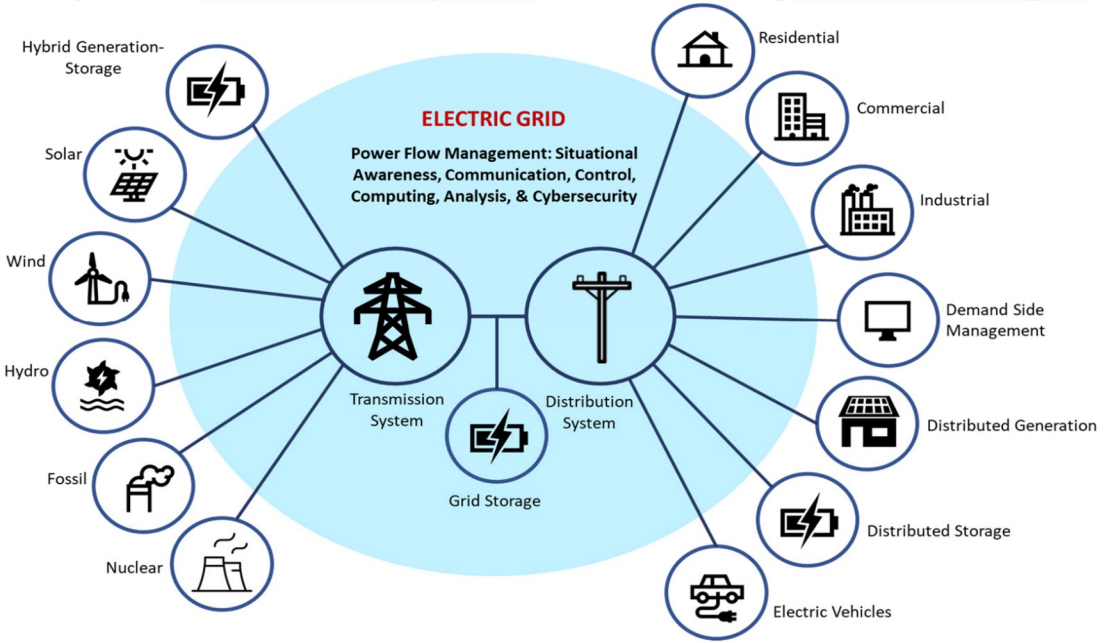


Fonte: U.S. Department of Energy, Office of Electricity, Next-Generation Grid Technologies, figura 2, 2021

Fornire energia elettrica è un problema complesso

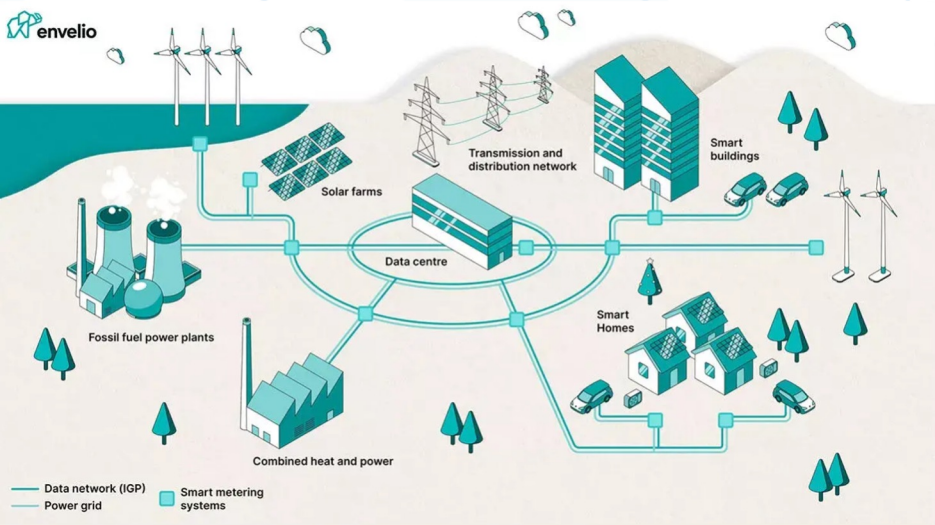
Molte attività ingegneristiche:

unit commitment e dispacciamento economico, previsione della domanda, pianificazione dell'espansione di generazione e trasmissione, stima dello stato, analisi dei flussi di potenza, clearing del mercato, regolazione di tensione e frequenza, protezioni, rilevamento dei guasti, manutenzione, bilanciamento del carico



Fonte: U.S. Department of Energy, Office of Electricity, Next-Generation Grid Technologies, figura 2, 2021

Perché l’IA per l’energia?



Smart Grid – How intelligent power grids enable the energy transition.(Envelio 2025)

- Le reti moderne affrontano **una complessità crescente**: più rinnovabili, bilanciamento in tempo reale, dati frammentari, domanda mutevole.
- **L’IA aggiunge un’intelligenza adattiva basata sui dati**: previsioni migliori, decisioni consapevoli del rischio, risposte in tempo reale.
- Sfida: ripensare l’esercizio dei sistemi elettrici



Sondaggio

Che cosa rende difficile gestire una rete elettrica?

L’IA per i sistemi energetici

L’IA emerge come fattore abilitante per modernizzare le applicazioni energetiche



Cinque ambiti chiave dell’IA

Pianificazione
Ottimizzazione della capacità a lungo termine e sviluppo delle infrastrutture

Esercizio
Gestione della rete in tempo reale, programmazione e monitoraggio delle risorse

Manutenzione
Analisi predittiva dell’affidabilità degli impianti

Mercati
Prezzi dinamici e ottimizzazione degli scambi di energia

Utenti finali
Gestione della domanda e ottimizzazione dei consumi

Metodi di IA e problemi energetici

Metodi di IA/AA usati

Analisi di serie temporali
Previsione di carico, rinnovabili e generazione

Deep learning e reti neurali (NN)
Previsione, rilevamento di anomalie, modellazione.

Computer vision
Mappatura e monitoraggio degli asset, pianificazione FV

Apprendimento per rinforzo
Gestione della domanda, accumulo, controllo di rete

Metodi con vincoli/PINN
Decisioni ottimali, dispacciamento, flussi di potenza

Principali problemi energetici

Previsione
Da profili di domanda stabili a rinnovabili incerte

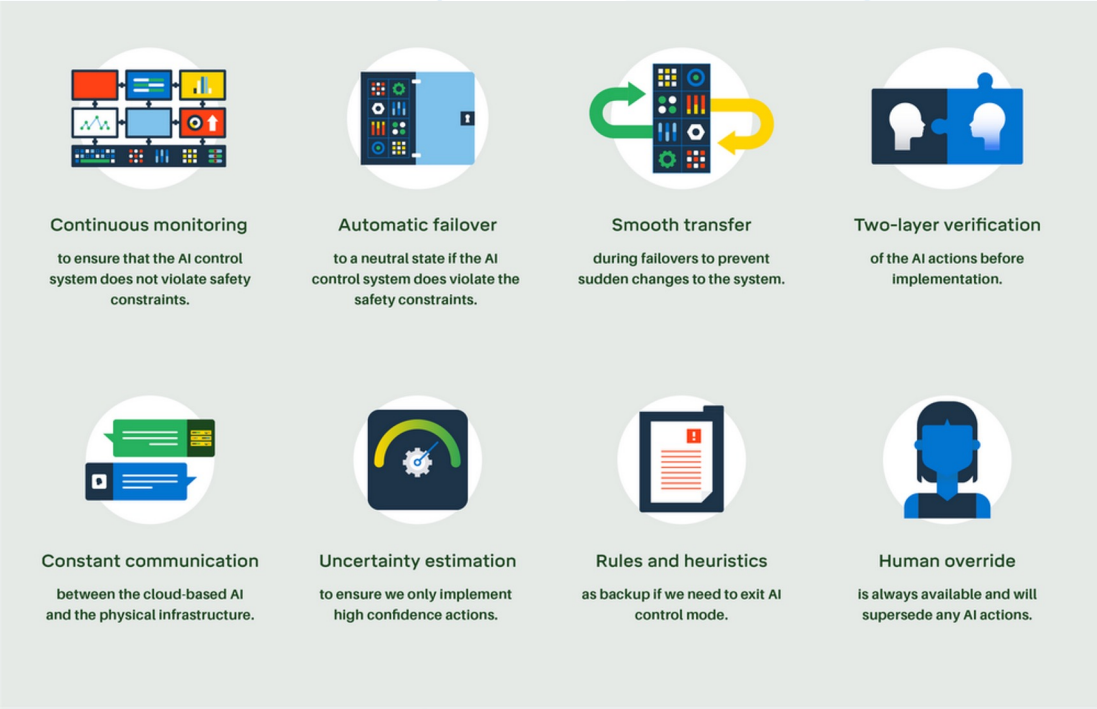
Dispacciamento ottimale
Da modelli statici a decisioni basate su sensori

Stato degli asset
Dalla manutenzione reattiva a quella predittiva

Espansione della rete
Da una pianificazione lenta a una localizzazione basata sui dati

Mercati e flessibilità
Da un esercizio rigido a risposte dinamiche

Dai dati di rete a decisiones sicure assistite dall'IA



«Safety-first AI for autonomous data center cooling and industrial control», (Google 2018)

Dai dati di rete a decisioni sicure assistite dall'IA

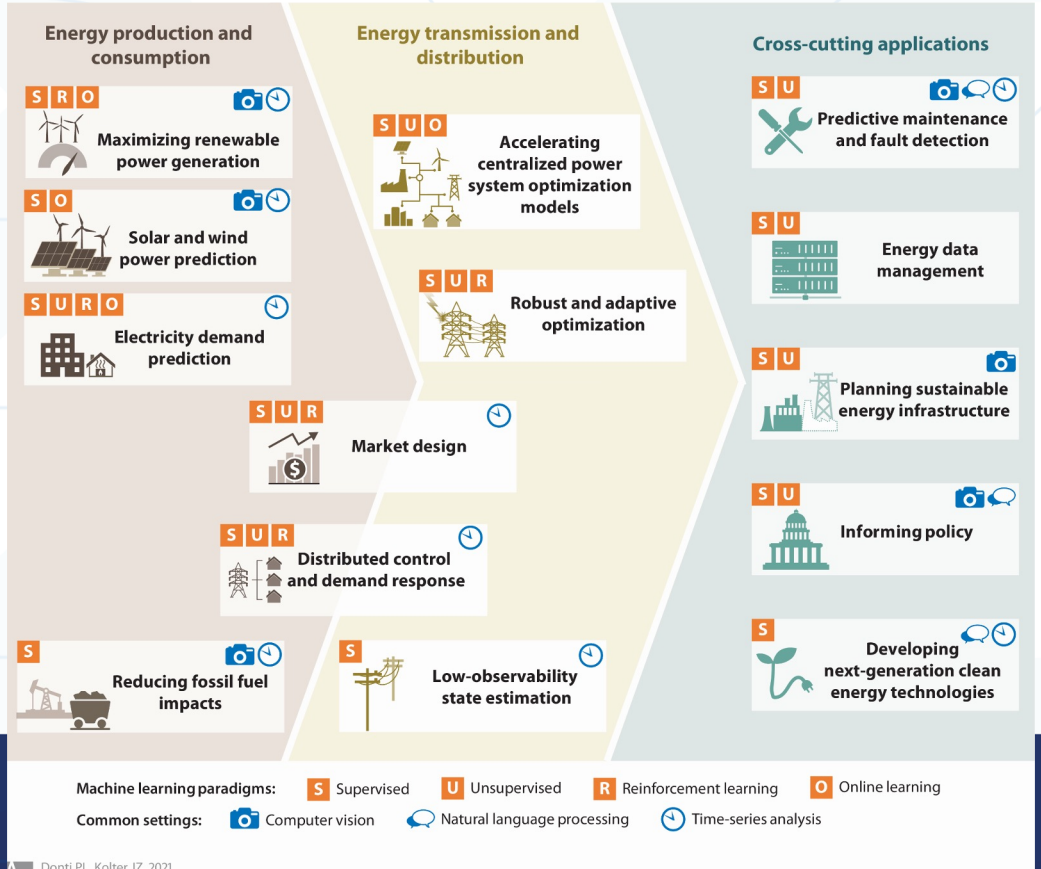
Dati:

- **PMU**: tensione, corrente, angolo di fase, frequenza, ~ms
- **SCADA / EMS**: dati di generatori, sottostazioni, interruttori, tensione e flussi di potenza, monitoraggio al secondo
- **Contatori intelligenti / AMI**: domanda, tensione, interruzioni, spesso a intervalli di 5-60 min
- **DER e dispositivi**: inverter FV, batterie, colonnine di ricarica, sensori degli edifici, dati meteo/NWP

Decisioni:

- Prevedere la produzione rinnovabile e la domanda
- Rilevare guasti, interruzioni, anomalie ed errori dei sensori
- Stimare lo stato della rete e i rischi di congestione
- Supportare dispacciamento, OPF, accumulo, ricarica dei VE e gestione della domanda
- Inviare raccomandazioni a gestori, mercati o controllori locali

Applicazioni ai sistemi energetici sostenibili

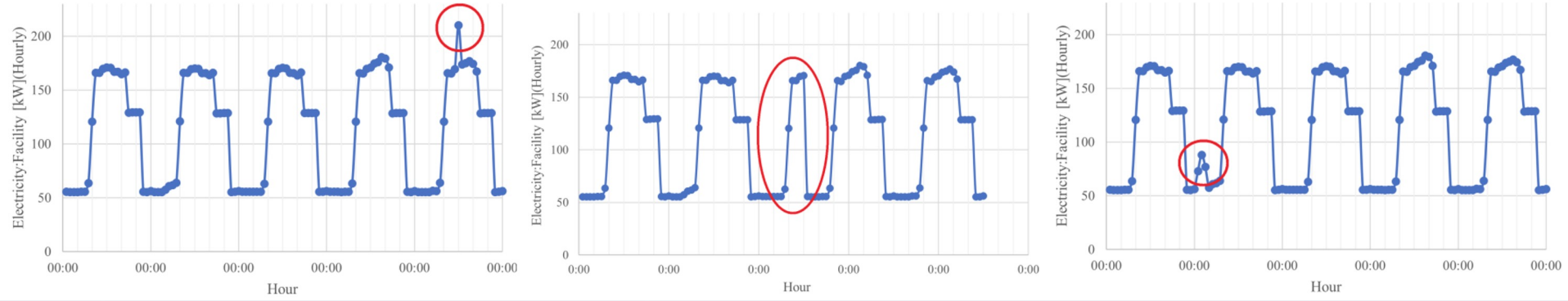


Rilevamento, identificazione e localizzazione dei guasti

I profili di funzionamento normale possono essere appresi da SCADA, sensori ad alta risoluzione, ispezioni e registri per generare allerte precoci:

- Rilevamento di anomalie
- Autoencoder
- Classificatori di guasti

Illustrazione di tre tipi di outlier nei dati di carico orari di un ristorante. Dati da Open EI (Zhang et al. 2021)

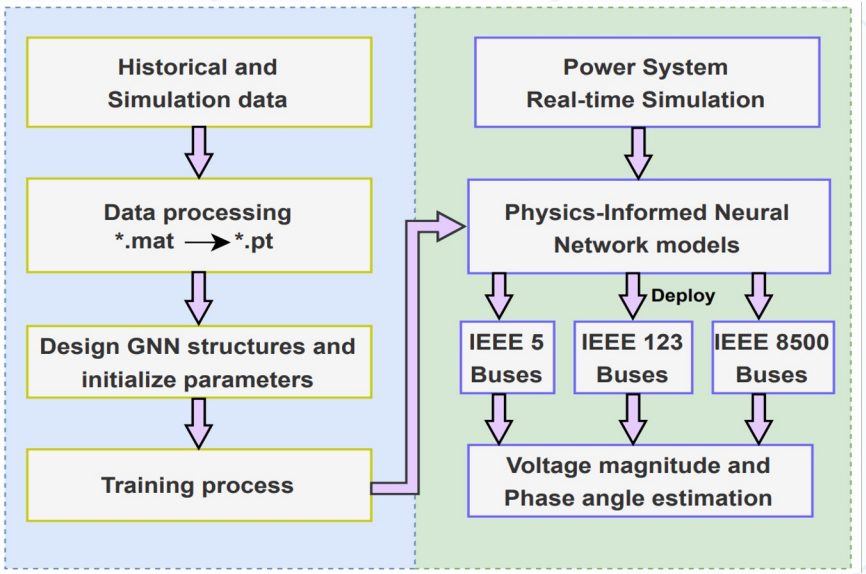


Dati incompleti? Stima dello stato a bassa osservabilità

Le reti di distribuzione mancano di dati topologici aggiornati e di sensori:

- Le **GNN** informate dalla fisica combinano topologia di rete, dati sparsi dei sensori ed equazioni del sistema elettrico per stimare tensioni e stati non misurati.

Risultati entro **10e-6** sui sistemi di test standard (Ngo et al. 2023)



Framework PINN (Ngo et al. 2023)

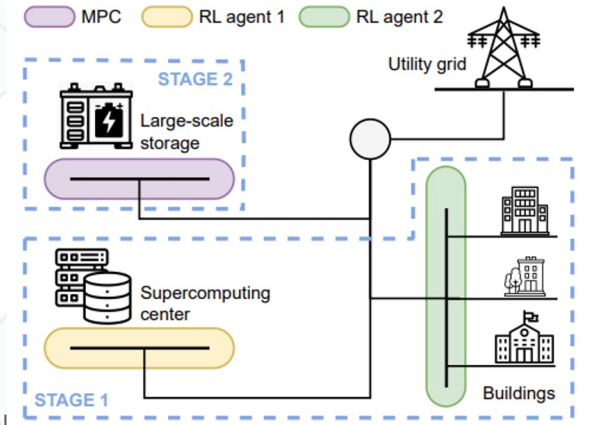
Gestione della domanda e controllo distribuito

L'AR può apprendere politiche di controllo per:

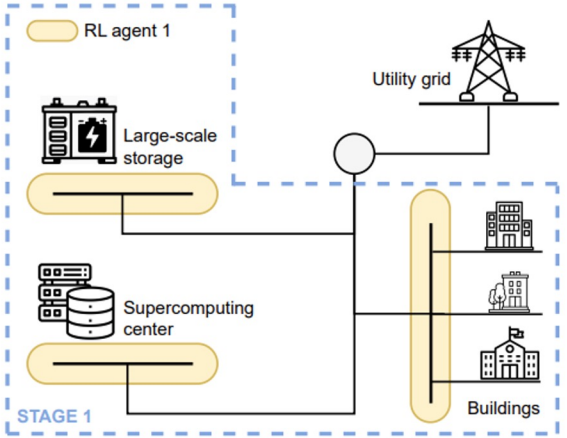
- Carichi flessibili
- DER
- Accumulo
- Ricarica dei VE
- Gestione della domanda

La sfida è multiobiettivo: riduzio
e, **novità per il settore**: trasferime
resilienza informatica.

Flusso di controllo durante addestramento e messa in opera in CommonPower. (Eichelbeck 2024)



(a) Two-stage control with balancing assets operated by an MPC and two different coalitions controlled by multi-agent RL.



(b) Centralized control using RL.

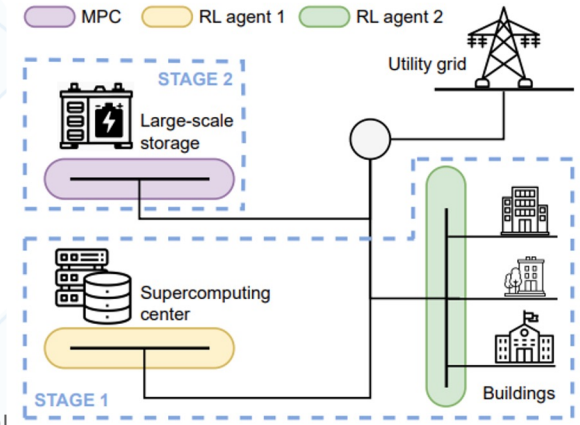
Gestione della domanda e controllo distribuito

Flusso di controllo durante addestramento e messa in opera in CommonPower. (Eichelbeck 2024)

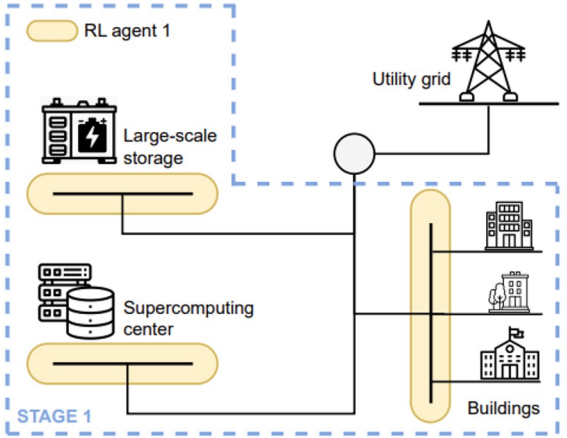
PPO/SAC (Eichelbeck 2024) con filtri di sicurezza che impongono i vincoli:

- >90% di conformità
- Banchi di prova sicuri per l'AR

La sfida è multiobiettivo: riduzio
e, **novità per il settore**: trasferime
resilienza informatica.



(a) Two-stage control with balancing assets operated by an MPC and two different coalitions controlled by multi-agent RL.

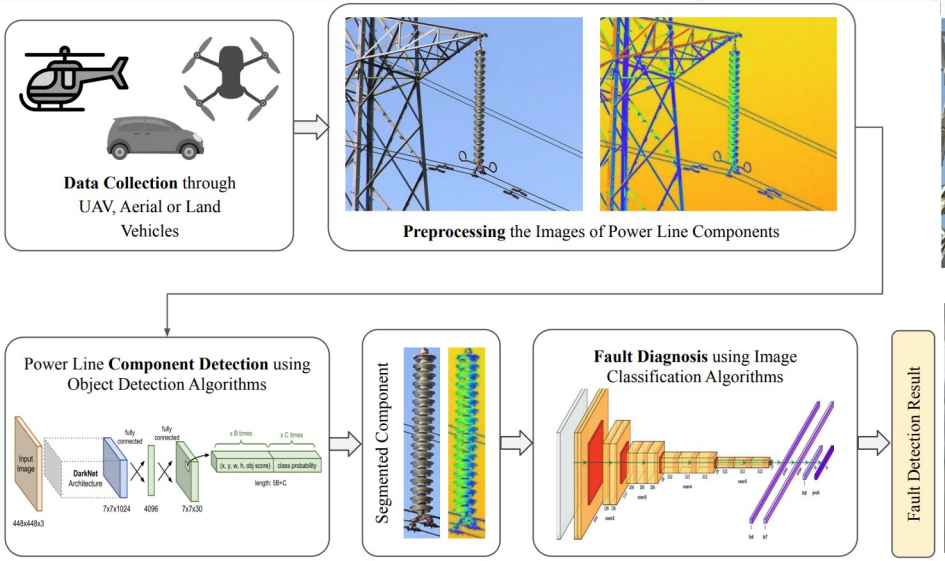


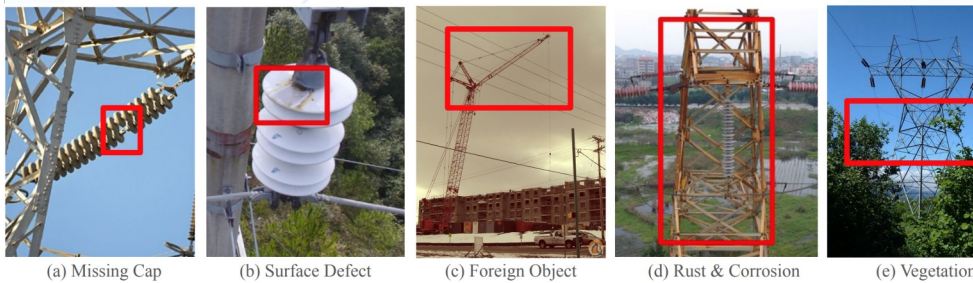
(b) Centralized control using RL.

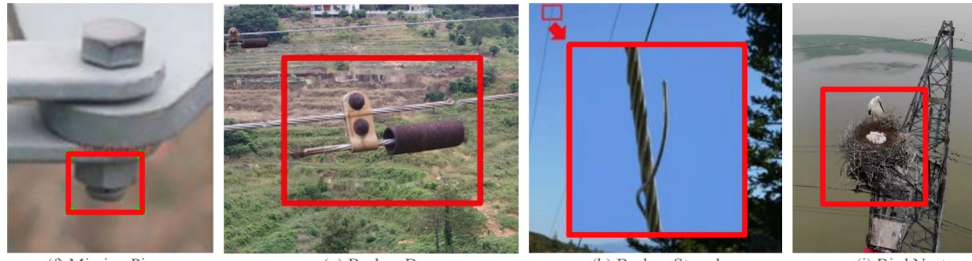
Rilevamento e monitoraggio dello stato delle infrastrutture

Portare la **computer vision** nella pianificazione dei sistemi elettrici per ampliare l'accesso all'elettricità, con dati eterogenei:

- Mappe, edifici, dati aperti sulle infrastrutture, utilizzo, immagini aeree
- Automatizzare l'ispezione delle infrastrutture elettriche (Faisal et al. 2025)



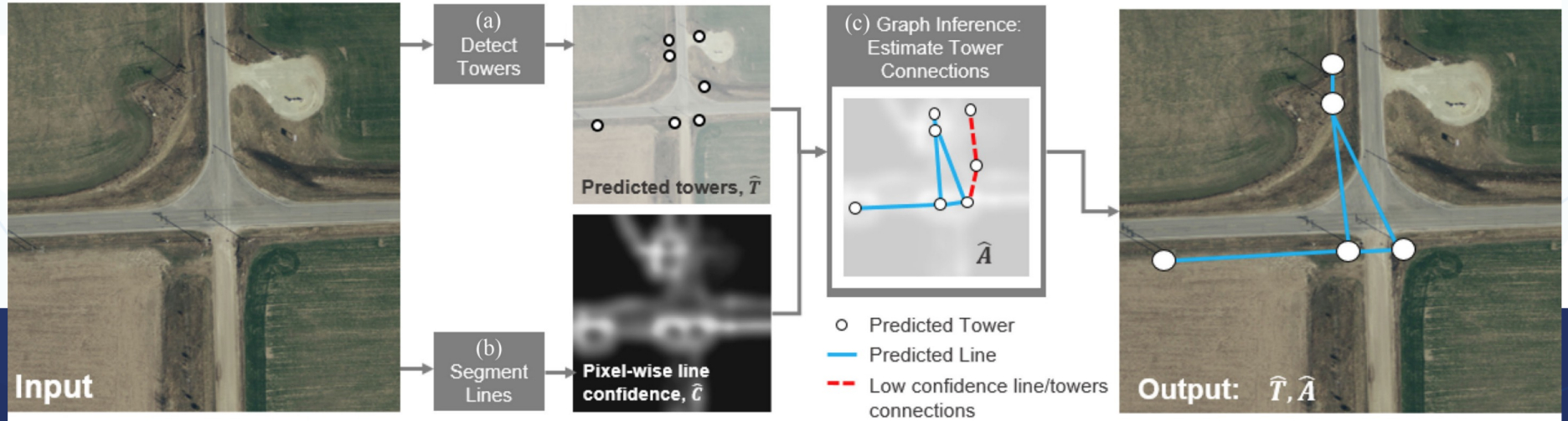




Rilevamento e monitoraggio dello stato delle infrastrutture

Portare la **computer vision** nella pianificazione dei sistemi elettrici per ampliare l'accesso all'elettricità, con dati eterogenei:

- Mappe, edifici, dati aperti sulle infrastrutture, utilizzo, immagini aeree
- Rilevare la topologia e le interconnessioni delle linee è necessario per l'espansione della capacità (Huang et al. 2021)



Sondaggio

Quale attività dei sistemi elettrici è oggi più pronta per la messa in opera?

La previsione per i sistemi energetici

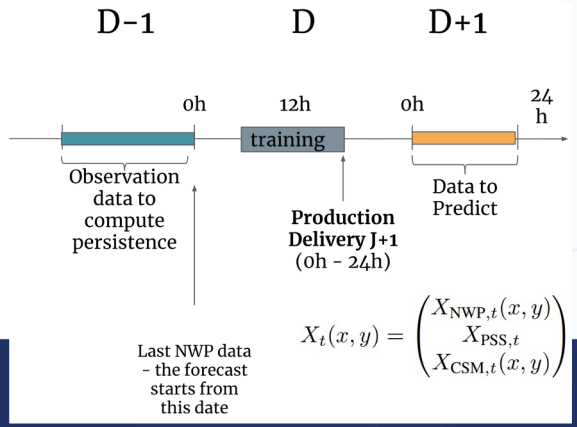
Che cosa prevediamo?

Supporta dispacciamento, accumulo, mercati, gestione della domanda e integrazione delle rinnovabili:

- Domanda/carico, solare, eolico, idroelettrico, prezzi, intensità di carbonio della rete, flessibilità.

Dalla previsione statistica all'AA: il cambiamento principale è il passaggio da un'offerta stabile a una dipendente dal meteo

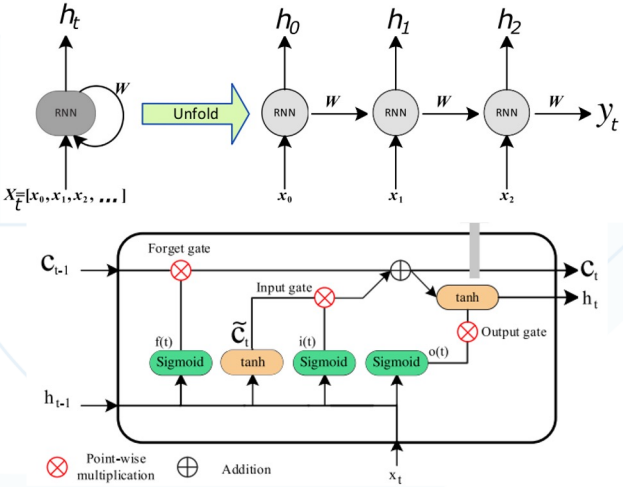
- **Input**: storico di produzione, SCADA, stazioni meteo, immagini satellitari/delle nuvole, NWP, metadati del terreno e del sito.
- **Output**: previsioni puntuali + probabilistiche.



Cronologia della previsione per il giorno dopo con aggregazione delle variabili di modelli standard e meteo (Mathe et al. 2019)

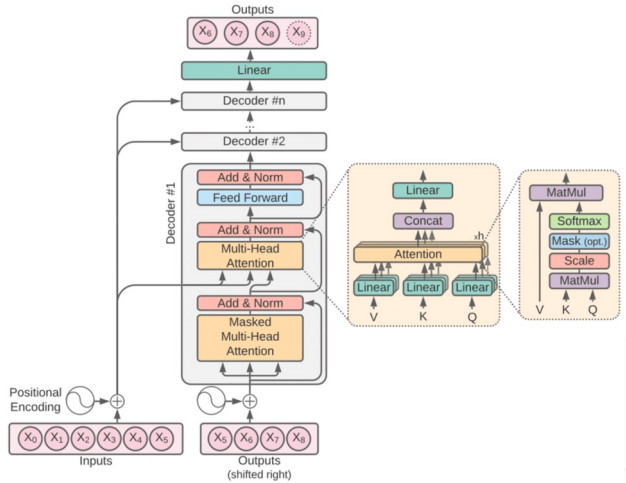
Deep learning per la previsione solare ed eolica

RNN / GRU / LSTM / Bi-LSTM: molto usate per le serie temporali (previsione a breve termine) (Guanoluisa-Pineda 2022, Díaz-Bedoya 2023)



«Forecasting Univariate Solar Irradiance using Machine learning models: A case study of two Andean Cities» (Diaz-Bedoya 2023)

Architetture Transformer: per modellare più siti e orizzonti. (Nascimento 2023)

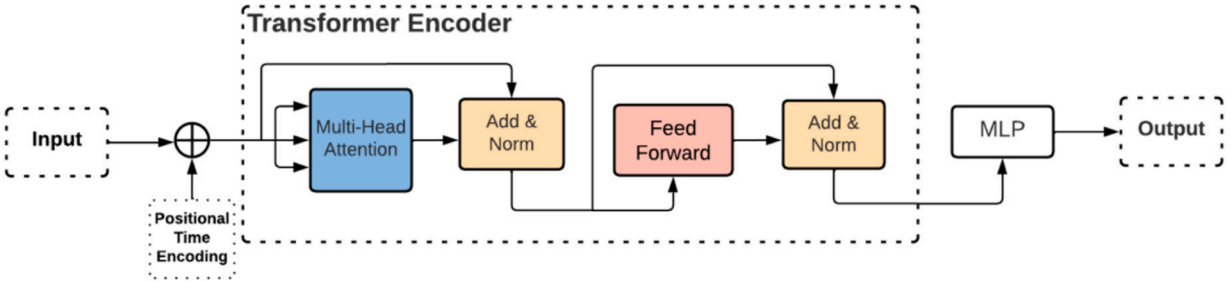


«Evaluation of the Transformer Architecture for Univariate Time Series Forecasting», (Lara-Benitez 2021)

E nei contesti su piccola scala?

I piccoli siti spesso non hanno molti dati dai sensori: riferimenti semplici possono battere i modelli profondi quando i dati scarseggiano.

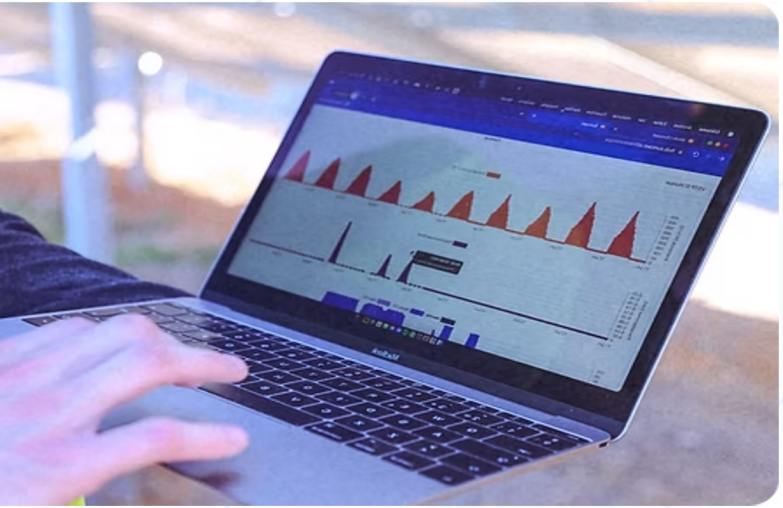
Sfruttare i bias induttivi: (Nascimento et al. 2023) Transformer integrato con trasformata wavelet per prevedere la velocità del vento e la potenza eolica su più torri anemometriche di città brasiliane a diverse altezze (100-150 m).



Il Transformer con wavelet ha ottenuto errori di previsione inferiori all'LSTM nella maggior parte dei siti e delle altezze, con maggiore coerenza nelle stime di velocità del vento e potenza.

Previsione operativa su larga scala

Su scala nazionale, l'AA di solito migliora o post-elabora i dati meteo, di domanda e dei gestori



Servizi di previsione meteorologica di SunCast, Cile. Fonte: (SunCast 2025)

Paese	Metodi	Risultati principali
Cile: velocità del vento per l'esercizio	TiDE ibrido + GraphCast	Miglioramenti del 4-21% a breve termine e del 5-23% a medio termine (Suri et al. 2024)
Francia: solare ed eolico su scala nazionale	AA con meteo ERA5	Le reti neurali hanno raggiunto un nRMSE del 4-10% (Lindas et al. 2025)
Grecia: carico del giorno dopo	RNN + apprendimento attivo + gemello digitale	I modelli specifici superano ancora quelli generalisti (Mylonas et al. 2024)
Europa: variabili meteorologiche	Modello meteo GNN + Transformer	Prestazioni comparabili a NWP e osservazioni di superficie (Lang et al. 2024)

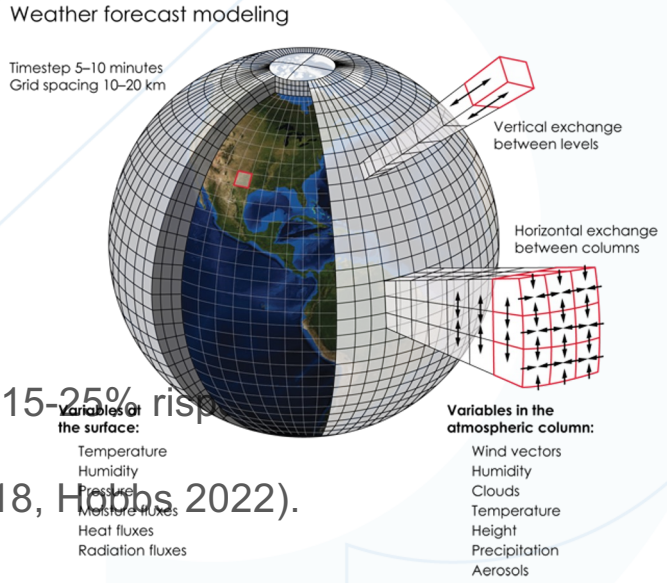
Downscaling e previsione spaziale

L'AA può trasformare previsioni meteo grossolane o dati satellitari in previsioni rinnovabili ad alta risoluzione a livello di sito.

Eolico: attenzione temporale su NWP + SCADA delle turbine, encoder di grafi spaziali per il layout del parco.

Idroelettrico: afflussi-deflussi + correzione residua con AA per gli afflussi e i set-point delle turbine a breve termine.

Potenziale: le rassegne riportano una riduzione dell'RMSE del ~15-25% rispetto alla persistenza e risparmi di riserva del ~10-15% quando si usano previsioni probabilistiche nel dispacciamento (Haupt 2018, Hobbs 2022).

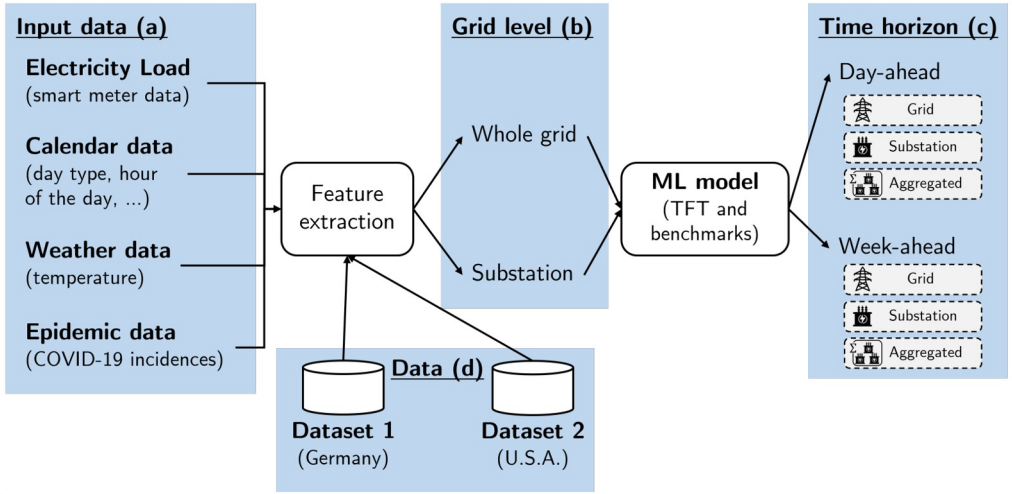


(K. Cantner AGI 2019)

Previsione della domanda nella transizione energetica

La domanda è meno prevedibile con VE, pompe di calore, prosumer, FV dietro al contatore e cambiamenti di comportamento.

L'AA aiuta a livello di linea, sottostazione e comunità (Giacomazzi et al. 2023).

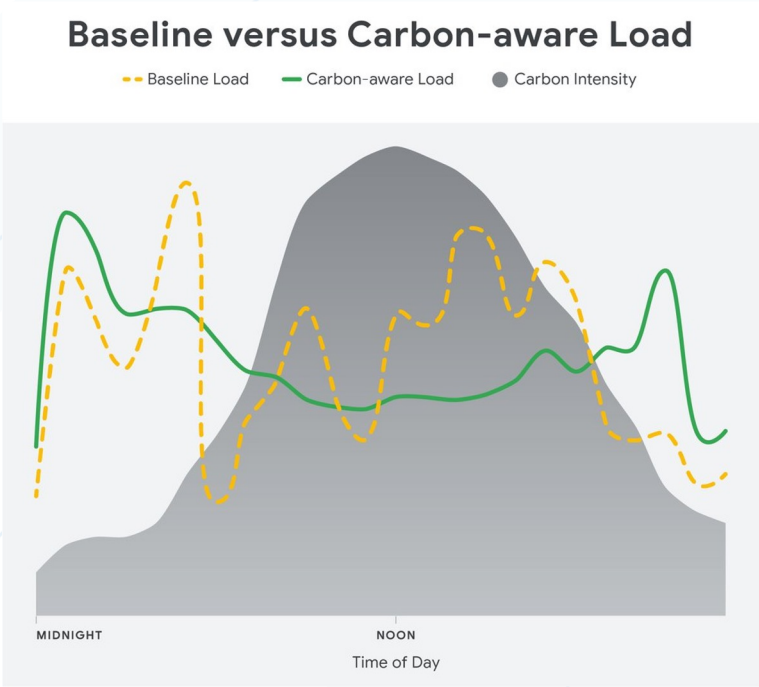


Le previsioni diventano azioni

Le previsioni alimentano:

- Il dispacciamento
- Le riserve
- Le offerte sul mercato
- La programmazione dell'accumulo
- Lo spostamento dei carichi in base al carbonio
- Le raccomandazioni ai gestori.

(Ancora) una sfida aperta:
le previsioni che tengono conto dell'incertezza sono più utili delle previsioni puntuali.



«Our data centers now work harder when the sun shines and wind blows», (Radovanovic 2020)

Domanda aperta

Che cosa dovrebbe ottimizzare una previsione?

Pausa

5 minuti



Sondaggio

Che cosa è peggio?

IA vincolata dalla fisica e ottimizzazione

Perché le reti neurali a scatola nera non bastano

L'IA per l'esercizio della rete non è solo previsione:

- deve rispettare la fisica, la sicurezza e i vincoli operativi.

OPF: il flusso di potenza ottimo è al centro dell'esercizio dei sistemi elettrici

- Minimizzare il costo di esercizio della rete nel rispetto del bilancio di potenza e dei limiti di tensione, termici e dei generatori

$$\min_{y} \quad f(y;x)$$

$$\text{s.t.} \quad g(y;x) \leq 0, \qquad h(y;x) = 0$$

Apprendere la fattibilità solo dai dati è uno spreco quando conosciamo una parte della fisica.

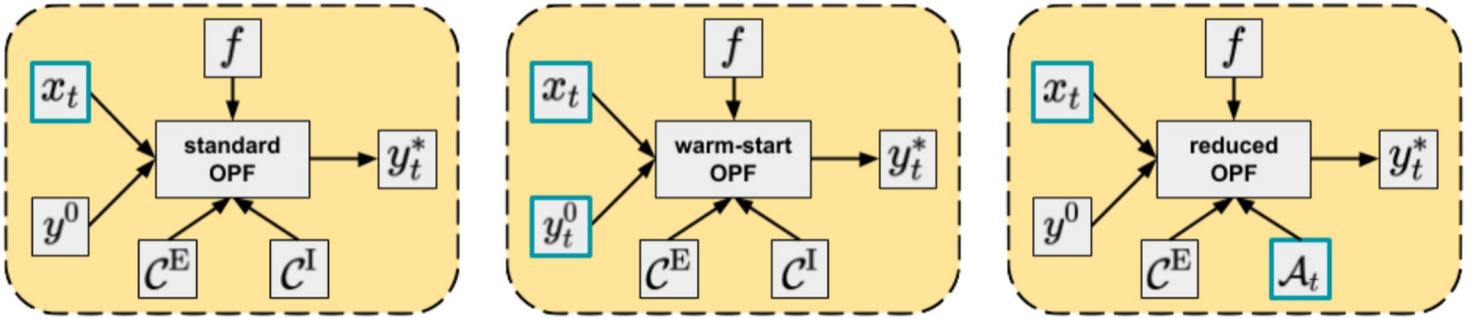
Strategie di apprendimento

Apprendere direttamente le soluzioni

- Usare le NN come regressori: associano parametri a OPF.
- Nessuna garanzia immediata di fattibilità.
- Altra opzione: prevedere un numero ridotto di variabili

Apprendere modelli indiretti

- Avvio a caldo: usare l'output previsto e risolvere il problema di ottimizzazione
- Usare le NN come classificatori: apprendere solo l'insieme attivo.

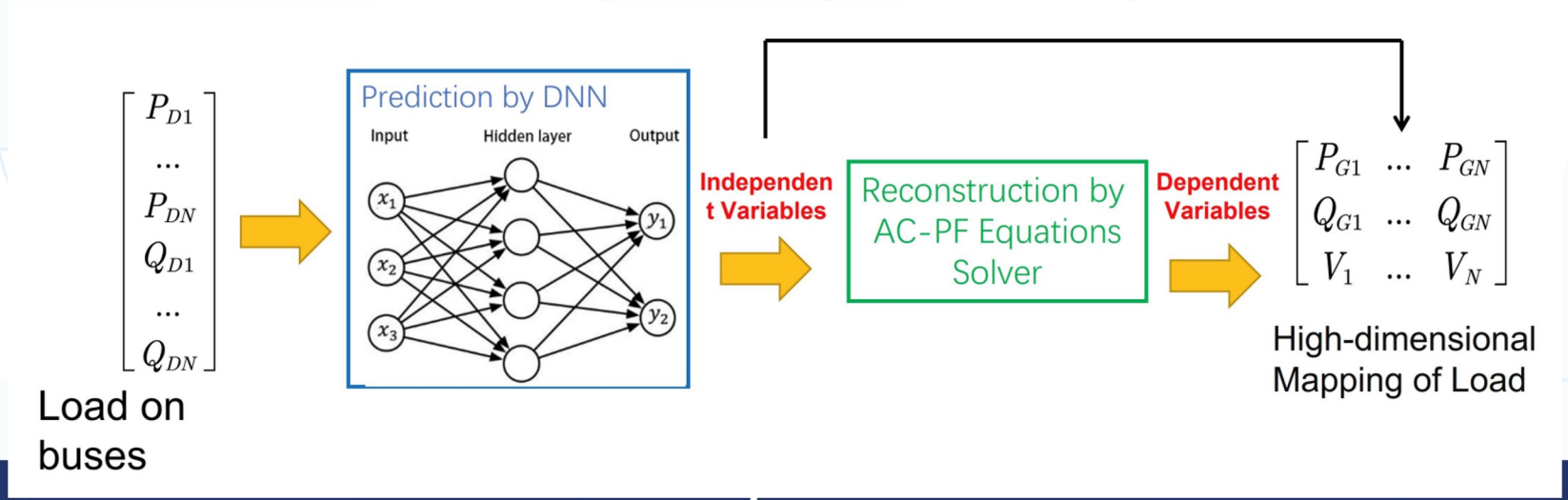


Principali approcci per risolvere l'OPF. Gli argomenti variabili sono evidenziati, gli altri possono essere fissi. (Mones 2021)

Perché oggi l'OPF va risolto più spesso

Rinnovabili, DER, VE, accumulo e incertezza creano molti scenari:

- Un approccio (Pan et al. 2020), **valore**: soluzioni più rapide, un nuovo modo di gestire la rete



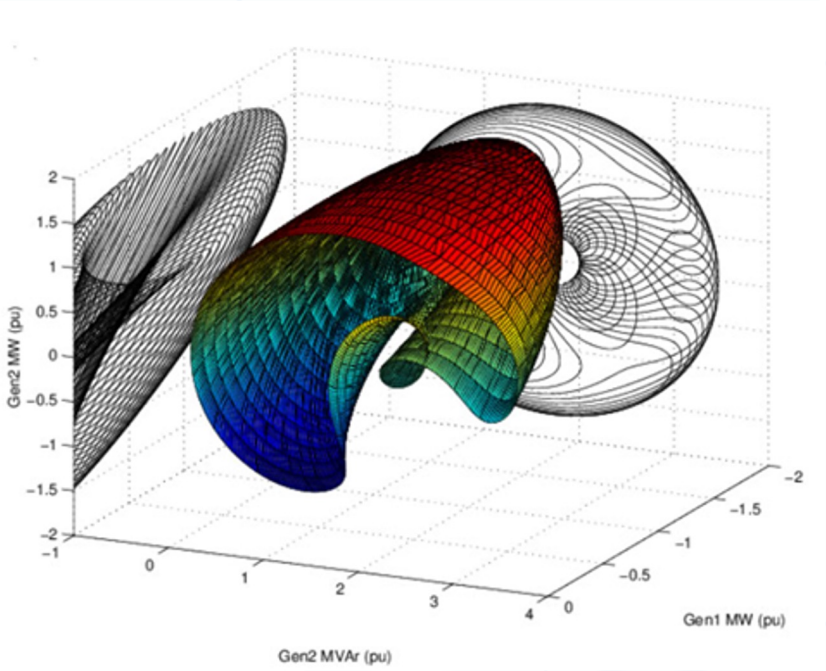
Come integrano le NN la conoscenza fisica?

Sfide:

- Natura non convessa dei sistemi elettrici.
- Reti grandi e complesse.
- Garantire un esercizio sicuro e affidabile.

Approcci:

- Penalità nella funzione di perdita
- Architetture vincolate
- Strati di flusso di potenza differenziabili e impliciti.

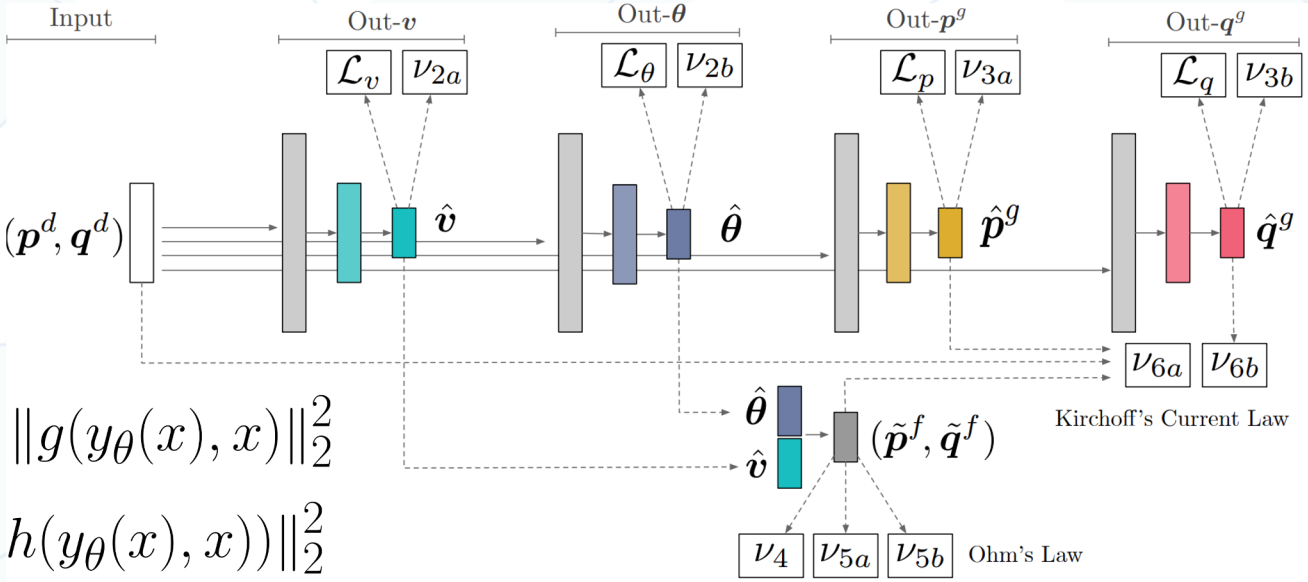


Spazio ammissibile del flusso di potenza. Fonte: (Babiker 2025)

PINN e penalità

Usare i vincoli noti come penalità lagrangiane (Chatzos et al. 2020):

$$\mathcal{L}(\theta) = \mathcal{L}_{\text{data}}(\theta) + \lambda_g \left\| g(y_\theta(x), x) \right\|_2^2 + \lambda_h \left\| \max(0,\ h(y_\theta(x), x)) \right\|_2^2$$



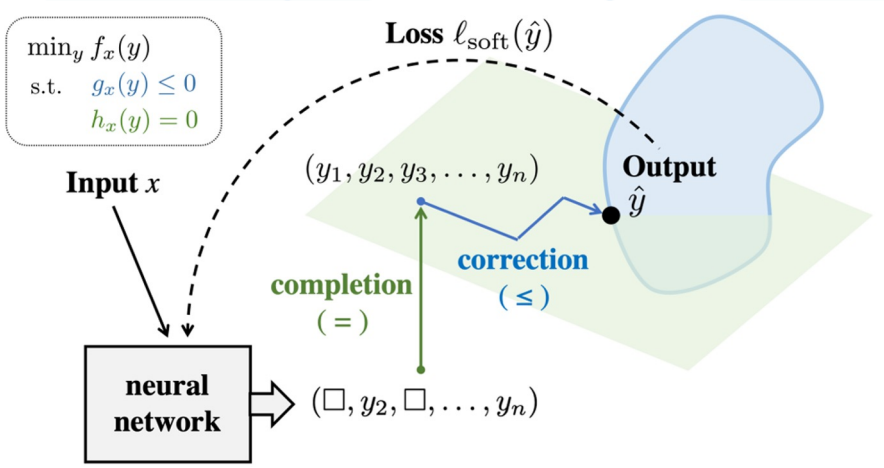
Modello OPF-DNN (Chatzos et al. 2020)

Integrare i vincoli del sistema nelle NN

Potremmo imparare a prevedere una soluzione parziale:

- Completare le uguaglianze
- Correggere le disuguaglianze

Poi ottimizzare l'obiettivo (Donti et al. 2021)



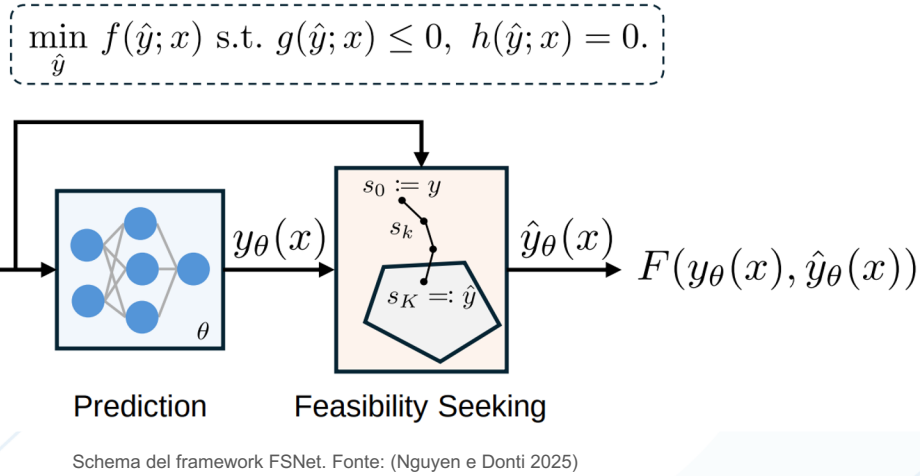
Schema del framework DC3. Fonte: (Donti 2021)

Integrare i vincoli del sistema nelle NN

Un secondo passo di ottimizzazione può aiutare a cercare la fattibilità prima della correzione, ottimizzando (Nguyen e Donti 2025):

$$\phi(s;x) = \|h(s;x)\|_2^2 + \left\|g^+(s;x)\right|$$

$$s_{k+1} = s_k - \eta_\phi \nabla_s \phi(s_k;x)$$



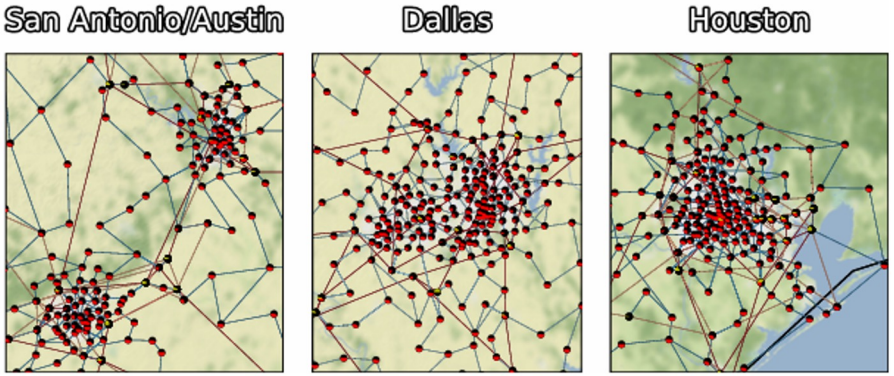
Schema del framework FSNet. Fonte: (Nguyen e Donti 2025)

Poi addestrare con la perdita:

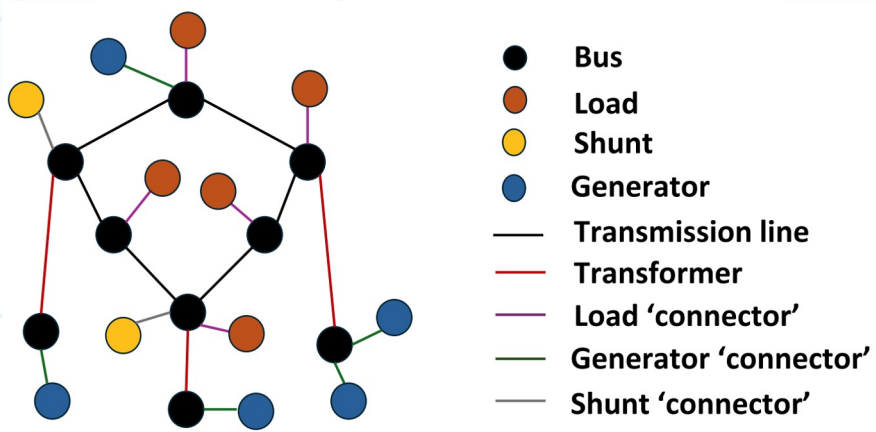
$$\mathcal{L}(\theta) = f(\hat{y}_\theta(x);x) + \frac{\rho}{2}\|y_\theta(x) - \hat{y}_\theta(x)\|_2^2$$

Apprendimento di rappresentazioni della struttura del sistema

Le reti elettriche sono grafi: usare la rete come struttura del modello, da soluzioni iniziali di OPF che migliorano l'efficienza dell'ottimizzazione (Diehl 2019) fino a un gap di ottimalità <1% e un **gap zero-shot nelle contingenze N-1 <3%** (Arowolo & Cremer 2025)



Mappa del dataset sintetico TEXAS. Fonte: (Diehl 2019)



Grafi eterogenei con diversi tipi di nodi e archi (Arowolo & Cremer 2025)

Sfide di messa in opera dei modelli e scarsità di dati

IA responsabile nei sistemi elettrici: che cosa può andare storto?

Nei sistemi elettrici, un errore dell'IA non è solo un errore di previsione

- Può diventare un problema di affidabilità, sicurezza, equità o cybersicurezza.

Sicurezza fisica
Comandi non fattibili o pericolosi, ritardi maggiori

Equità
I modelli possono rendere meno nelle reti con pochi dati

Automazione e perdita di controllo
I gestori possono fidarsi troppo dell'IA, soprattutto sotto pressione

Responsabilità
Log robusti, model card, datasheet e responsabilità chiare

Controllo umano: dall'IA consultiva all'autonomia

Consultiva	**IA:** prevede, rileva anomalie, raccomanda. **Persona:** decide ed esegue l'azione.	**Sì, comune per la rete**
Approvazione prima dell'azione	**IA:** propone l'azione di dispacciamento/controllo. **Persona:** approva prima dell'esecuzione.	**Possibile per le decisioni più lente**
Completamente autonoma	**IA:** pianifica, richiama strumenti, agisce su più sistemi. **Persona:** per lo più assente.	**Non pronta per l'esercizio della rete**

NIST AI RMF, App. C (2023), EPRI Journal (2026)



Sondaggio finale

Un agente di IA dovrebbe controllare la rete?

Perché non ancora l’IA agentica per il controllo critico della rete?

Catene imprevedibili

Piccoli errori possono propagarsi dinamicamente attraverso più chiamate a strumenti.

Accessi troppo privilegiati

Agenti con permessi ampi possono agire più in fretta di quanto le persone riescano a verificare.

Responsabilità difficile da attribuire

Non è chiaro quale prompt, strumento, memoria o stato del sistema abbia causato un’azione.

Rischi per la sicurezza

Connettori, strumenti e condivisione del contesto ampliano la superficie di attacco potenziale.

Le sfide della messa in opera dei modelli nel Sud globale



(Filho 2024)

3,5 miliardi di persone colpite da problemi di qualità/affidabilità elettrica nei paesi a basso e medio reddito (Flashpohler et al. 2024)

La scarsità di dati di rete frena la messa in opera

I dati aperti sbloccano l'innovazione ma possono amplificare le disuguaglianze:

- Ampliare la rappresentatività dei dati con anonimizzazione, aggregazione o privacy differenziale.
- Co-progettare le iniziative sui dati con istituzioni locali e comunità interessate.
- Affiancare ai dati aperti formazione locale e quadri di governance (ad es. ISO 50001, etica dell'IA dell'UNESCO).



«The Difference Between Data Governance vs. Data Management», (Semer 2019)

Dai vincoli di messa in opera a benchmark di IA riutilizzabili

GridWatch: sensore a spina a basso costo con batteria + collegamento cellulare.

- ~1.300 sensori installati ad Accra in 4 anni, con rilevazioni di tensione e frequenza ogni 2 minuti.

Accra Power: primo dataset di rete a lungo termine in un paese a basso e medio reddito (SAIDI, SAIFI, sottotensione), motore della ricerca sull'IA per l'energia.



«Helping global grids work smarter, not harder», (Flashpohler et al. 2024)

Conclusioni

Conclusioni

L’IA come acceleratore: integrare progetti pilota di previsione, controllo e automazione che mostrino una maggiore **affidabilità** misurabile.

Progettazione dei pilota: dalla ricerca alla messa in opera con **KPI** chiari: accuratezza, resilienza (SAIDI/SAIFI) e tCO_2 evitate.

Sicurezza: stabilire regole di base per la condivisione dei dati e livelli di sicurezza (apprendimento **vincolato**, **persona nel ciclo**).

… e **modelli e dati aperti**!



Climate Change AI

Grazie

jecordov@espol.edu.ec

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información

espol Escuela Superior Politécnica del Litoral