Climate Change AI

IA para sistemas elétricos e de energia

Dr José Córdova García
Professor associado
Líder de Analytics e Inteligência Artificial para a Sustentabilidade
Universidade ESPOL, Equador

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información

Leituras prévias

Panorama de sistemas de energia + IA
Donti & Kolter (2021), *Machine Learning for Sustainable Energy Systems*
https://doi.org/10.1146/annurev-environ-020220-061831
Panorama da IA para a ação climática, seção sobre sistemas elétricos e de energia
Rolnick et al. (2019), *Tackling Climate Change with Machine Learning*
https://arxiv.org/abs/1906.05433
IA responsável / supervisão humana
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/
LLMs e sua implantação no setor elétrico
EPRI Journal (2026), *Benchmarking Large Language Models for the Electric Power Sector*
https://eprijournal.com/benchmarking-large-language-models-for-the-electric-power-sector/

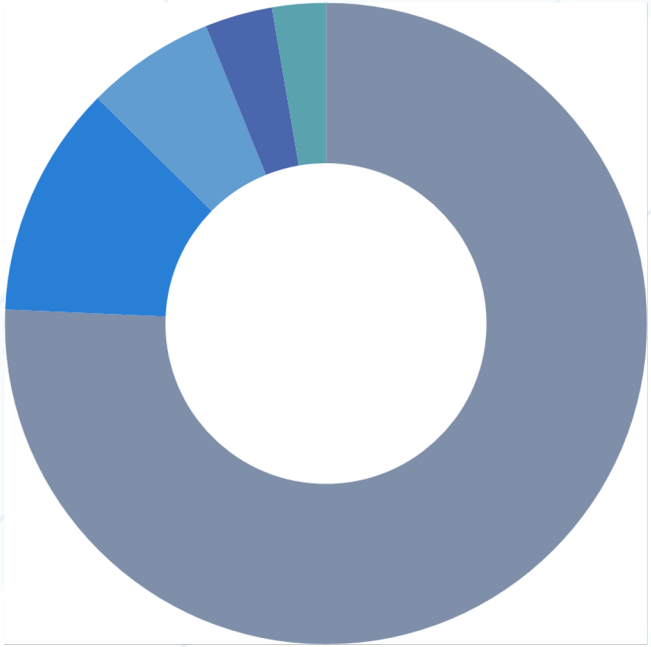
Agenda

1. Introdução aos sistemas elétricos e de energia
2. IA para sistemas de energia
3. Previsão da oferta renovável e da demanda
4. IA com restrições físicas e otimização
5. Desafios de implantação de modelos e escassez de dados
6. Considerações finais

Introdução aos sistemas elétricos e de energia

Energia e clima: emissões de gases

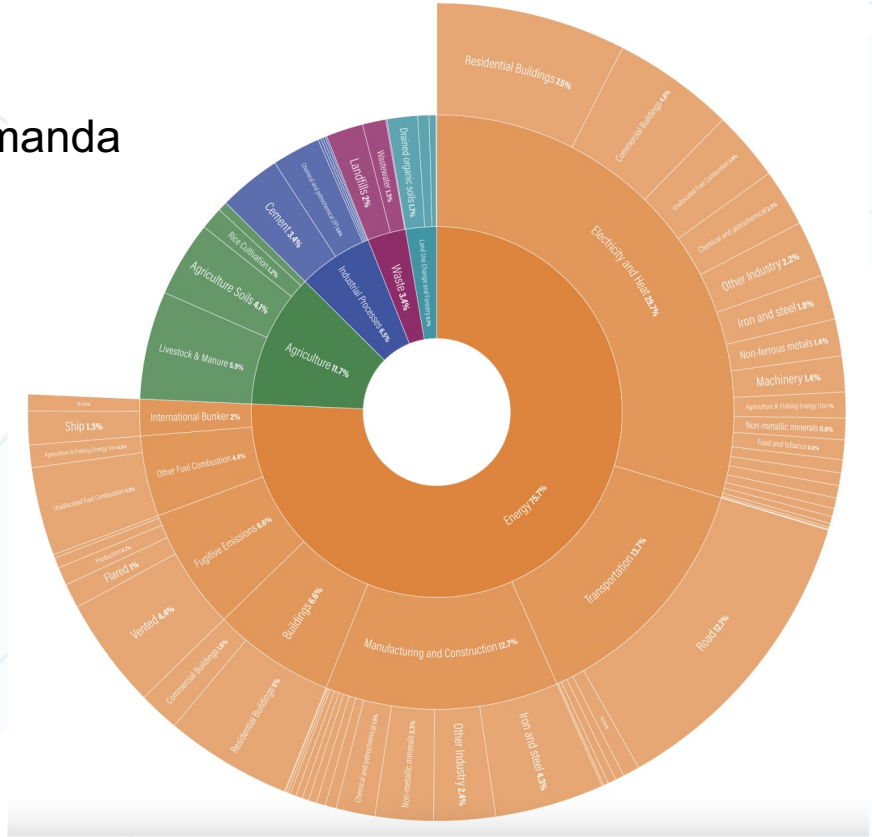
O **setor de energia** é, de longe, o que mais emite gases de efeito **estufa**: nada menos que **75,7%** no mundo.



Emissões globais de gases de efeito estufa por setor e uso final, 2021. Fonte: (World Resources Institute 2024)

Participação da eletricidade na demanda de energia

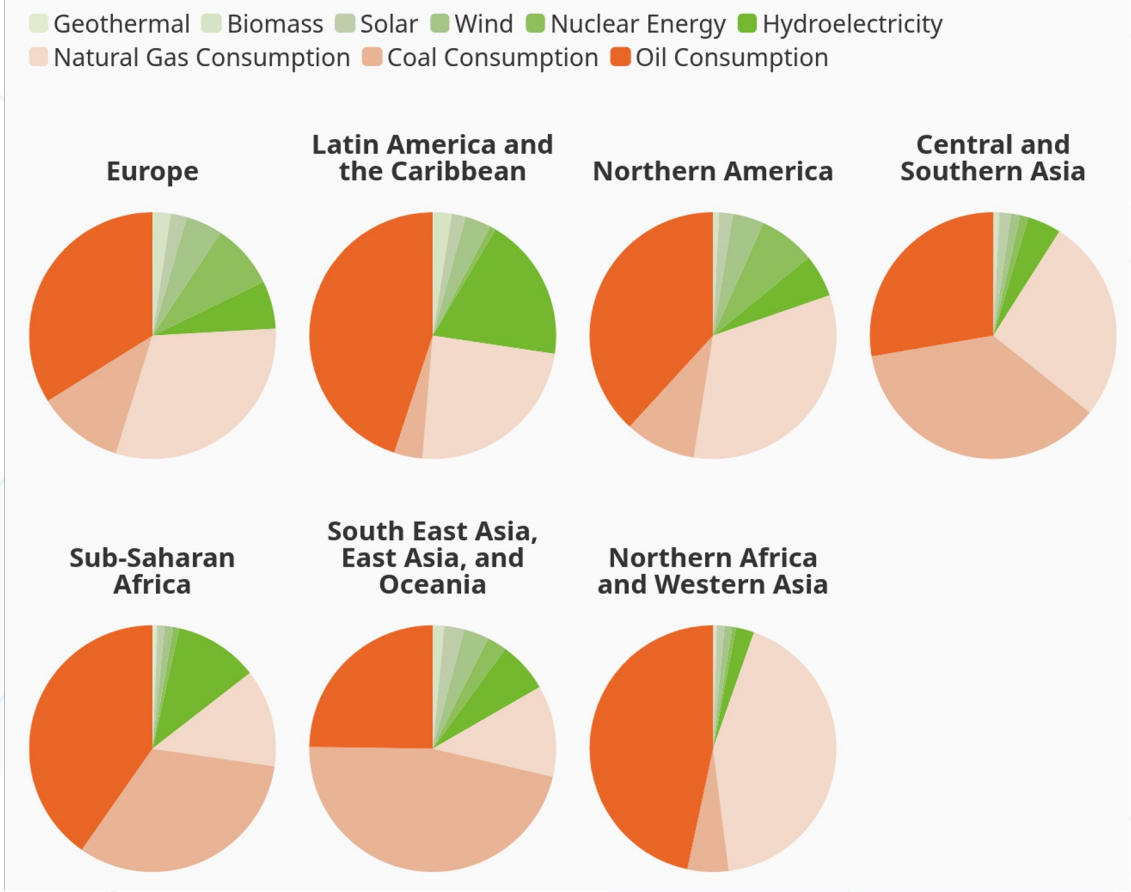
O **setor de energia** é, de longe, o que mais emite gases de efeito **estufa**: nada menos que **75,7%** no mundo.



Emissões globais de gases de efeito estufa por setor e uso final, 2021. Fonte: (World Resources Institute 2024)

Consumo de energia por fonte

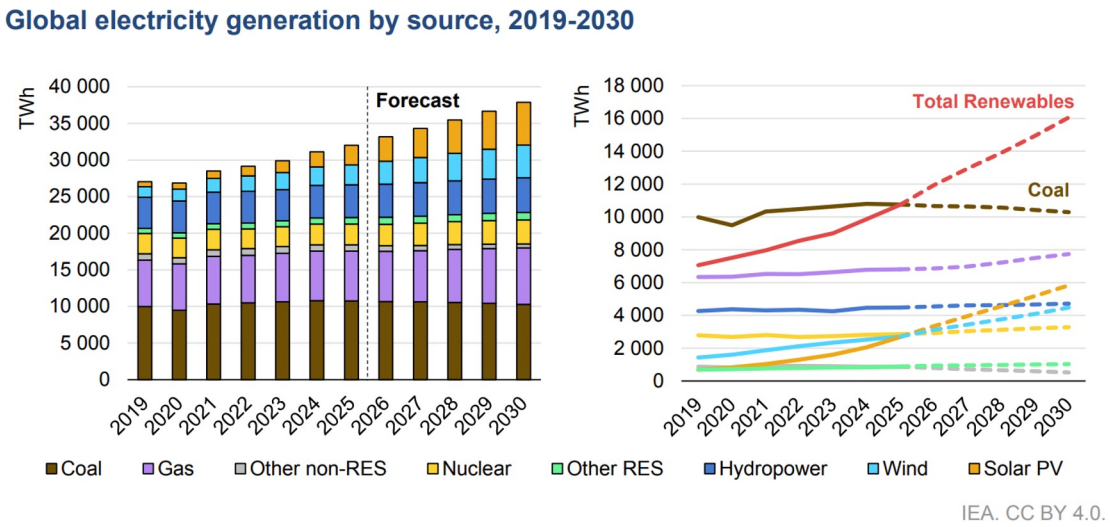
Cerca de dois terços do carvão usado no mundo vão para a **geração** em sistemas **elétricos** (IEA 2025), ao lado da hidrelétrica, nuclear, eólica e solar como fontes principais



Fonte: estimativas da OMPI com base no banco de dados do GII e no EI Statistical Review of World Energy.

A matriz energética está ficando mais limpa

Em 2025, a geração eólica da UE caiu cerca de 2,6% devido a ventos mais fracos, enquanto a hidrelétrica caiu cerca de 13% com a menor chuva, elevando o uso de gás em cerca de 8% (IEA 2026).



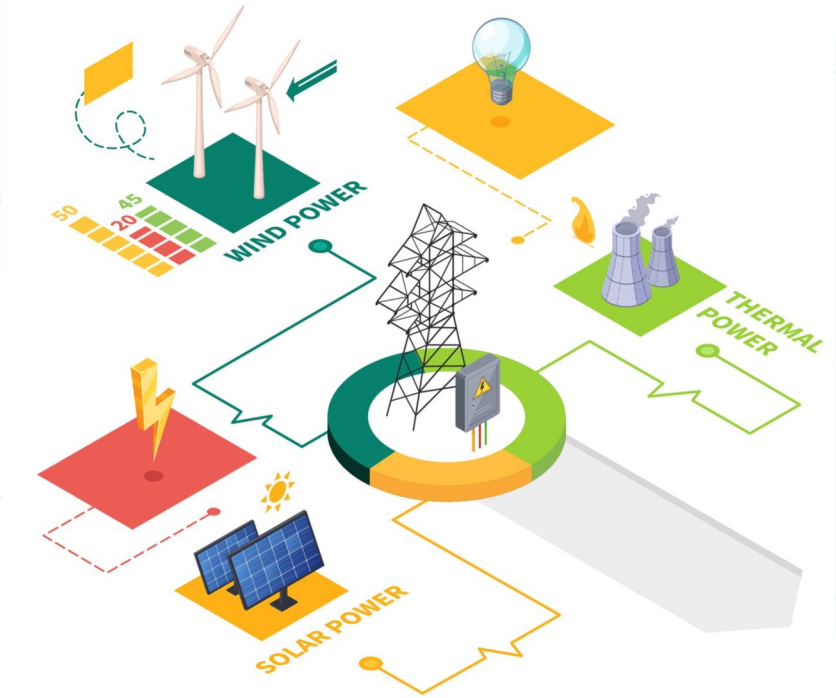
Notes: RES = renewable energy sources. 'Other non-RES' includes oil, waste and other non-renewable sources. 'Other RES' includes geothermal, bioenergy, concentrated solar power (CSP), and ocean energy. Data for 2026-2030 are forecast values.

Fonte: estimativas da OMPI com base no banco de dados do GII e no EI Statistical Review of World Energy.

As redes tornam a energia elétrica disponível

Integrar fontes de energia diferentes torna a gestão da energia um problema complexo.

Tarefas como planejamento, operação e manutenção agora dependem de fatores variáveis.

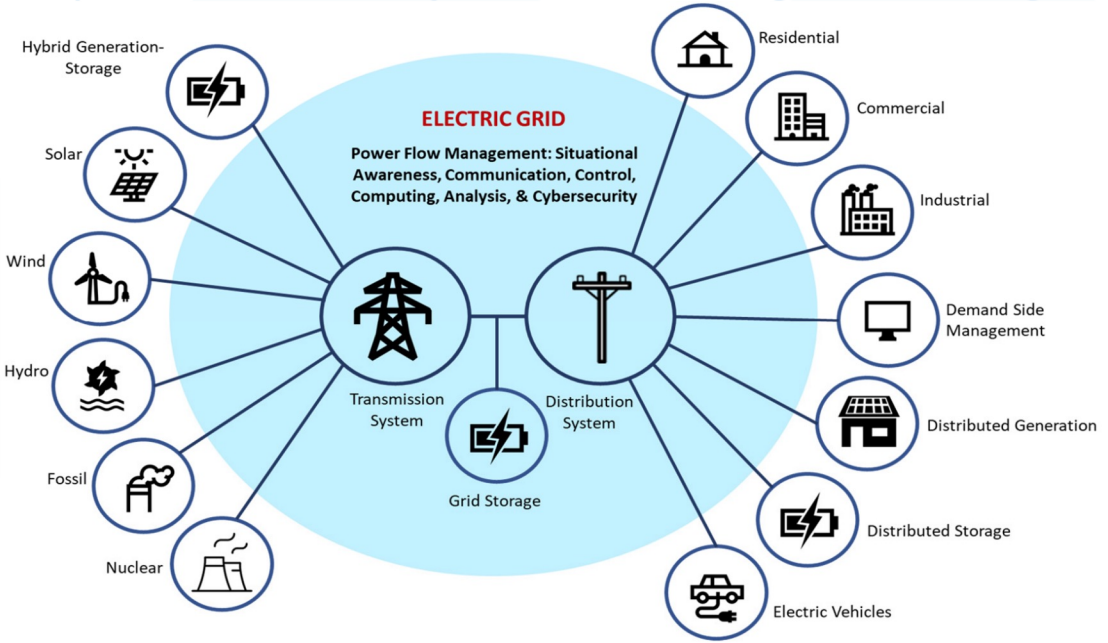


Integração à rede. Fonte: Nigeria Energy Transition Plan (ETP 2025)

Entregar energia elétrica é um problema complexo

Da geração ao consumo: talvez o sistema de engenharia mais complexo

Mais complexidade ainda: as mudanças nos padrões de demanda

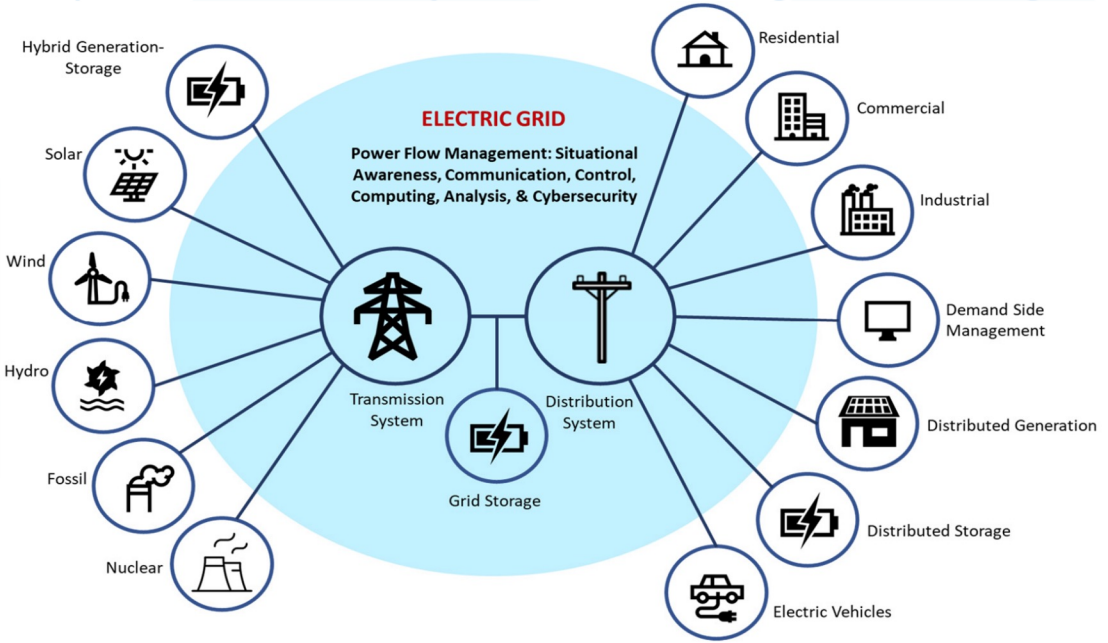


Fonte: U.S. Department of Energy, Office of Electricity, Next-Generation Grid Technologies, figura 2, 2021

Entregar energia elétrica é um problema complexo

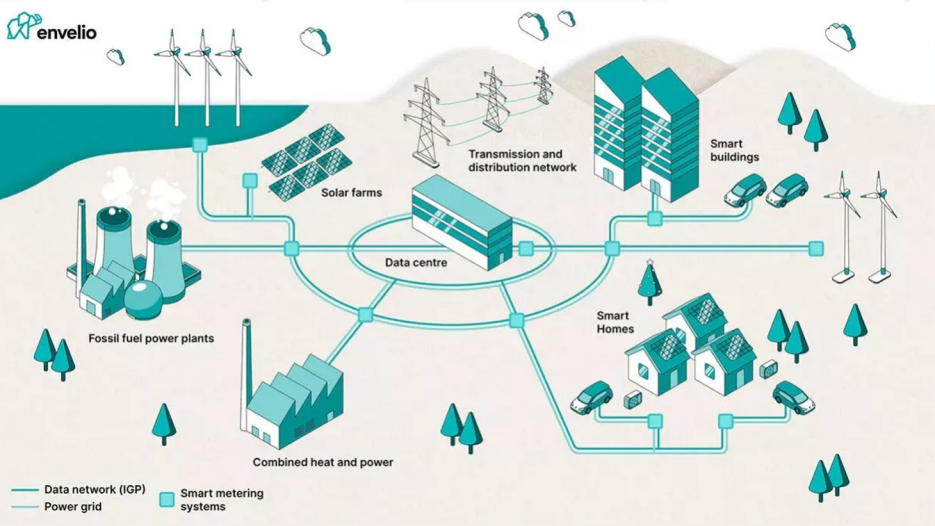
Muitas tarefas de engenharia:

comissionamento de unidades e despacho econômico, previsão de demanda, planejamento da expansão da geração e da transmissão, estimação de estado, análise de fluxo de potência, liquidação do mercado, controle de tensão e frequência, proteção, detecção de falhas, manutenção, balanço de carga…



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

Por que IA para a energia?



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

- As redes modernas enfrentam **complexidade crescente**: mais renováveis, balanço em tempo real, dados incompletos, demanda em mudança.
- **A IA acrescenta inteligência adaptativa e orientada por dados**: previsões melhores, decisões conscientes do risco, respostas em tempo real.
- Desafio: repensar a operação dos sistemas elétricos



Enquete

O que torna difícil operar uma rede elétrica?

IA para sistemas de energia

A IA surge como habilitadora essencial para modernizar as aplicações de energia



Cinco domínios-chave da IA

(Zhang 2024)

Planejamento
Otimização da capacidade de longo prazo e desenvolvimento da infraestrutura

Operação
Gestão da rede em tempo real, programação e monitoramento de recursos

Manutenção
Análise preditiva da confiabilidade dos equipamentos

Mercados
Preços dinâmicos e otimização da comercialização de energia

Usuários finais
Resposta da demanda e otimização do consumo

Métodos de IA e problemas de energia

Métodos de IA/AM usados

Análise de séries temporais
Previsão de carga, renováveis e geração

Aprendizado profundo e redes neurais (NN)
Previsão, detecção de anomalias, modelagem.

Visão computacional
Mapeamento e monitoramento de ativos, planejamento FV

Aprendizado por reforço
Resposta da demanda, armazenamento, controle da rede

Métodos com restrições/PINNs
Decisões ótimas, despacho, fluxos de potência

Principais problemas de energia

Previsão
De padrões de demanda estáveis a renováveis incertas

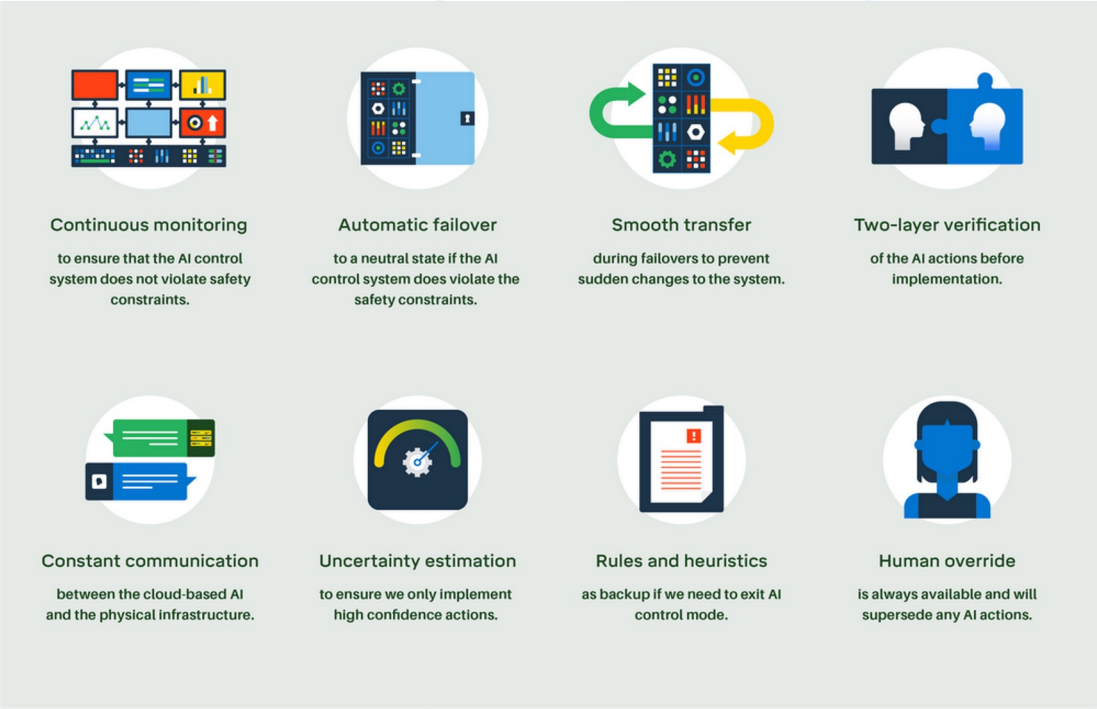
Despacho ótimo
De modelos estáticos a decisões com sensores

Saúde dos ativos
Da manutenção corretiva à preditiva

Expansão da rede
Do planejamento lento à localização orientada por dados

Mercados e flexibilidade
Da operação fixa a respostas dinâmicas

Dos dados da rede a decisões seguras assistidas por IA



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

Dos dados da rede a decisões seguras assistidas por IA

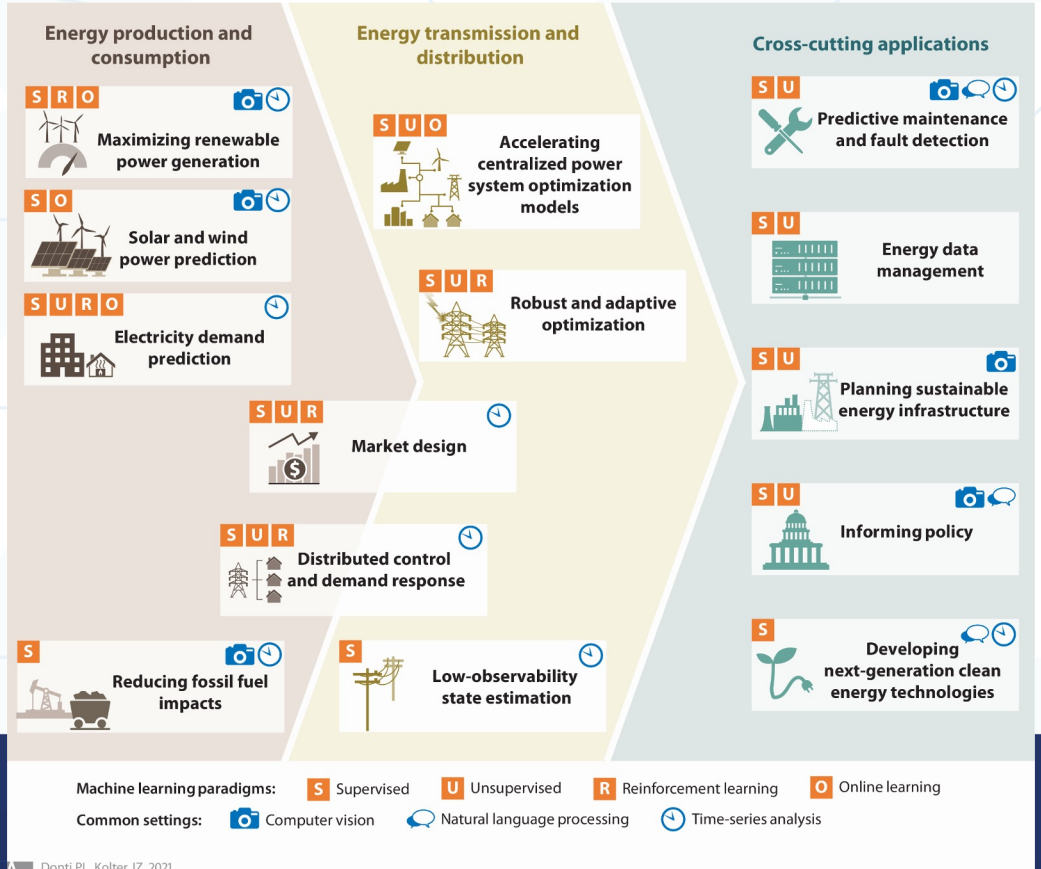
Dados:

- **PMUs**: tensão, corrente, ângulo de fase, frequência, ~ms
- **SCADA / EMS**: dados de geradores, subestações, disjuntores, tensão e fluxo de potência, monitoramento em segundos
- **Medidores inteligentes / AMI**: demanda, tensão, interrupções, muitas vezes em intervalos de 5 a 60 min
- **REDs e dispositivos**: inversores FV, baterias, carregadores de VE, sensores prediais, dados meteorológicos/NWP

Decisões:

- Prever a geração renovável e a demanda
- Detectar falhas, interrupções, anomalias e erros de sensores
- Estimar o estado da rede e os riscos de congestionamento
- Apoiar o despacho, o OPF, o armazenamento, a recarga de VEs e a resposta da demanda
- Enviar recomendações a operadores, mercados ou controladores locais

Aplicações em sistemas de energia sustentáveis

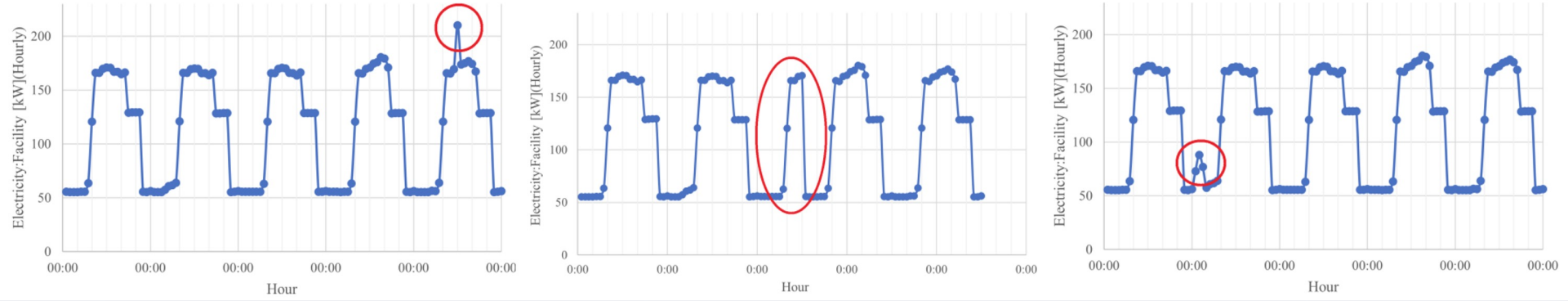


Detecção, identificação e localização de falhas

Padrões de operação normal podem ser aprendidos a partir do SCADA, de sensores de alta resolução, inspeções e registros para gerar alertas precoces:

- Detecção de anomalias
- Autoencoders
- Classificadores de falhas

Ilustração de três tipos de outliers em dados horários de carga de um restaurante. Dados do Open EI (Zhang et al. 2021)

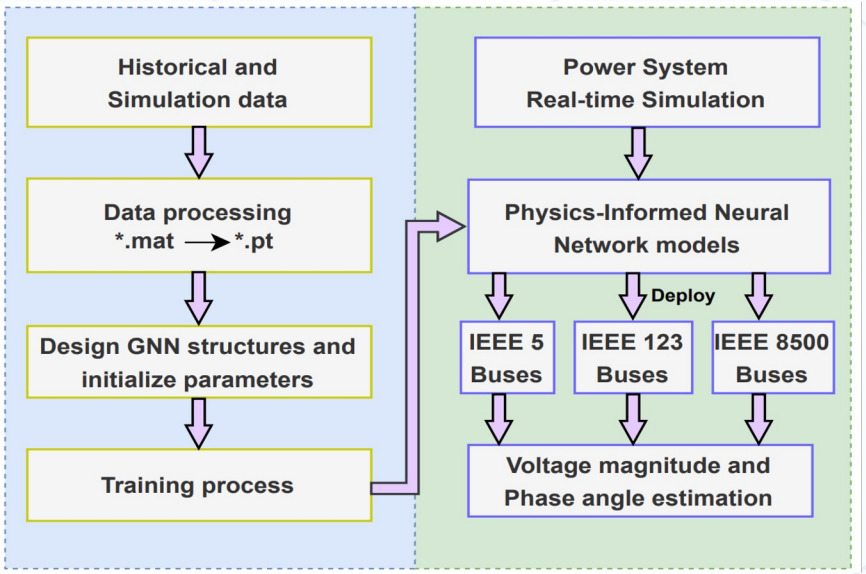


Sem dados completos? Estimação de estado com baixa observabilidade

As redes de distribuição carecem de dados de topologia atualizados e de sensores:

- **GNNs** informadas pela física combinam topologia da rede, dados esparsos de sensores e equações do sistema elétrico para estimar tensões e estados não medidos.

Resultados na ordem de **10e-6** em sistemas de teste padrão (Ngo et al. 2023)



Framework PINN (Ngo et al. 2023)

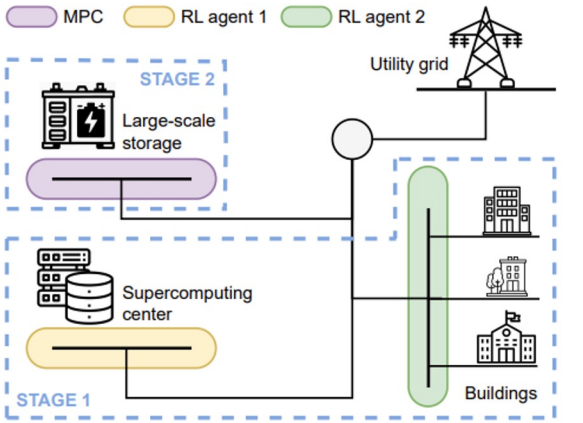
Resposta da demanda e controle distribuído

O AR pode aprender políticas de controle para:

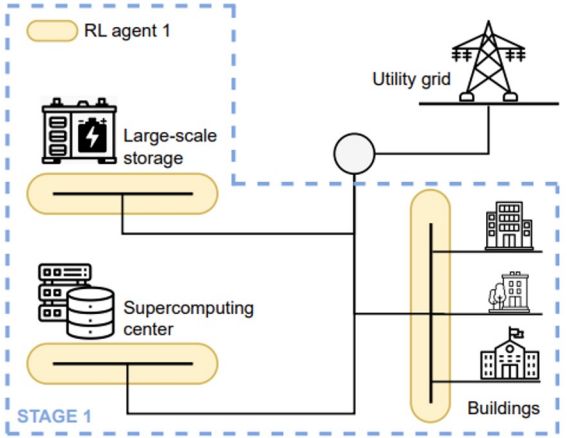
- Cargas flexíveis
- REDs
- Armazenamento
- Recarga de VEs
- Resposta da demanda

O desafio é multiobjetivo: reduç
físicas e, **como novidade para o**
para os operadores e resiliência cibernética.

Fluxo de controle no treinamento e na implantação no 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.

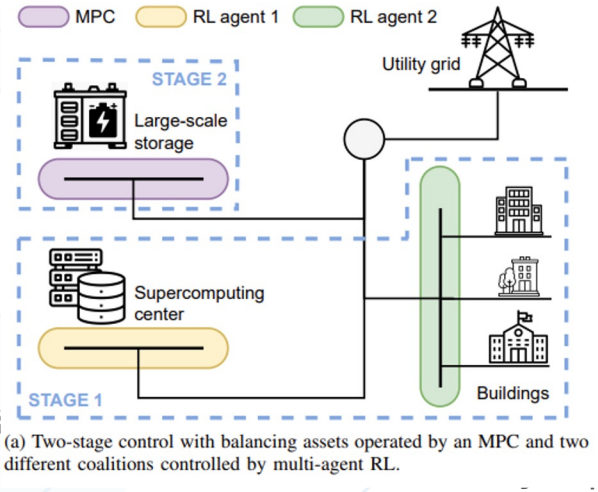
Resposta da demanda e controle distribuído

PPO/SAC (Eichelbeck 2024) com filtros de segurança que impõem restrições:

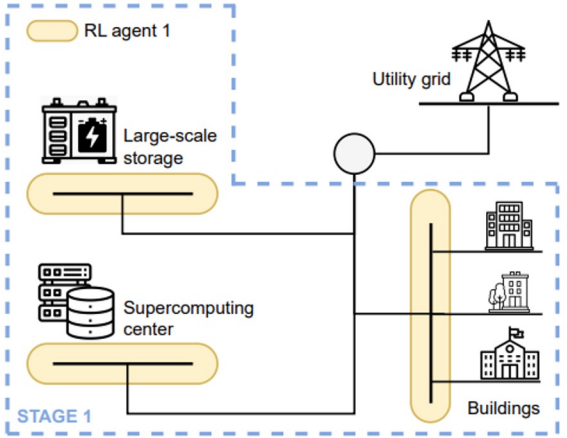
- >90% de conformidade
- Testes seguros para avaliar o AR

O desafio é multiobjetivo: reduç
físicas e, **como novidade para o**
para os operadores e resiliência cibernética.

Fluxo de controle no treinamento e na implantação no CommonPower. (Eichelbeck 2024)



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

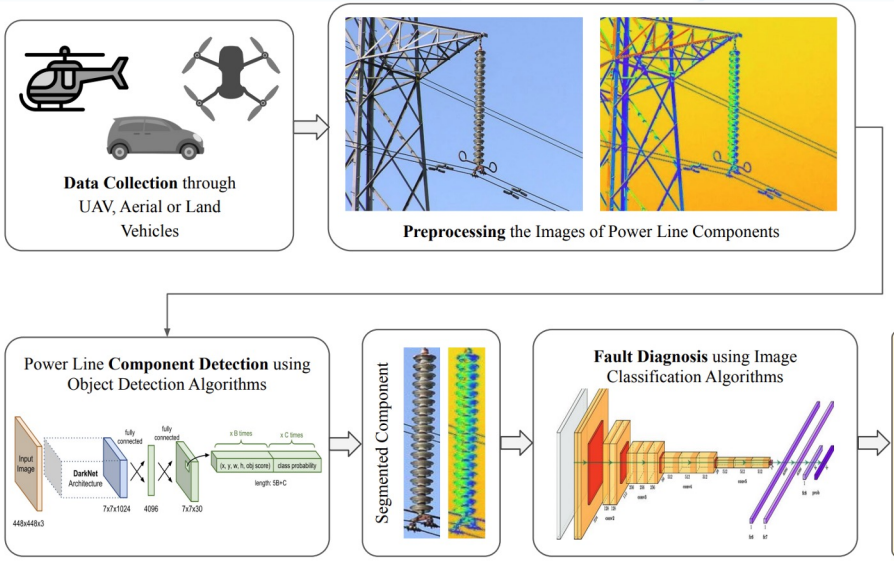


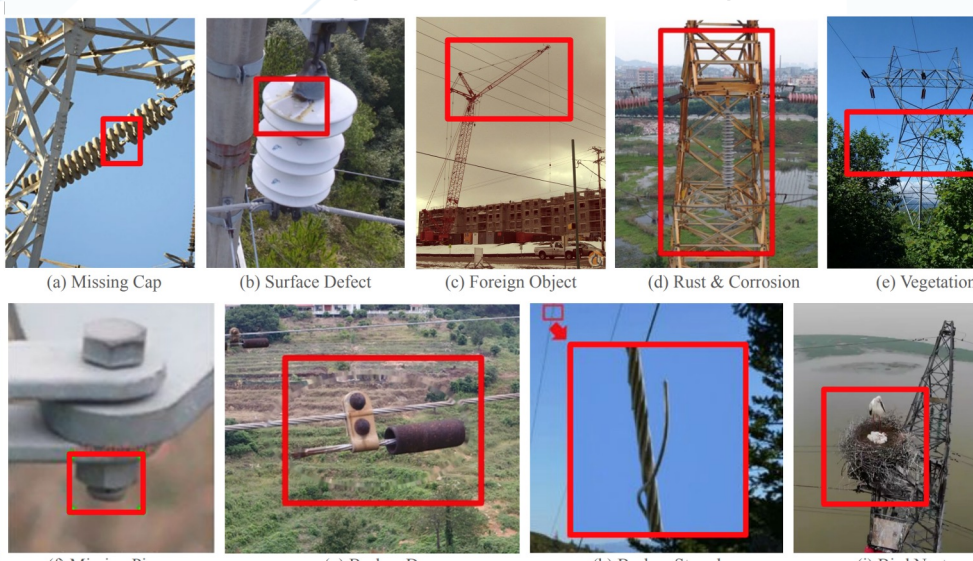
(b) Centralized control using RL.

Detecção e monitoramento da saúde da infraestrutura

Levar a **visão computacional** ao planejamento de sistemas elétricos para ampliar o acesso à eletricidade, com dados heterogêneos:

- Mapas, edificações, dados abertos de infraestrutura, uso, imagens aéreas
- Automatizando a inspeção da infraestrutura elétrica (Faisal et al. 2025)

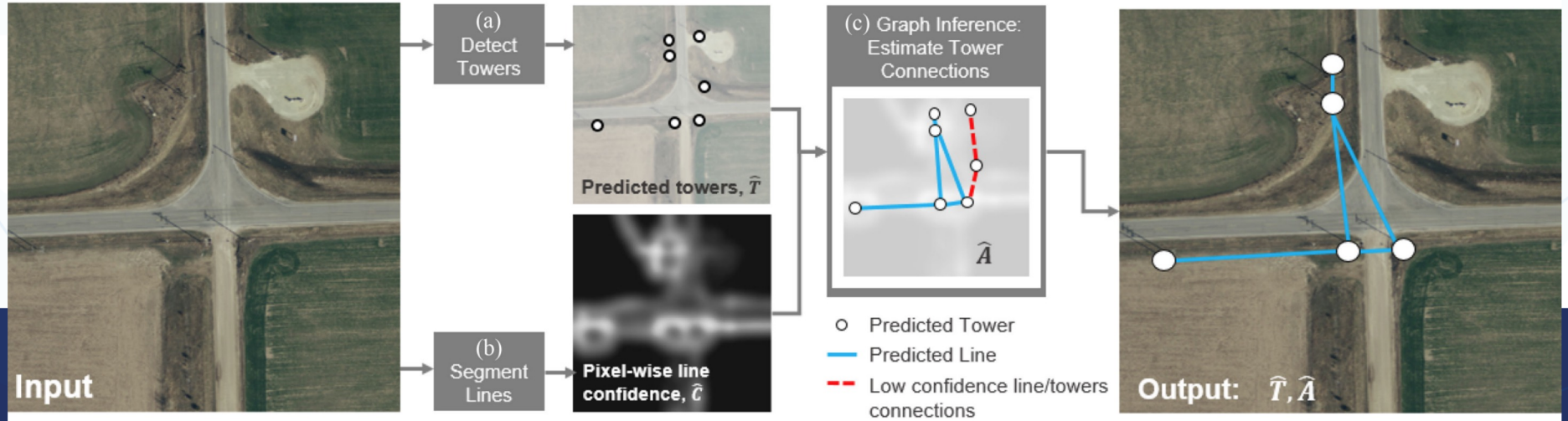




Detecção e monitoramento da saúde da infraestrutura

Levar a **visão computacional** ao planejamento de sistemas elétricos para ampliar o acesso à eletricidade, com dados heterogêneos:

- Mapas, edificações, dados abertos de infraestrutura, uso, imagens aéreas
- Detectar a topologia e as interconexões das linhas é necessário para a expansão da capacidade (Huang et al. 2021)





Enquete

Qual tarefa dos sistemas elétricos está mais pronta para implantação hoje?

Previsão para sistemas de energia

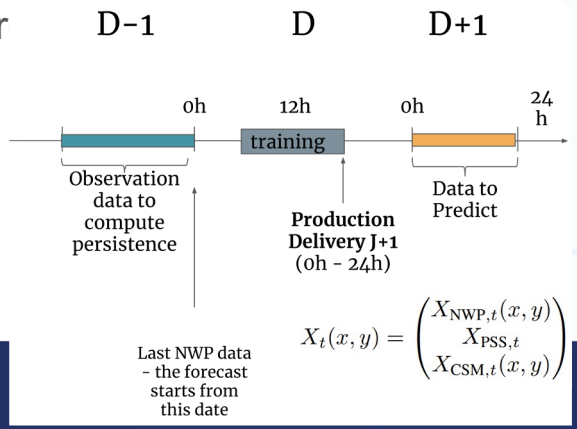
O que estamos prevendo?

Apoia despacho, armazenamento, mercados, resposta da demanda e integração de renováveis:

- Demanda/carga, solar, eólica, hídrica, preços, intensidade de carbono da rede, flexibilidade.

Da previsão estatística ao AM: a grande mudança é passar de uma oferta estável para uma oferta dependente do clima

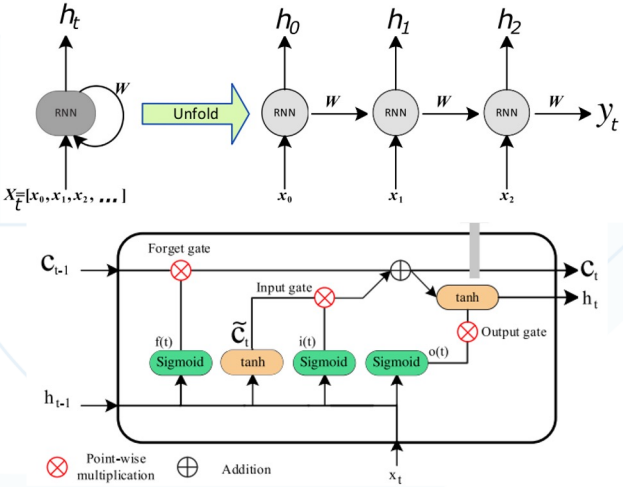
- **Entradas**: histórico de geração, SCADA, estações meteor satélite/nuvens, NWP, metadados do terreno e do local.
- **Saídas**: previsões pontuais + probabilísticas.



Linha do tempo da previsão do dia seguinte com agregação de variáveis de modelos padrão e do clima (Mathe et al. 2019)

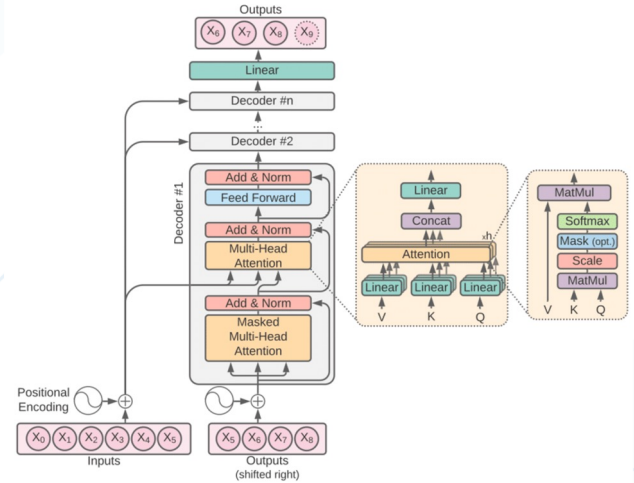
Aprendizado profundo para previsão solar e eólica

RNN / GRU / LSTM / Bi-LSTM: muito usadas para séries temporais (previsão de curto prazo) (Guanoluisa-Pineda 2022, Díaz-Bedoya 2023)



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

Arquiteturas Transformer: para modelagem de vários locais e horizontes. (Nascimento 2023)

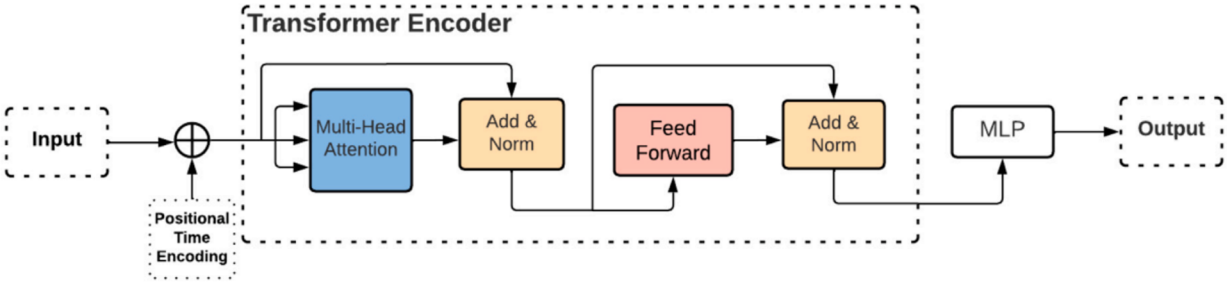


"Evaluation of the Transformer Architecture for Univariate Time Series Forecasting", (Lara-Benitez 2021)

E em cenários de pequena escala?

Locais pequenos muitas vezes não têm muitos dados de sensores; referências simples podem superar modelos profundos quando os dados são escassos.

Aproveitando vieses indutivos: (Nascimento et al. 2023) Transformer integrado à transformada wavelet para prever a velocidade do vento e a potência eólica em várias torres anemométricas de cidades brasileiras e alturas (100-150 m).

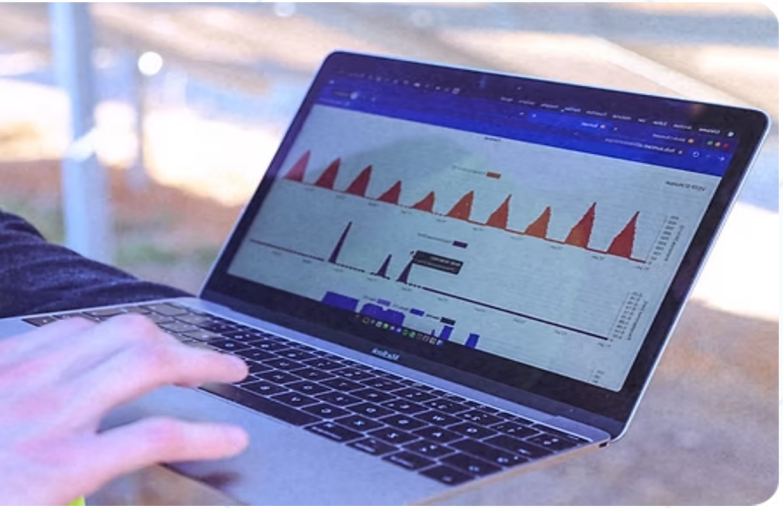


"A transformer-based deep neural network with wavelet transform for forecasting wind speed and wind energy", (Nascimento et al 2023)

O Transformer com wavelets obteve erros de previsão menores que o LSTM na maioria dos locais e alturas, com maior consistência nas estimativas de velocidade do vento e de potência.

Previsão operacional em larga escala

Em escala nacional, o AM em geral melhora ou pós-processa dados meteorológicos, de demanda e dos operadores



Serviços de previsão meteorológica da SunCast, Chile. Fonte: (SunCast 2025)

País	Métodos	Principais resultados
Chile: velocidade do vento para a operação	TiDE híbrido + GraphCast	Melhorias de 4-21% no curto prazo e de 5-23% no médio prazo (Suri et al. 2024)
França: solar e eólica em escala nacional	AM com dados meteorológicos ERA5	As redes neurais atingiram nRMSE de 4-10% (Lindas et al. 2025)
Grécia: carga do dia seguinte	RNN + aprendizado ativo + gêmeo digital	Modelos específicos ainda superam os generalistas (Mylonas et al. 2024)
Europa: variáveis meteorológicas	Modelo meteorológico GNN + Transformer	Desempenho comparável à NWP e às observações de superfície (Lang et al. 2024)

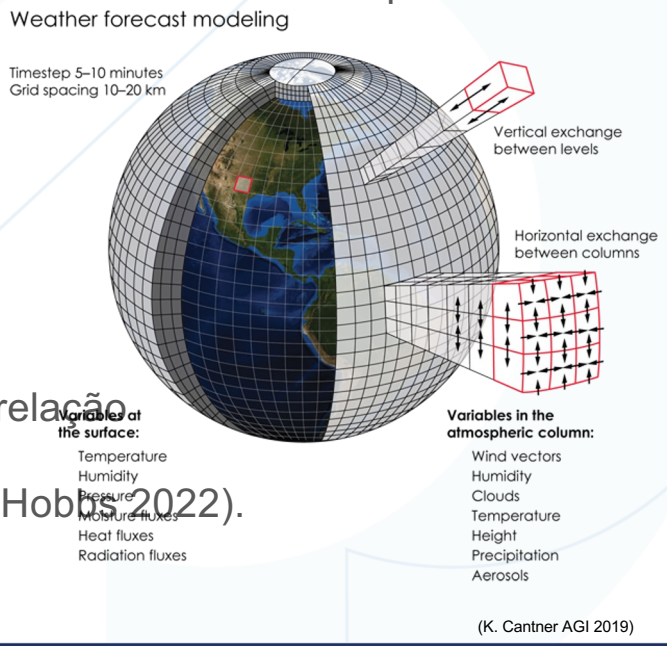
Downscaling e previsão espacial

O AM pode transformar previsões meteorológicas grosseiras ou dados de satélite em previsões renováveis de alta resolução por local.

Eólica: atenção temporal sobre NWP + SCADA das turbinas, codificadores de grafos espaciais para o layout do parque.

Hídrica: chuva-vazão + correção residual por AM para as afluências e os set-points das turbinas no curto prazo.

Potencial: revisões relatam redução de ~15-25% no RMSE em relação à persistência e economia de ~10-15% em reservas quando previsões probabilísticas são usadas no despacho (Haupt 2018, Hobbs 2022).

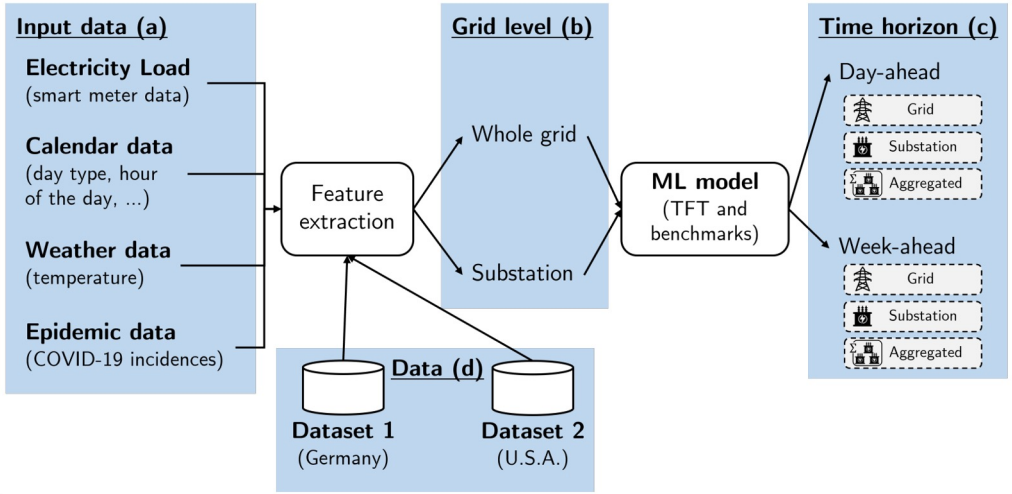


(K. Cantner AGI 2019)

Previsão de demanda na transição energética

A demanda fica menos previsível com VEs, bombas de calor, prossumidores, FV atrás do medidor e mudanças de comportamento.

O AM ajuda no nível de alimentador, subestação e comunidade (Giacomazzi et al. 2023).

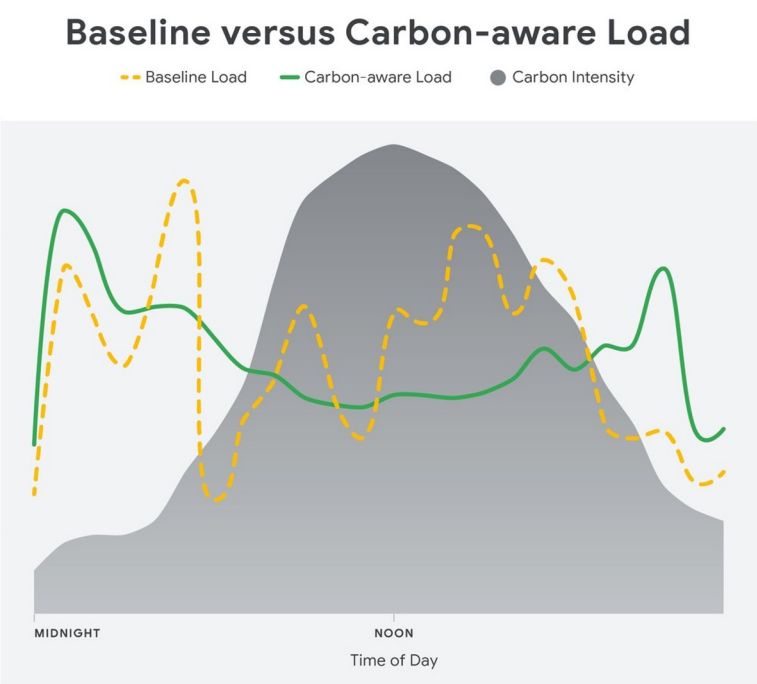


Previsões viram ações

As previsões alimentam:

- O despacho
- As reservas
- Os lances no mercado
- A programação do armazenamento
- O deslocamento de cargas conforme o carbono
- As recomendações aos operadores.

(Ainda) um desafio em aberto:
previsões que consideram a incerteza são mais úteis do que previsões pontuais.



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

Pergunta em aberto

O que uma previsão deveria otimizar?

Intervalo

5 minutos



Enquete

O que é pior?

IA com restrições físicas e otimização

Por que redes neurais caixa-preta não bastam

A IA para a operação da rede não é só previsão:

- ela precisa respeitar a física, a segurança e as restrições operacionais.

OPF: o fluxo de potência ótimo está no centro da operação dos sistemas elétricos

- Minimizar o custo de operação da rede sujeito ao balanço de potência e aos limites de tensão, térmicos e dos geradores

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

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

Aprender a viabilidade só com dados é desperdício quando conhecemos parte da física.

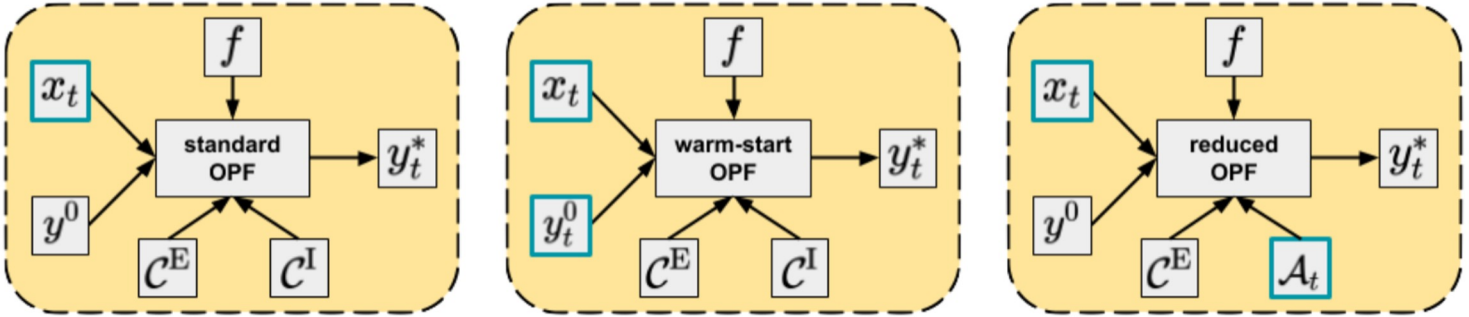
Estratégias de aprendizado

Aprender as soluções diretamente

- Usar NNs como regressores: mapeiam parâmetros para OPFs.
- Sem garantia imediata de viabilidade.
- Outra opção: prever um conjunto reduzido de variáveis

Aprender modelos indiretos

- Partida a quente: usar a saída prevista e resolver o problema de otimização
- Usar NNs como classificadores: aprender só o conjunto ativo.

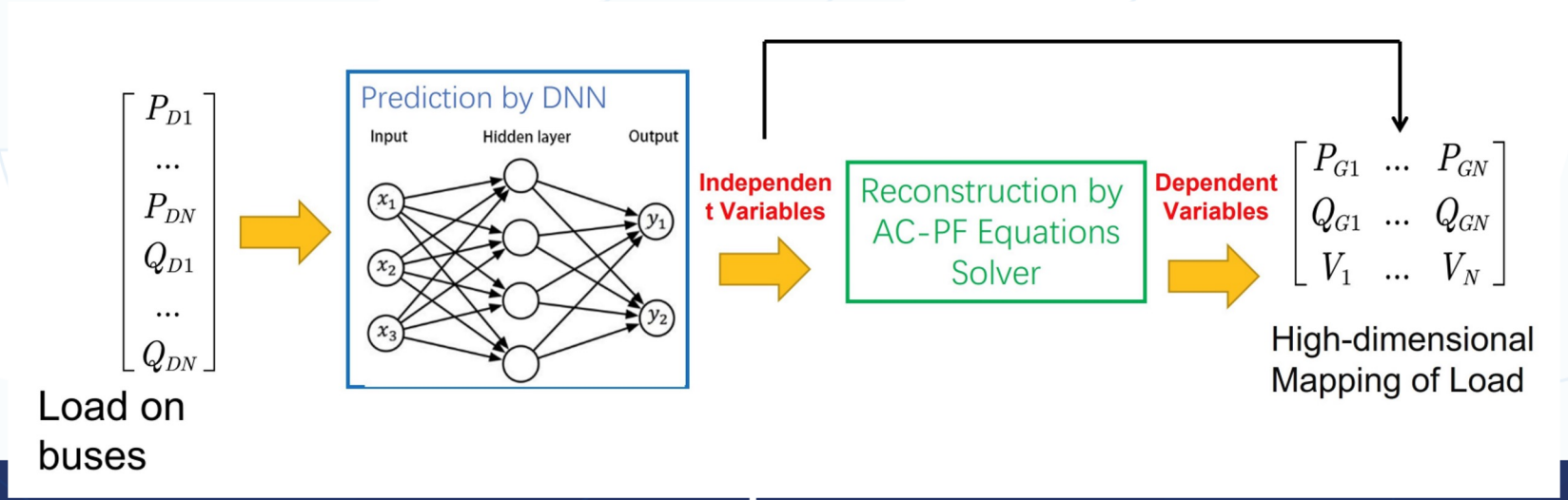


Principais abordagens para resolver o OPF. Os argumentos variáveis estão destacados; os demais podem ser fixos. (Mones 2021)

Por que o OPF precisa ser resolvido com mais frequência agora

Renováveis, REDs, VEs, armazenamento e incerteza criam muitos cenários:

- Uma abordagem (Pan et al. 2020), **valor**: soluções mais rápidas, uma nova forma de operar a rede



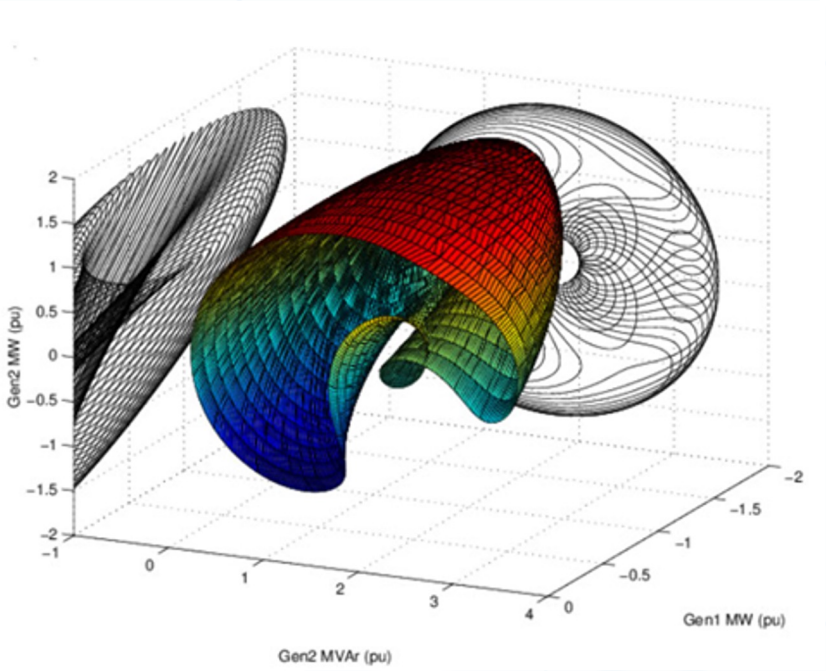
Como as NNs integram o conhecimento físico?

Desafios:

- Natureza não convexa dos sistemas elétricos.
- Redes grandes e complexas.
- Garantir uma operação segura e confiável.

Abordagens:

- Penalidades na função de perda
- Arquiteturas com restrições
- Camadas de fluxo de potência diferenciáveis e implícitas.

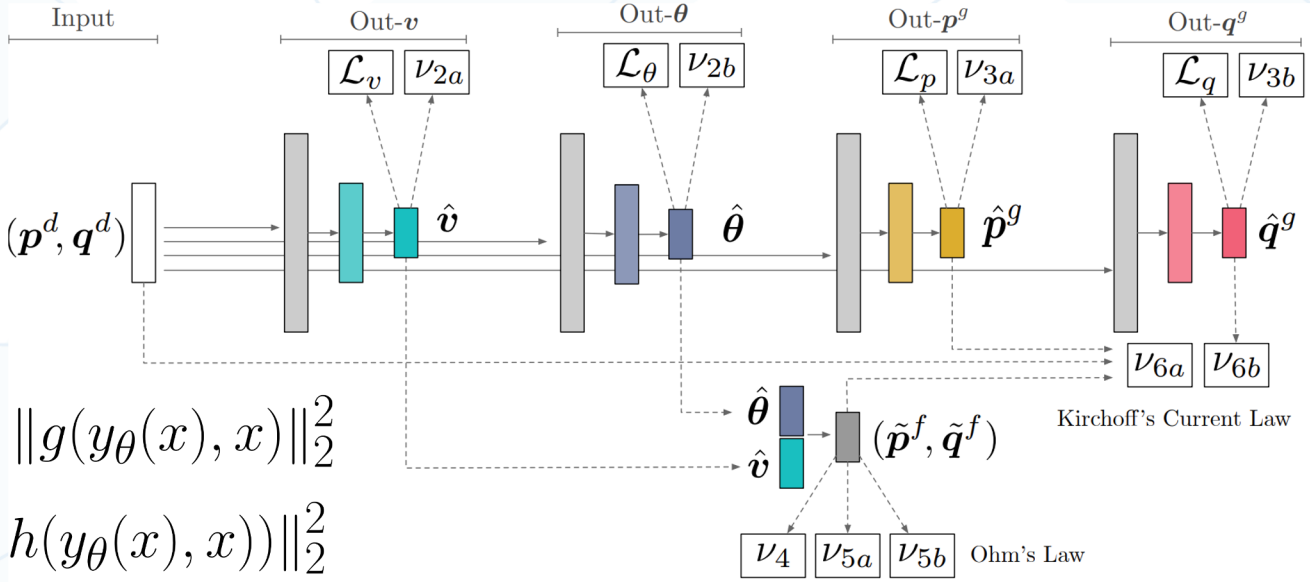


Espaço viável do fluxo de potência. Fonte: (Babiker 2025)

PINNs e penalidades

Usar as restrições conhecidas como penalidades lagrangianas (Chatzos et al. 2020):

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



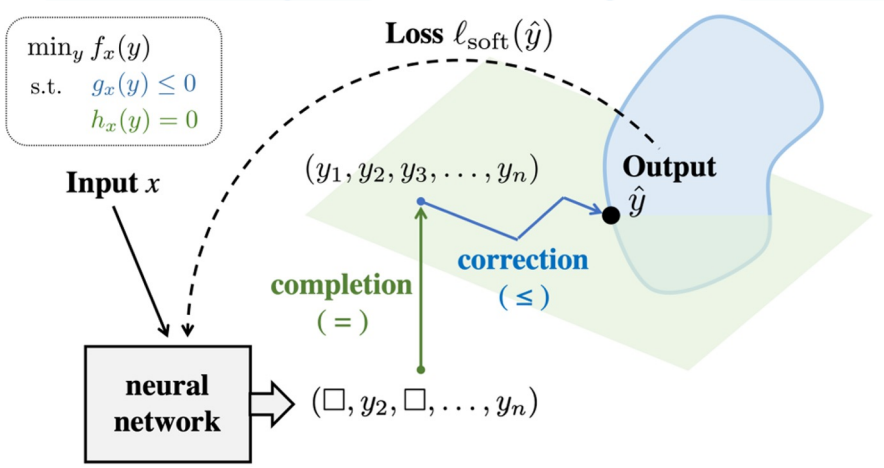
Modelo OPF-DNN (Chatzos et al. 2020)

Integrando as restrições do sistema às NNs

Poderíamos aprender a prever uma solução parcial:

- Completar as igualdades
- Corrigir as desigualdades

Depois, otimizar o objetivo (Donti et al. 2021)



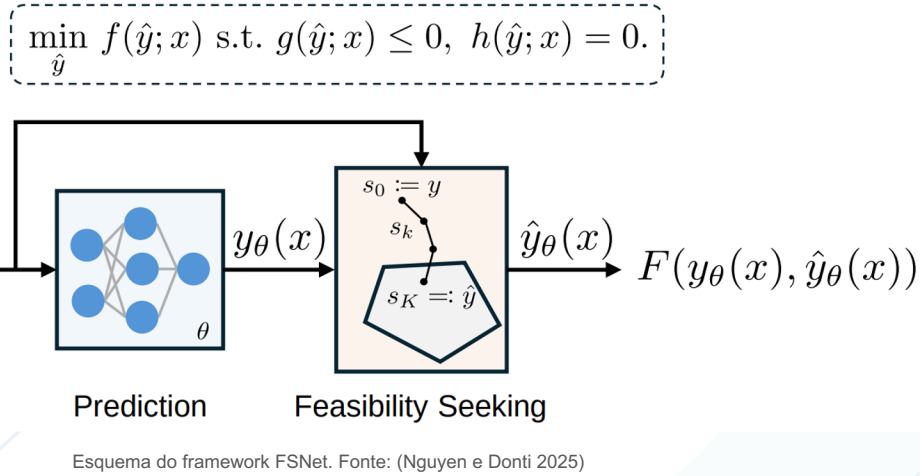
Esquema do framework DC3. Fonte: (Donti 2021)

Integrando as restrições do sistema às NNs

Uma segunda etapa de otimização pode ajudar a buscar a viabilidade antes da correção, otimizando (Nguyen e Donti 2025):

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

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



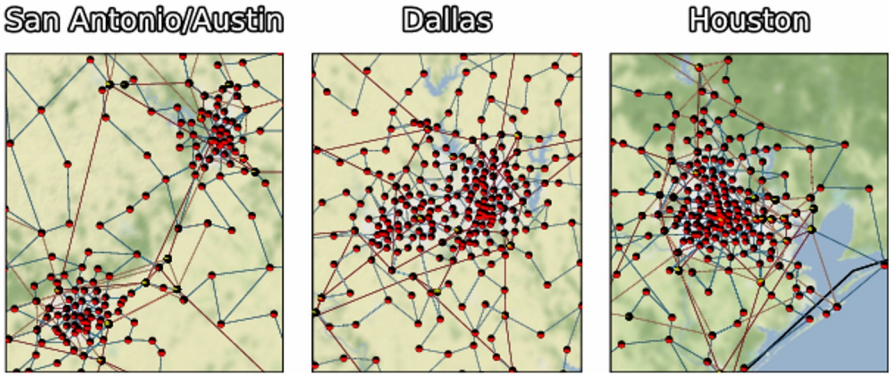
Esquema do framework FSNet. Fonte: (Nguyen e Donti 2025)

Depois, treinar com a perda:

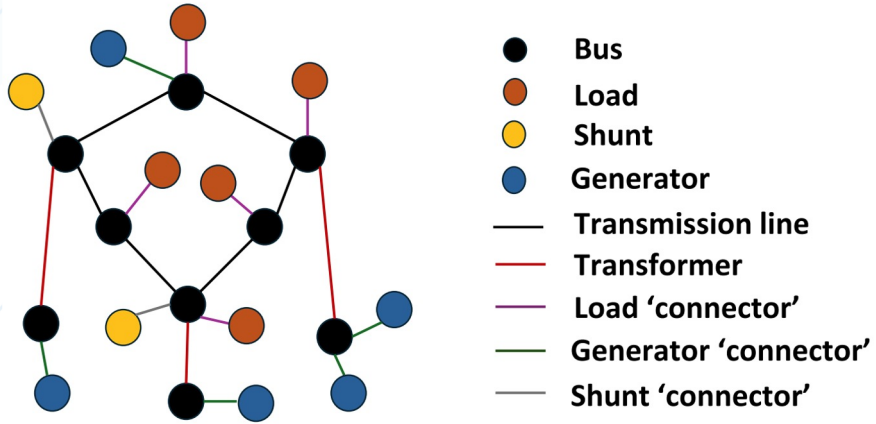
$$\mathcal{L}(\theta) = f(\hat{y}_\theta(x);x) + \frac{\rho}{2}\|y_\theta(x) - \hat{y}_\theta(x)\|_2^2$$

Aprendizado de representações da estrutura do sistema

Redes elétricas são grafos: usar a rede como estrutura do modelo, de soluções iniciais de OPF que melhoram a eficiência da otimização (Diehl 2019) até gap de otimalidade <1% e **gap zero-shot em contingência N-1 <3%** (Arowolo & Cremer 2025)



Mapa do conjunto de dados sintético TEXAS. Fonte: (Diehl 2019)



Grafos heterogêneos com diferentes tipos de nós e arestas (Arowolo & Cremer 2025)

Desafios de implantação de modelos e escassez de dados

IA responsável em sistemas elétricos: o que pode dar errado?

Em sistemas elétricos, uma falha da IA não é só um erro de previsão

- Ela pode virar um problema de confiabilidade, segurança, equidade ou cibersegurança.

Segurança física
Controles inviáveis ou inseguros, mais atrasos

Equidade
Os modelos podem ter desempenho pior em redes com poucos dados

Automação e perda de controle
Operadores podem confiar demais na IA, sobretudo sob pressão de tempo

Responsabilização
Logs robustos, model cards, datasheets e responsabilidades claras

Controle humano: da IA consultiva à autonomia

Consultiva	**IA:** prevê, detecta anomalias, recomenda. **Humano:** decide e executa a ação.	**Sim, comum na rede**
Aprovar para agir	**IA:** sugere a ação de despacho/controle. **Humano:** aprova antes da execução.	**Possível para decisões mais lentas**
Totalmente autônoma	**IA:** planeja, chama ferramentas, age em vários sistemas. **Humano:** quase sempre ausente.	**Não está pronta para operar a rede**

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



Enquete final

Um agente de IA deveria controlar a rede?

Por que ainda não usar IA agêntica no controle crítico da rede?

Cadeias imprevisíveis

Pequenos erros podem se propagar dinamicamente por várias chamadas de ferramentas.

Acesso privilegiado demais

Agentes com permissões amplas podem agir mais rápido do que os humanos conseguem revisar.

Responsabilização difícil

Não fica claro qual prompt, ferramenta, memória ou estado do sistema causou uma ação.

Riscos de segurança

Conectores, ferramentas e compartilhamento de contexto ampliam a superfície de ataque potencial.

Desafios da implantação de modelos no Sul Global



(Filho 2024)

3,5 bilhões de pessoas afetadas por problemas de qualidade/confiabilidade de energia em países de baixa e média renda (Flashpohler et al. 2024)

A escassez de dados da rede é um gargalo para a implantação

Dados abertos destravam a inovação, mas podem ampliar a desigualdade:

- Ampliar a representatividade dos dados com anonimização, agregação ou privacidade diferencial.
- Cocriar iniciativas de dados com instituições locais e comunidades afetadas.
- Associar dados abertos a capacitação local e marcos de governança (p. ex., ISO 50001, ética da IA da UNESCO).



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

Das restrições de implantação a benchmarks de IA reutilizáveis

GridWatch: sensor de tomada de baixo custo com bateria + conexão celular.

- ~1.300 sensores instalados em Acra ao longo de 4 anos, coletando tensão e frequência a cada 2 minutos.

Accra Power: primeiro conjunto de dados de rede de longo prazo em um país de baixa e média renda (SAIDI, SAIFI, subtensão), impulsionando a pesquisa em IA para energia.



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

Considerações finais

Considerações finais

IA como aceleradora: integrar pilotos de previsão, controle e automação que mostrem ganhos mensuráveis de **confiabilidade**.

Desenho dos pilotos: da pesquisa à implantação com **KPIs** claros: precisão, resiliência (SAIDI/SAIFI) e tCO_2 evitadas.

Segurança: estabelecer regras básicas de compartilhamento de dados e camadas de segurança (aprendizado **com restrições**, **humano no circuito**).

… e **modelos e dados abertos**!

Climate Change AI

Obrigado

jecordov@espol.edu.ec

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información