Climate Change AI

L'IA au service des systèmes électriques et énergétiques

Dr José Córdova García
Professeur associé
Responsable Analytique et intelligence artificielle pour la durabilité
Université ESPOL, Équateur

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información

Lectures préalables

Vue d'ensemble systèmes énergétiques + IA
Donti & Kolter (2021), *Machine Learning for Sustainable Energy Systems*
https://doi.org/10.1146/annurev-environ-020220-061831
Vue d'ensemble de l'IA pour l'action climatique, section sur les systèmes énergétiques et électriques
Rolnick et al. (2019), *Tackling Climate Change with Machine Learning*
https://arxiv.org/abs/1906.05433
IA responsable / supervision humaine
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/
Les LLM et leur déploiement dans le secteur électrique
EPRI Journal (2026), *Benchmarking Large Language Models for the Electric Power Sector*
https://eprijournal.com/benchmarking-large-language-models-for-the-electric-power-sector/

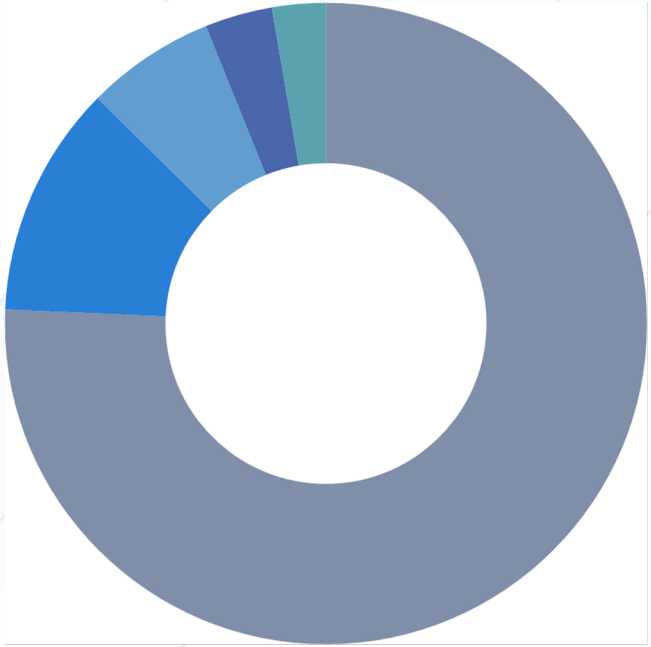
Programme

1. Introduction aux systèmes électriques et énergétiques
2. L'IA pour les systèmes énergétiques
3. Prévision de la production renouvelable et de la demande
4. IA contrainte par la physique et optimisation
5. Défis de déploiement des modèles et rareté des données
6. Conclusion

Introduction aux systèmes électriques et énergétiques

Énergie et climat : émissions de gaz

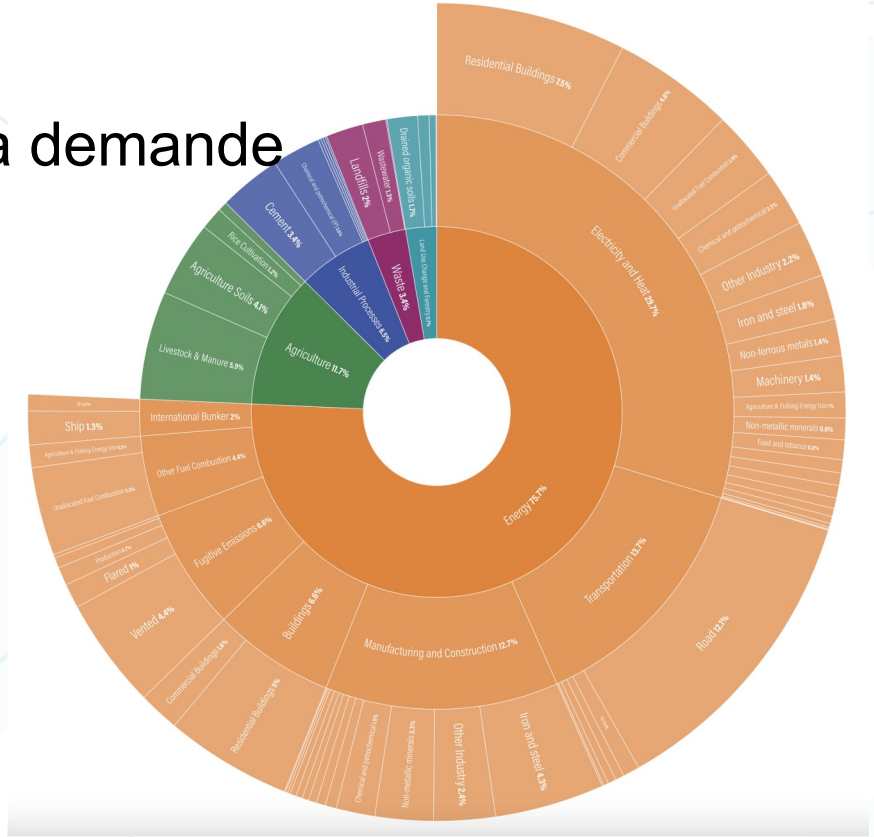
Le **secteur de l'énergie** est de loin le premier émetteur de gaz **à effet de serre**, avec pas moins de **75,7 %** des émissions mondiales.



Émissions mondiales de gaz à effet de serre par secteur et usage final, 2021. Source : (World Resources Institute 2024)

Part de l’électricité dans la demande d’énergie

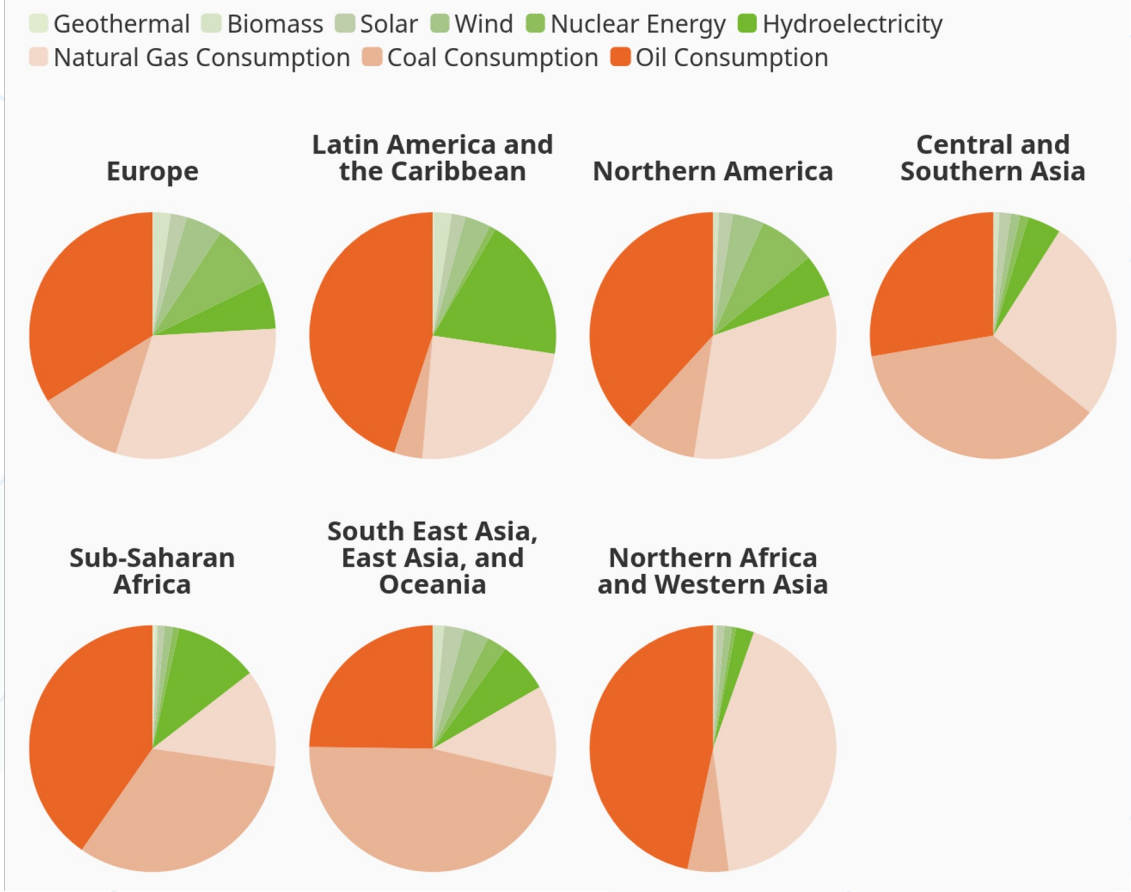
Le **secteur de l’énergie** est de loin le premier émetteur de gaz **à effet de serre**, avec pas moins de **75,7 %** des émissions mondiales.



Émissions mondiales de gaz à effet de serre par secteur et usage final, 2021. Source : (World Resources Institute 2024)

Consommation d'énergie par source

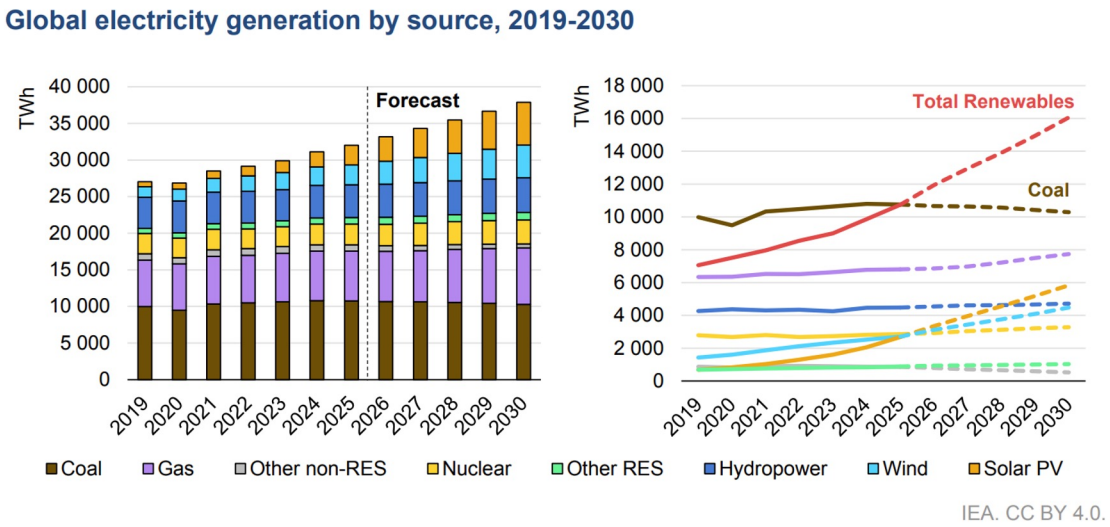
Environ deux tiers du charbon consommé dans le monde servent à la **production** d'**électricité** (IEA 2025), aux côtés de l'hydraulique, du nucléaire, de l'éolien et du solaire comme sources principales



Source : estimations de l'OMPI à partir de la base de données du GII et de l'EI Statistical Review of World Energy.

Le mix énergétique devient plus propre

En 2025, la production éolienne de l'UE a baissé d'environ 2,6 % en raison de vents plus faibles, tandis que l'hydroélectricité a chuté d'environ 13 % faute de pluie, augmentant la consommation de gaz d'environ 8 % (IEA 2026).



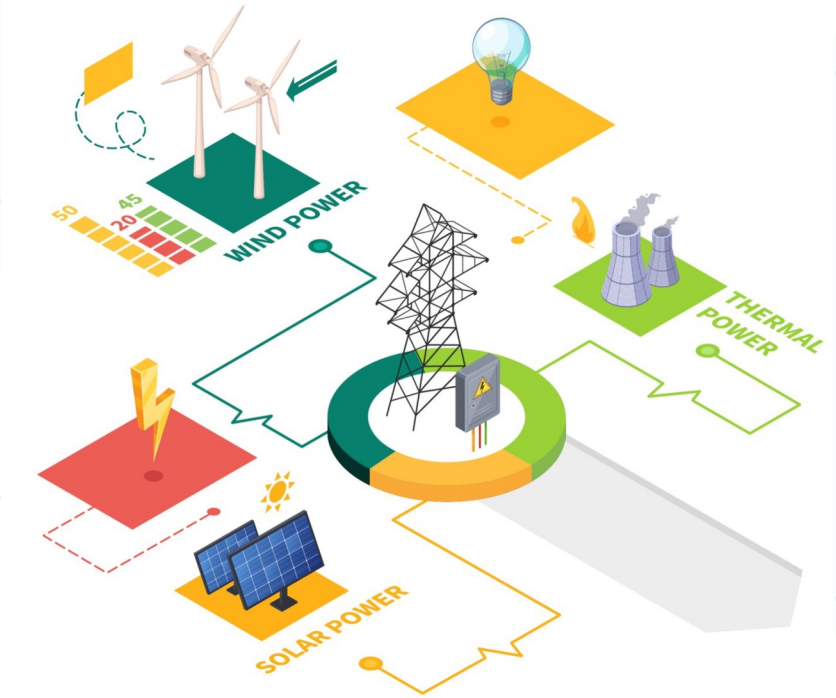
Notes: RES = renewable energy sources. 'Other non-RES' includes oil, waste and other non-renewable sources. 'Other RES' includes geothermal, bioenergy, concentrated solar power (CSP), and ocean energy. Data for 2026-2030 are forecast values.

Source : estimations de l'OMPI à partir de la base de données du GII et de l'EI Statistical Review of World Energy.

Les réseaux rendent l’énergie électrique disponible

L’intégration de sources d’énergie différentes fait de la gestion de l’énergie un problème complexe.

Des tâches comme la planification, l’exploitation et la maintenance dépendent désormais de facteurs variables.

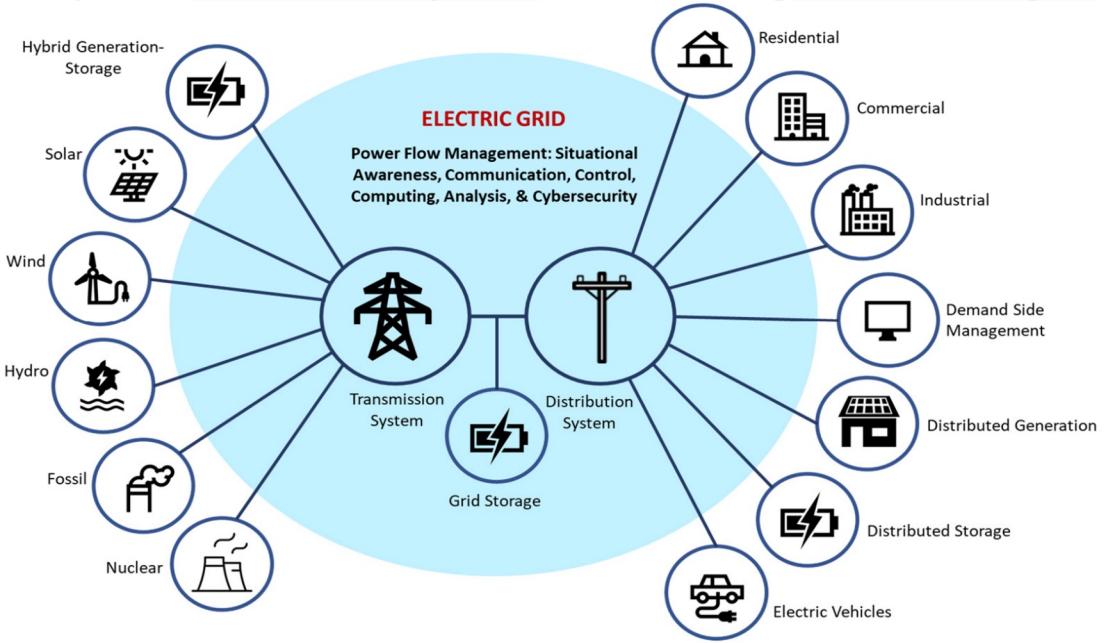


Intégration au réseau. Source : Nigeria Energy Transition Plan (ETP 2025)

Fournir de l’énergie électrique est un problème complexe

De la production à la consommation : sans doute le système d’ingénierie le plus complexe

Encore plus complexe : ajoutez les évolutions des profils de demande

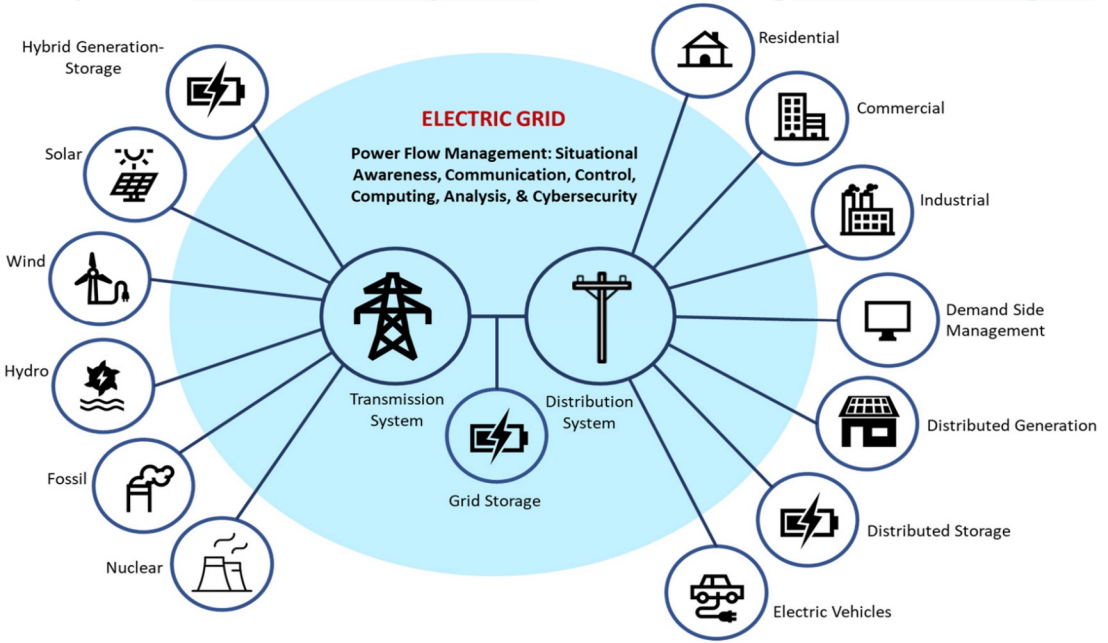


Source : U.S. Department of Energy, Office of Electricity, Next-Generation Grid Technologies, figure 2, 2021

Fournir de l’énergie électrique est un problème complexe

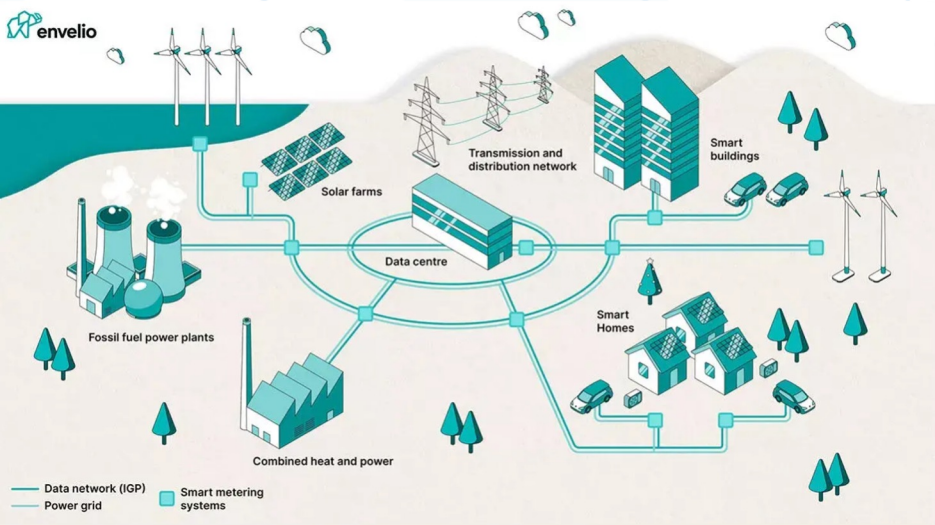
De nombreuses tâches d’ingénierie :

engagement des unités et dispatching économique, prévision de la demande, planification de l’expansion de la production et du transport, estimation d’état, calcul des flux de puissance, compensation du marché, réglage de la tension et de la fréquence, protections, détection de défauts, maintenance, équilibrage de la charge…



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

Pourquoi l’IA pour l’énergie ?



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

- Les réseaux modernes font face à **une complexité croissante** : plus de renouvelables, équilibrage en temps réel, données lacunaires, demande changeante.
- **L’IA apporte une intelligence adaptative, fondée sur les données** : de meilleures prévisions, des décisions tenant compte des risques, des réponses en temps réel.
- Défi : repenser l’exploitation des réseaux électriques

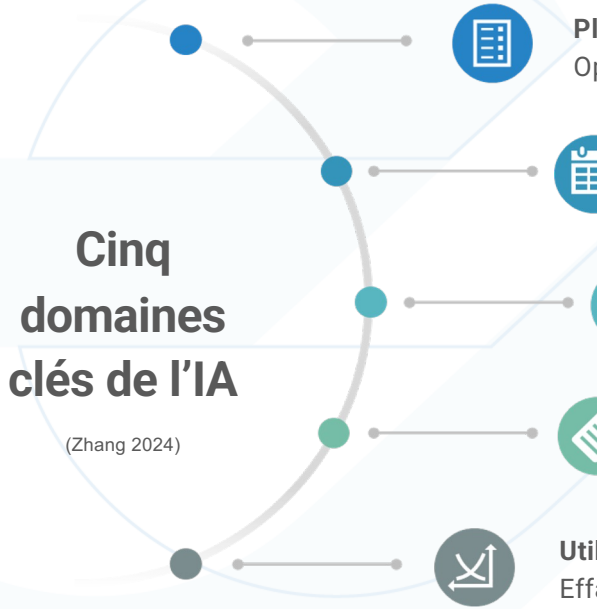


Sondage

Qu’est-ce qui rend l’exploitation d’un réseau électrique difficile ?

L’IA pour les systèmes énergétiques

L’IA devient un levier essentiel pour moderniser les applications énergétiques



Planification
Optimisation des capacités à long terme et développement des infrastructures

Exploitation
Gestion du réseau en temps réel, programmation et surveillance des ressources

Maintenance
Analyse prédictive de la fiabilité des équipements

Marchés
Tarification dynamique et optimisation des échanges d’énergie

Utilisateurs finaux
Effacement et optimisation de la consommation

Méthodes d’IA et problèmes énergétiques

Méthodes d’IA/AA utilisées

Analyse de séries temporelles
Prévision de la charge, des renouvelables et de la production

Apprentissage profond et réseaux de neurones (NN)
Prévision, détection d’anomalies, modélisation.

Vision par ordinateur
Cartographie et surveillance des actifs, planification PV

Apprentissage par renforcement
Effacement, stockage, pilotage du réseau

Méthodes tenant compte des contraintes/PINN
Décisions optimales, dispatching, flux de puissance

Principaux problèmes énergétiques

Prévision
Des profils de demande stables aux renouvelables incertains

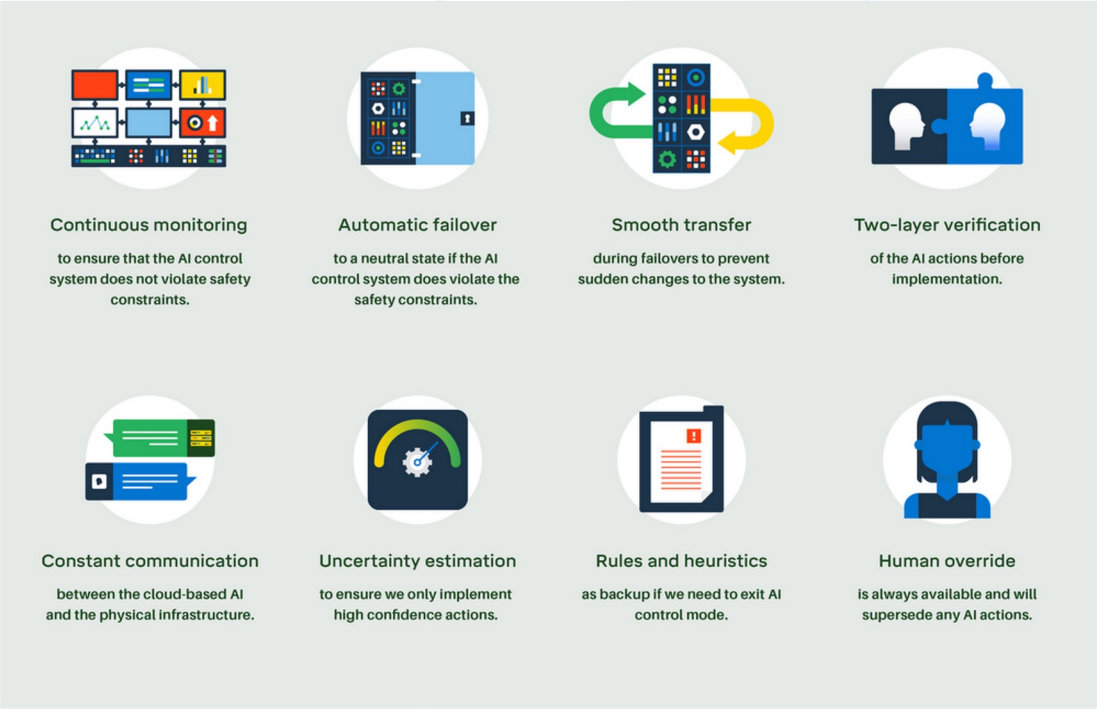
Dispatching optimal
Des modèles statiques aux décisions éclairées par capteurs

État des actifs
De la maintenance corrective à la maintenance prédictive

Extension du réseau
D’une planification lente à une implantation fondée sur les données

Marchés et flexibilité
D’une exploitation figée à des réponses dynamiques

Des données du réseau à des décisions sûres assistées par l'IA



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

Des données du réseau à des décisions sûres assistées par l'IA

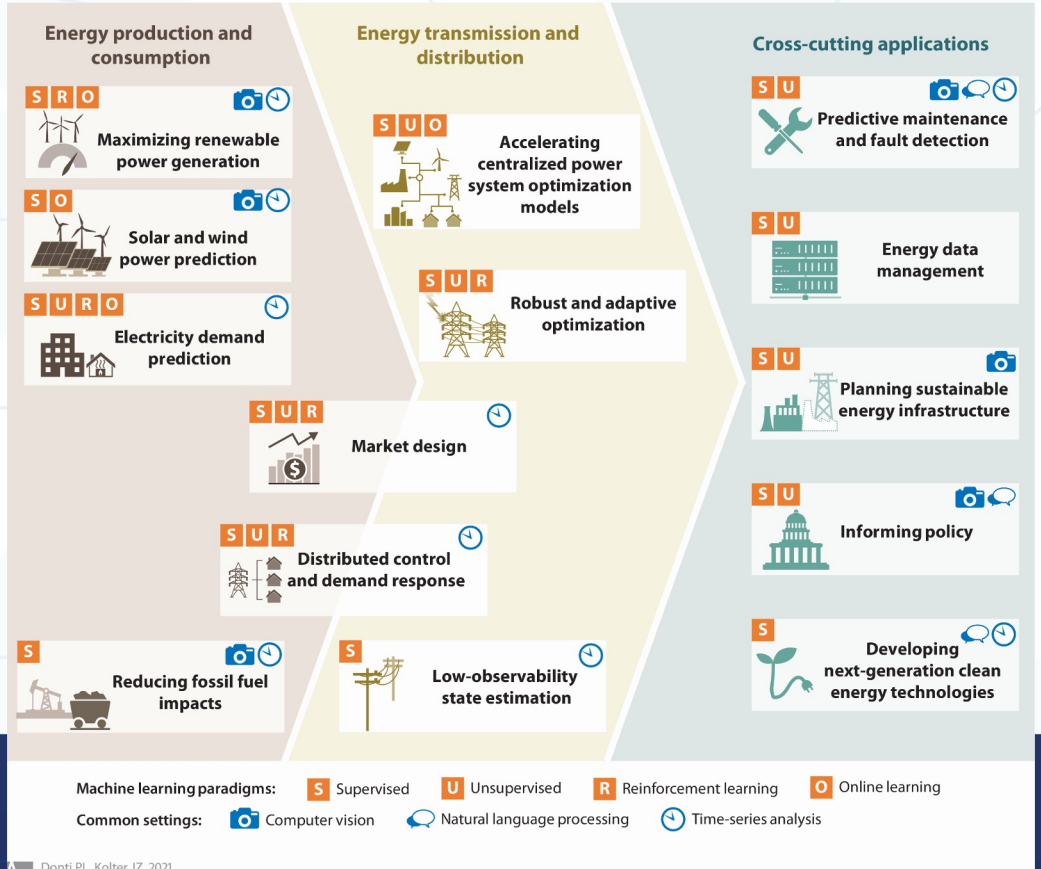
Données :

- **PMU** : tension, courant, angle de phase, fréquence, ~ms
- **SCADA / EMS** : données des générateurs, postes, disjoncteurs, tensions et flux de puissance, surveillance à la seconde
- **Compteurs intelligents / AMI** : demande, tension, coupures, souvent par pas de 5 à 60 min
- **DER et équipements** : onduleurs PV, batteries, bornes de recharge, capteurs de bâtiments, données météo/PNT

Décisions :

- Prévoir la production renouvelable et la demande
- Détecter les défauts, coupures, anomalies et erreurs de capteurs
- Estimer l'état du réseau et les risques de congestion
- Appuyer le dispatching, l'OPF, le stockage, la recharge des VE et l'effacement
- Transmettre des recommandations aux opérateurs, aux marchés ou aux contrôleurs locaux

Applications aux systèmes énergétiques durables

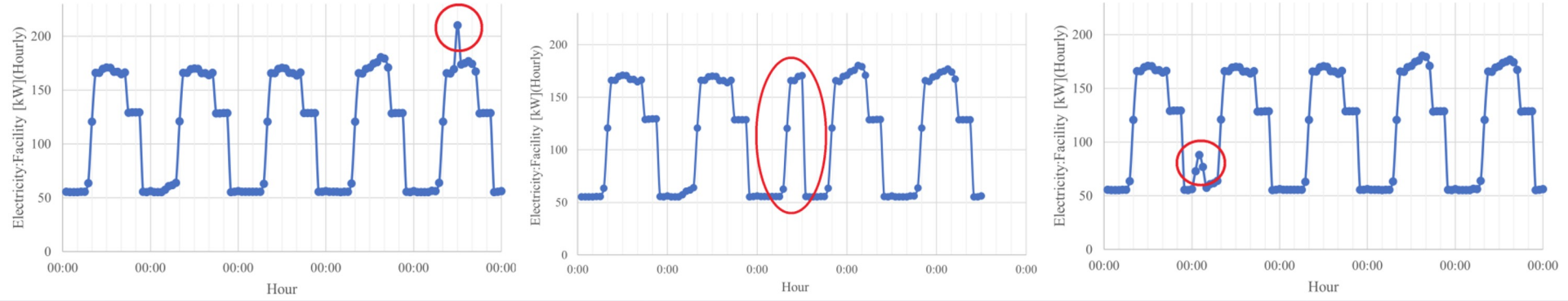


Détection, identification et localisation des défauts

Les profils de fonctionnement normal peuvent être appris à partir du SCADA, de capteurs haute résolution, d'inspections et de journaux pour générer des alertes précoces :

- Détection d'anomalies
- Autoencodeurs
- Classifieurs de défauts

Illustration de trois types de valeurs aberrantes dans des données de charge horaires d'un restaurant. Données issues d'Open EI (Zhang et al. 2021)

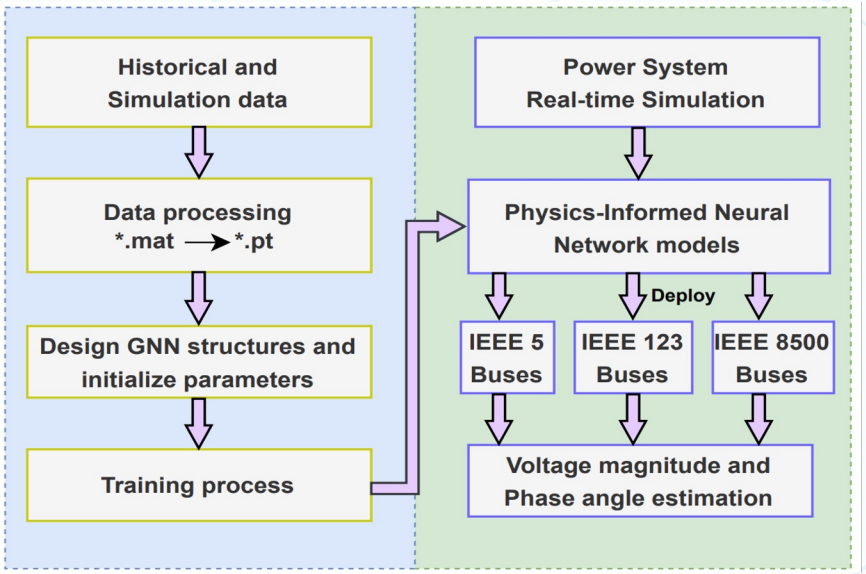


Données incomplètes ? Estimation d'état à faible observabilité

Les réseaux de distribution manquent de données de topologie à jour et de capteurs :

- Des **GNN** informés par la physique combinent topologie du réseau, données de capteurs éparses et équations du système électrique pour estimer les tensions et états non mesurés.

Résultats à moins de **10e-6** près sur les systèmes de test standard (Ngo et al. 2023)



Cadre PINN (Ngo et al. 2023)

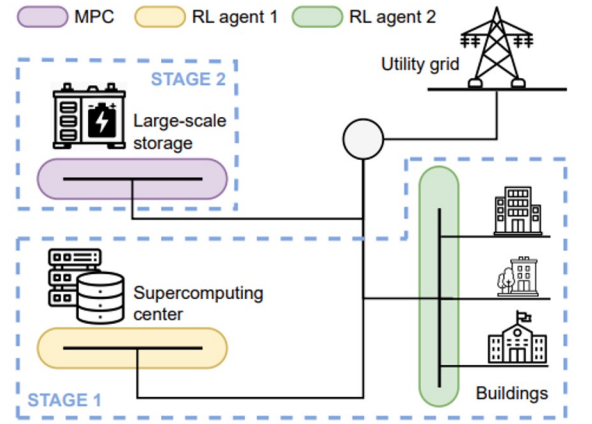
Effacement et contrôle distribué

L'AR peut apprendre des politique
de contrôle pour :

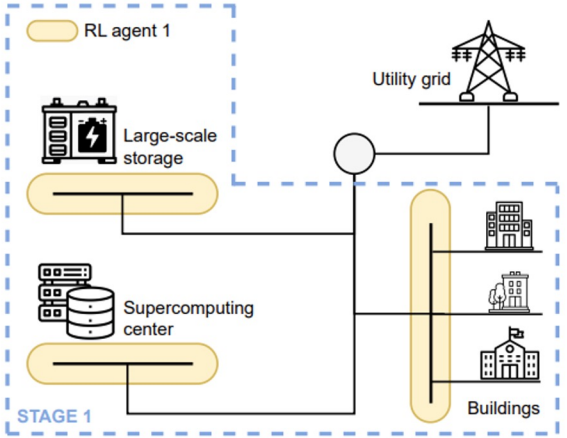
- Charges flexibles
- DER
- Stockage
- Recharge des VE
- Effacement

Le défi est multiobjectif : réducti
contraintes physiques et, **nouvea**
les opérateurs et résilience en cybersécurité.

Flux de contrôle pendant l'entraînement et le déploiement dans CommonPower. (Eichelbeck 2024)



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



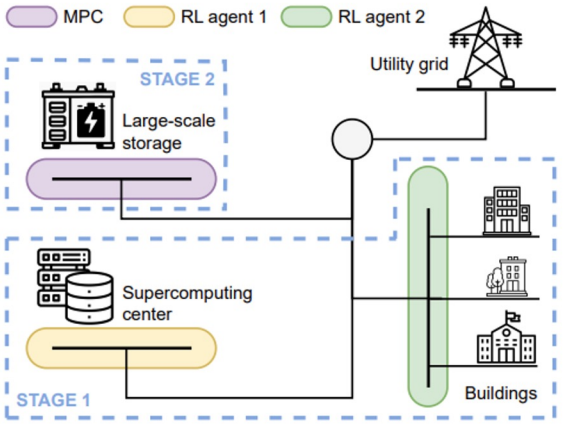
(b) Centralized control using RL.

Effacement et contrôle distribué

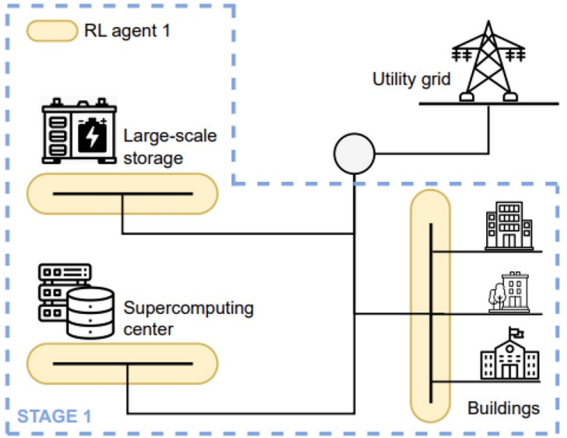
Flux de contrôle pendant l'entraînement et le déploiement dans CommonPower. (Eichelbeck 2024)

PPO/SAC (Eichelbeck 2024) avec filtres de sécurité imposant les contraintes par action :

- >90 % de conformité
- Bancs d'essai sûrs pour évaluer l'AR



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



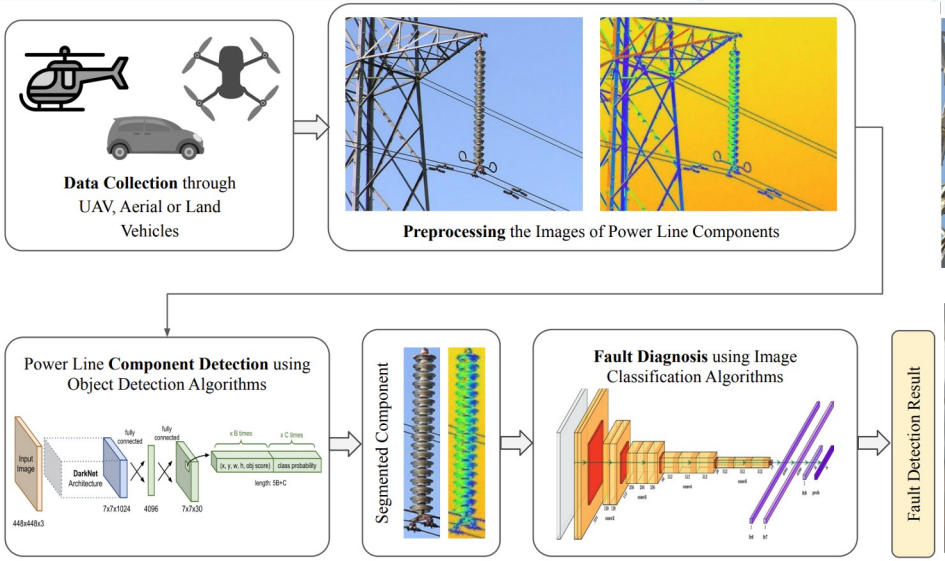
(b) Centralized control using RL.

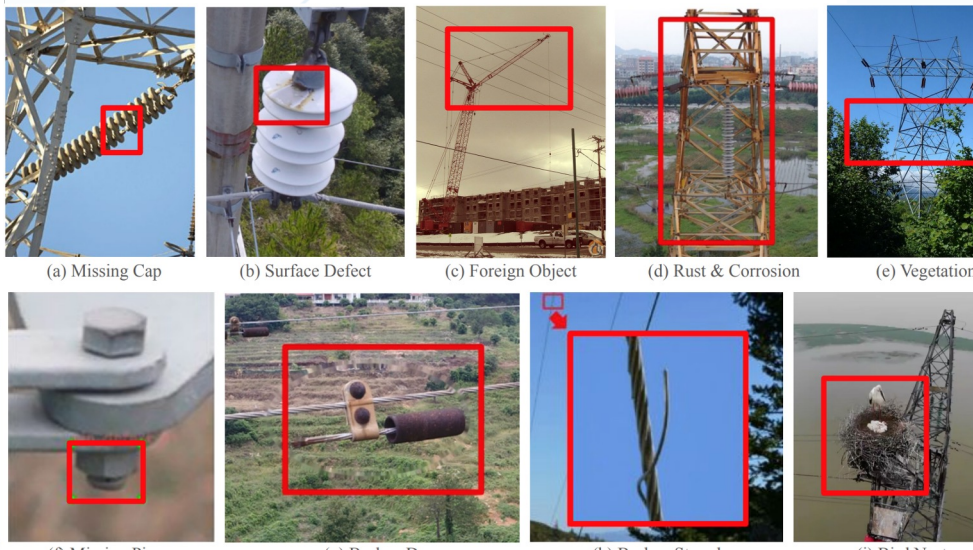
Le défi est multiobjectif : réducti
contraintes physiques et, **nouveau**
les opérateurs et résilience en cybersécurité.

Détection et surveillance de l'état des infrastructures

Intégrer la **vision par ordinateur** à la planification des réseaux pour étendre l'accès à l'électricité, à partir de données hétérogènes :

- Cartes, bâtiments, données ouvertes d'infrastructures, usages, images aériennes
- Automatiser l'inspection des infrastructures électriques (Faisal et al. 2025)

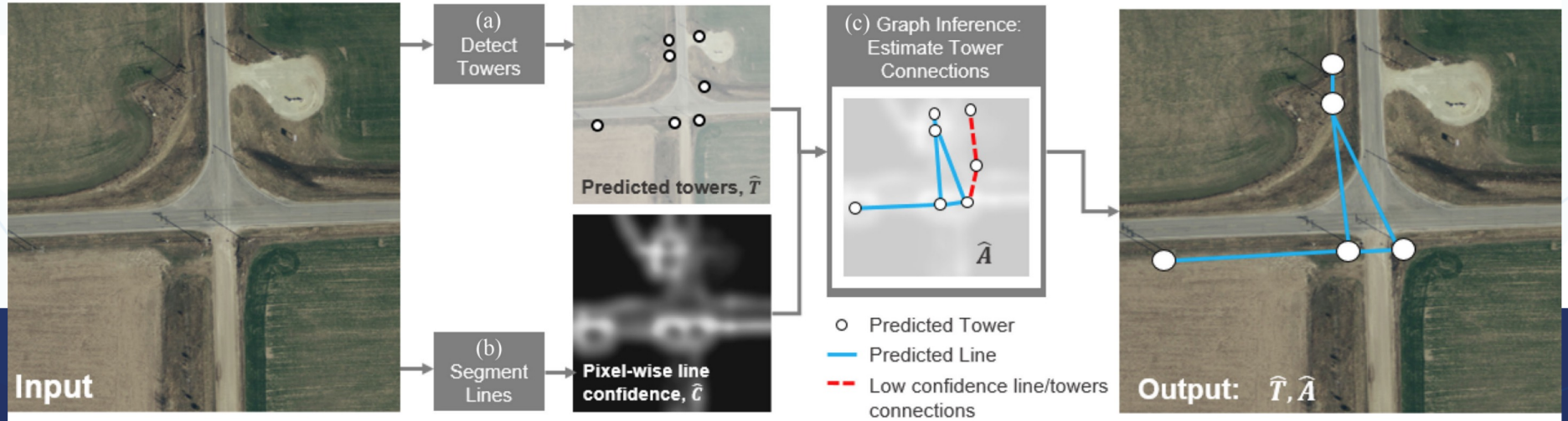




Détection et surveillance de l’état des infrastructures

Intégrer la **vision par ordinateur** à la planification des réseaux pour étendre l’accès à l’électricité, à partir de données hétérogènes :

- Cartes, bâtiments, données ouvertes d’infrastructures, usages, images aériennes
- Détecter la topologie et les interconnexions des lignes est nécessaire pour l’extension des capacités (Huang et al. 2021)



Sondage

Quelle tâche des systèmes électriques est la plus prête au déploiement aujourd’hui ?

La prévision pour les systèmes énergétiques

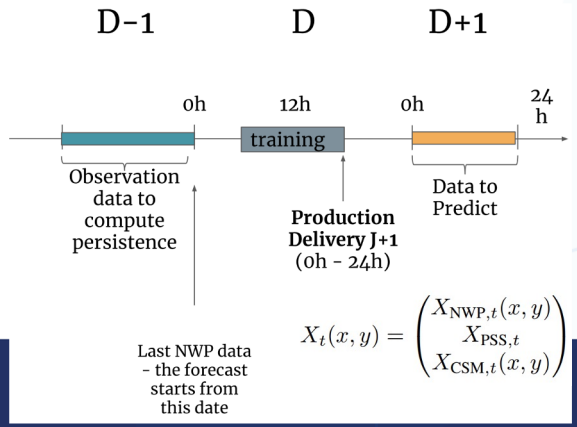
Que prévoit-on ?

Appuie le dispatching, le stockage, les marchés, l'effacement et l'intégration des renouvelables :

- Demande/charge, solaire, éolien, hydraulique, prix, intensité carbone du réseau, flexibilité.

Des prévisions statistiques à l'AA : principal changement, le passage d'une offre stable à une offre dépendante de la météo

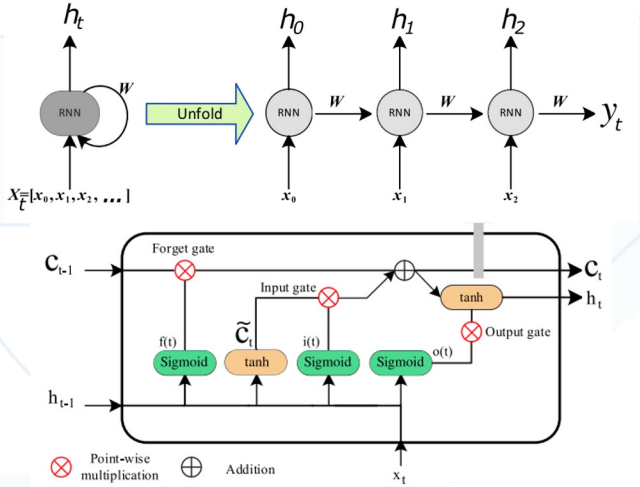
- **Entrées** : historique de production, SCADA, stations météo, images satellitaires/nuages, PNT, métadonnées de terrain et de site.
- **Sorties** : prévisions ponctuelles + probabilistes.



Chronologie de la prévision J-1 avec agrégation des variables des modèles standard et de la météo (Mathe et al. 2019)

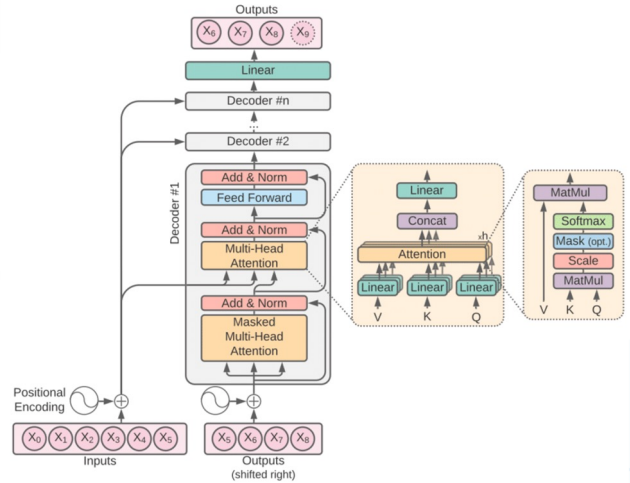
Apprentissage profond pour la prévision solaire et éolienne

RNN / GRU / LSTM / Bi-LSTM : très utilisés pour les séries temporelles (prévision à court terme) (Guanoluisa-Pineda 2022, Díaz-Bedoya 2023)



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

Architectures Transformer : pour la modélisation multisite à plusieurs horizons. (Nascimento 2023)

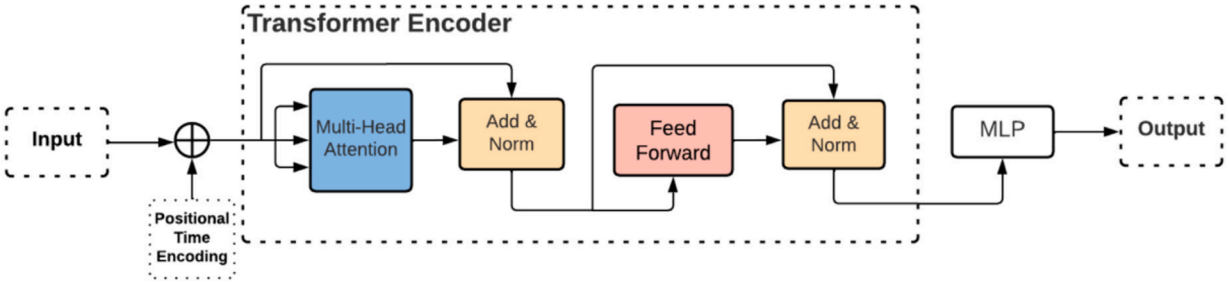


« Evaluation of the Transformer Architecture for Univariate Time Series Forecasting », (Lara-Benitez 2021)

Et pour les petits sites ?

Les petits sites manquent souvent de données de capteurs : des références simples peuvent battre les modèles profonds quand les données sont rares.

Exploiter les a priori inductifs : (Nascimento et al. 2023) Transformer couplé à une transformée en ondelettes pour prévoir la vitesse du vent et la puissance éolienne sur plusieurs mâts anémométriques de villes brésiliennes, à différentes hauteurs (100-150 m).

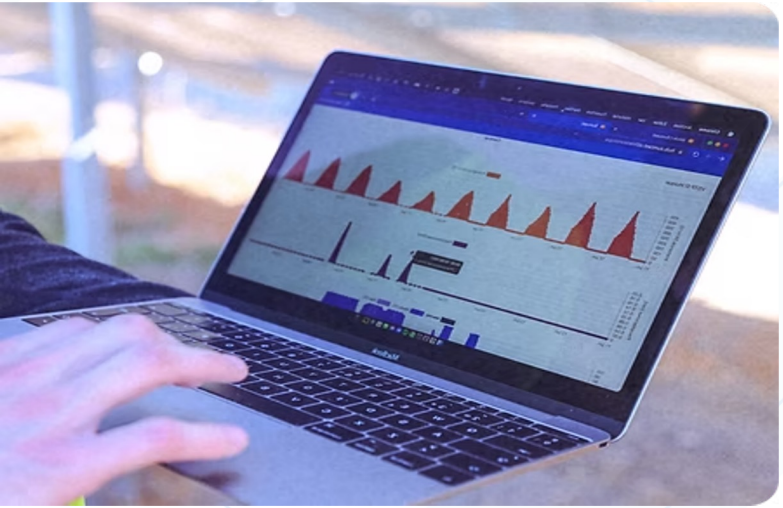


« A transformer-based deep neural network with wavelet transform for forecasting wind speed and wind energy », (Nascimento et al 2023)

Le Transformer à ondelettes a obtenu des erreurs de prévision inférieures au LSTM sur la plupart des sites et hauteurs, avec une meilleure cohérence des estimations de vitesse du vent et de puissance.

Prévision opérationnelle à grande échelle

À l'échelle d'un pays, l'AA améliore ou post-traite généralement les données météo, de demande et des opérateurs



Services de prévision météorologique de SunCast, Chili. Source : (SunCast 2025)

Pays	Méthodes	Principaux résultats
Chili : vitesse du vent pour l'exploitation	TiDE hybride + GraphCast	Améliorations de 4 à 21 % à court terme et de 5 à 23 % à moyen terme (Suri et al. 2024)
France : solaire et éolien à l'échelle nationale	AA avec la météo ERA5	Les réseaux de neurones atteignent un nRMSE de 4 à 10 % (Lindas et al. 2025)
Grèce : charge J-1	RNN + apprentissage actif + chaîne de jumeau numérique	Les modèles spécifiques restent meilleurs que les généralistes (Mylonas et al. 2024)
Europe : variables météorologiques	Modèle météo GNN + Transformer	Performances comparables à la PNT et aux observations de surface (Lang et al. 2024)

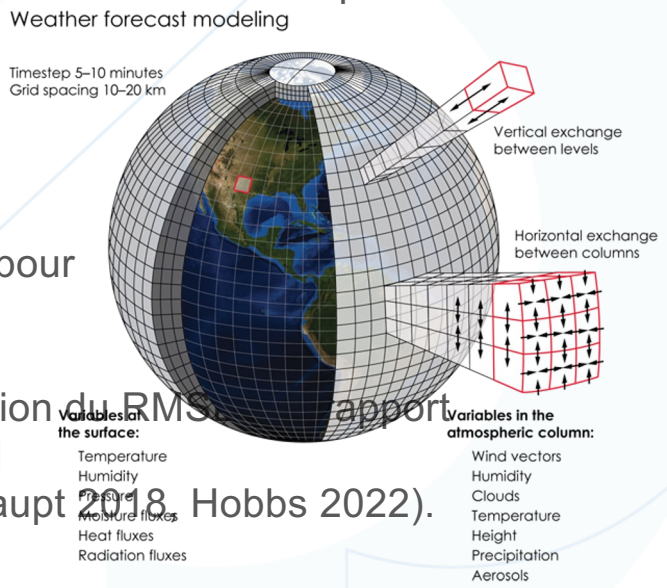
Descente d’échelle et prévision spatiale

L’AA peut traduire des prévisions météo grossières ou des données satellitaires en prévisions renouvelables haute résolution à l’échelle du site.

Éolien : attention temporelle sur la PNT + SCADA des turbines, encodeurs de graphes spatiaux pour l’implantation du parc.

Hydraulique : modèle pluie-débit + correction résiduelle par AA pour les apports et les consignes des turbines à court terme.

Potentiel : les synthèses font état d’environ 15 à 25 % de réduction du RMSE par rapport à la persistance et de 10 à 15 % d’économies de réserves quand des prévisions probabilistes sont utilisées pour le dispatching (Haupt 2018, Hobbs 2022).

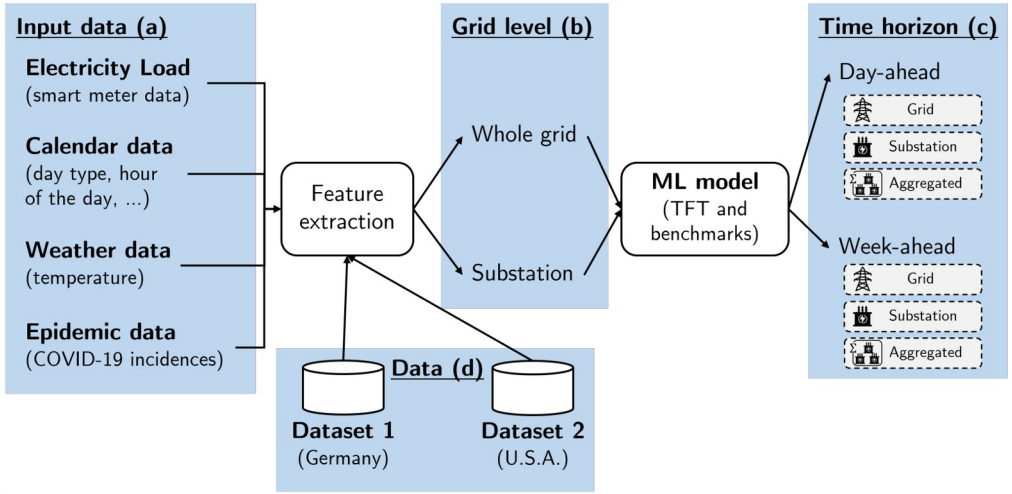


(K. Cantner AGI 2019)

Prévision de la demande dans la transition énergétique

La demande devient moins prévisible avec les VE, les pompes à chaleur, les prosommateurs, le PV derrière le compteur et l'évolution des comportements.

L'AA aide à l'échelle des départs, des postes et des communautés (Giacomazzi et al. 2023).

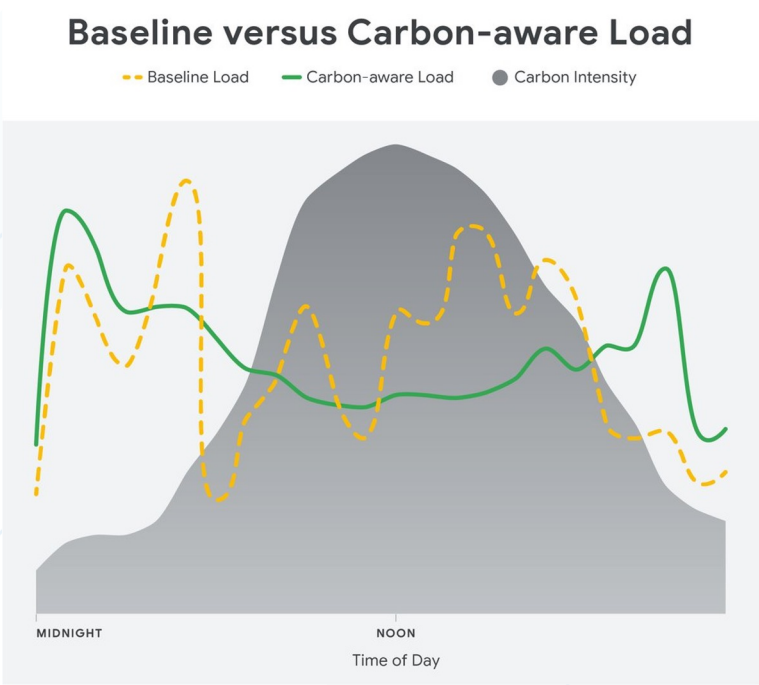


Des prévisions à l’action

Les prévisions alimentent :

- Le dispatching
- Les réserves
- Les offres sur le marché
- La programmation du stockage
- Le décalage des charges selon le carbone
- Les recommandations aux opérateurs.

(Encore) un défi ouvert :
des prévisions intégrant l’incertitude sont plus utiles que des prédictions ponctuelles.



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

Question ouverte

Que doit optimiser une prévision ?

Pause

5 minutes



Sondage

Qu’est-ce qui est pire ?

IA contrainte par la physique et optimisation

Pourquoi les réseaux de neurones « boîte noire » ne suffisent pas

L'IA pour l'exploitation du réseau ne se limite pas à la prédiction :

- elle doit respecter la physique, la sécurité et les contraintes d'exploitation.

OPF : le calcul de répartition optimale des puissances est au cœur de l'exploitation des systèmes électriques

- Minimiser le coût d'exploitation du réseau sous contraintes d'équilibre des puissances, de limites de tension, de limites thermiques et de limites des générateurs

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

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

Apprendre la faisabilité uniquement à partir des données est un gaspillage quand on connaît une partie de la physique.

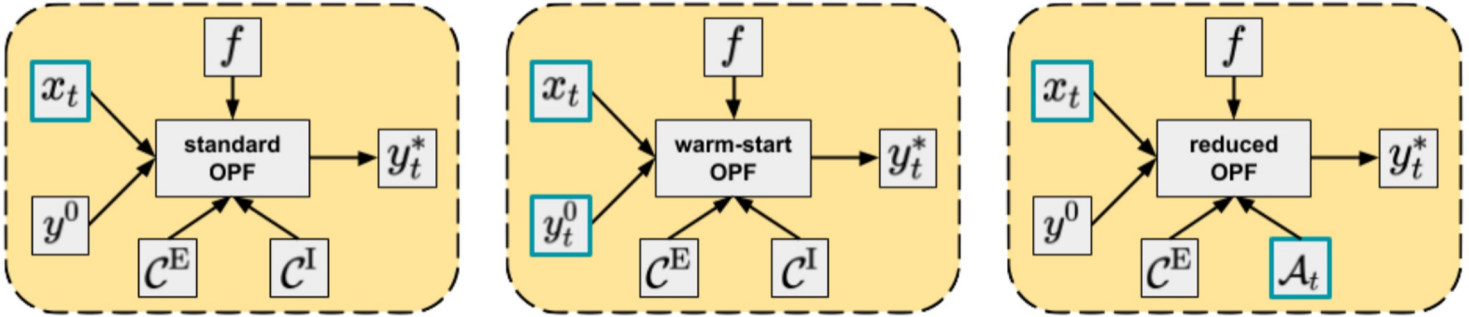
Stratégies d'apprentissage

Apprendre directement les solutions

- Utiliser les NN comme régresseurs : ils associent des paramètres à des OPF.
- Aucune garantie immédiate de faisabilité.
- Autre option : prédire un nombre réduit de variables

Apprendre des modèles indirects

- Démarrage à chaud : utiliser la sortie prédite et résoudre le problème d'optimisation
- Utiliser les NN pour la classification : apprendre seulement l'ensemble actif.

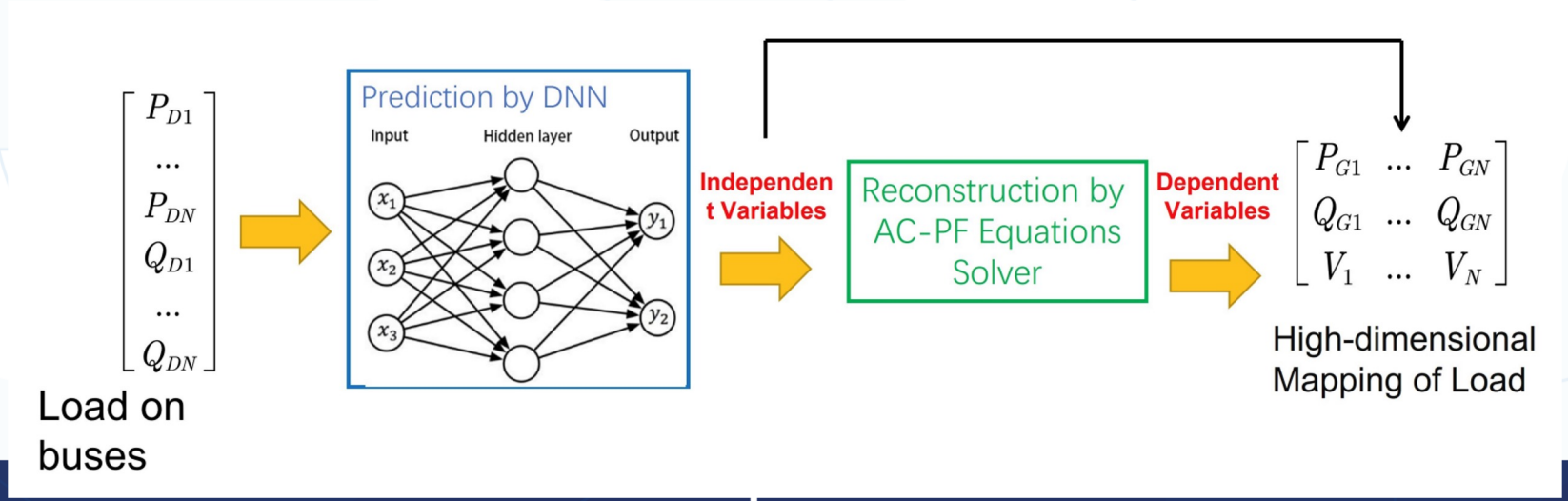


Principales approches de résolution de l'OPF. Les arguments variables sont mis en évidence, les autres pouvant être fixes. (Mones 2021)

Pourquoi l'OPF doit désormais être résolu plus souvent

Renouvelables, DER, VE, stockage et incertitude créent de nombreux scénarios :

- Une approche (Pan et al. 2020), **intérêt** : des solutions plus rapides, une nouvelle façon d'exploiter le réseau



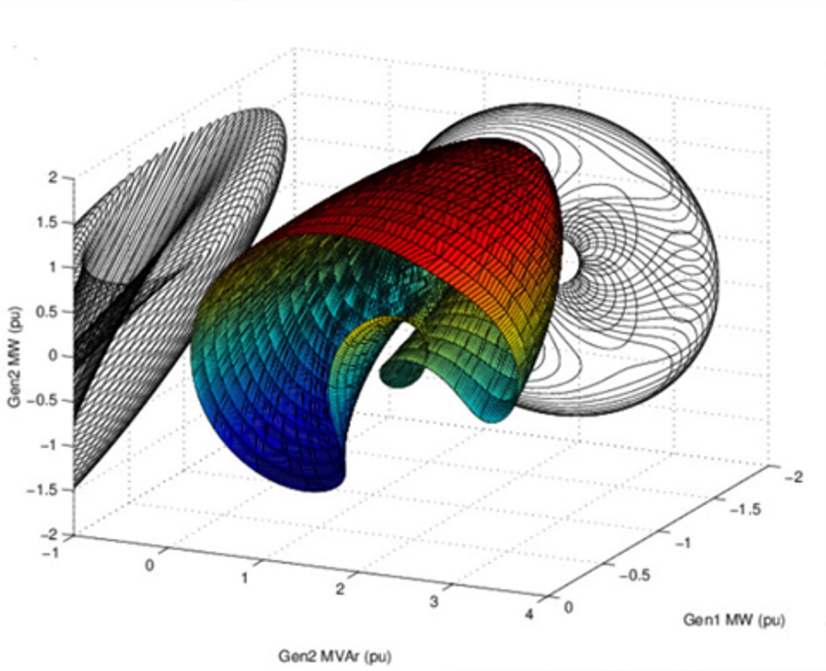
Comment les NN intègrent-ils les connaissances physiques ?

Défis :

- Non-convexité des systèmes électriques.
- Réseaux complexes et de grande taille.
- Garantir une exploitation sûre et fiable.

Approches :

- Pénalités dans la fonction de perte
- Architectures contraintes
- Couches de flux de puissance différentiables et implicites.

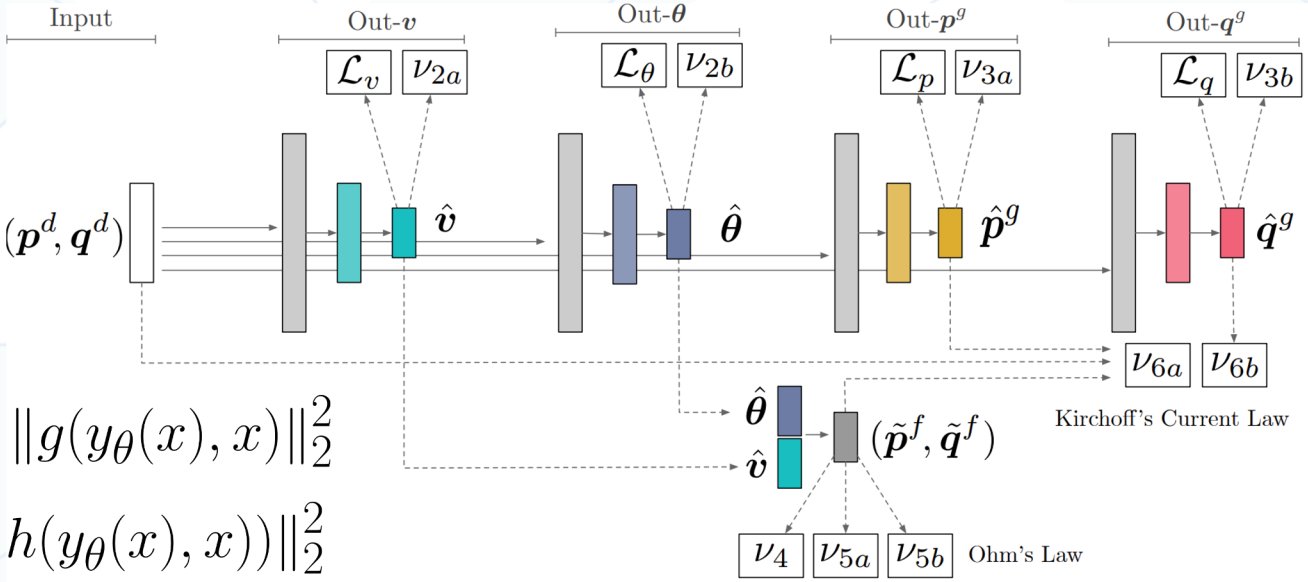


Espace réalisable du flux de puissance. Source : (Babiker 2025)

PINN et pénalités

Utiliser les contraintes connues comme pénalités lagrangiennes (Chatzos et al. 2020) :

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



Modèle OPF-DNN (Chatzos et al. 2020)

Intégrer les contraintes du système dans les NN

On pourrait apprendre à prédire une solution partielle :

- Compléter les égalités
- Corriger les inégalités

Puis optimiser l'objectif (Donti et al. 2021)

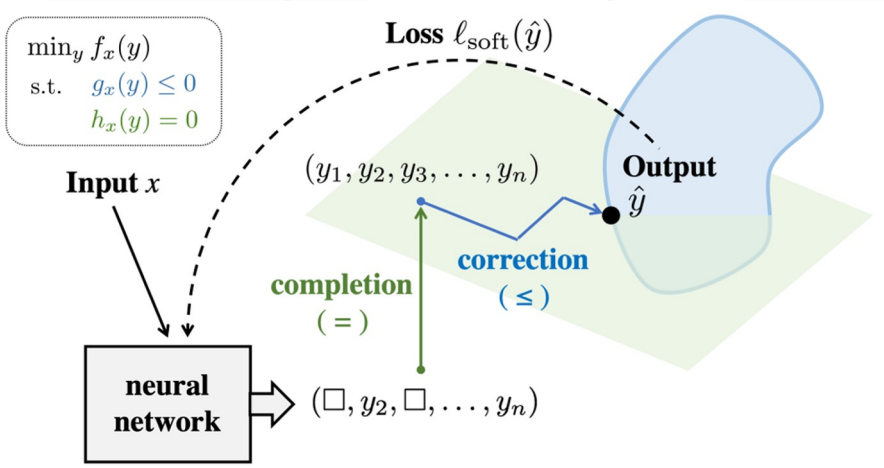


Schéma du cadre DC3. Source : (Donti 2021)

Intégrer les contraintes du système dans les NN

Une seconde étape d'optimisation peut aider à rechercher la faisabilité avant la correction, en optimisant (Nguyen et Donti 2025) :

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

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

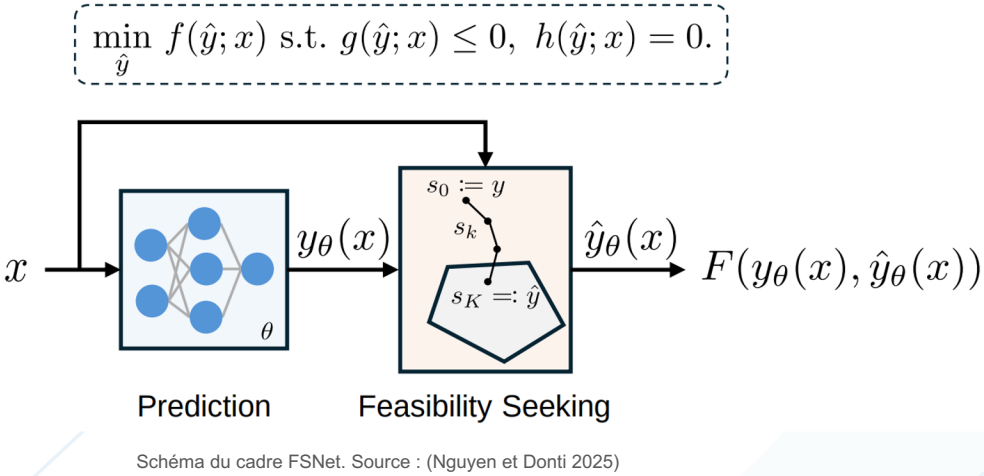


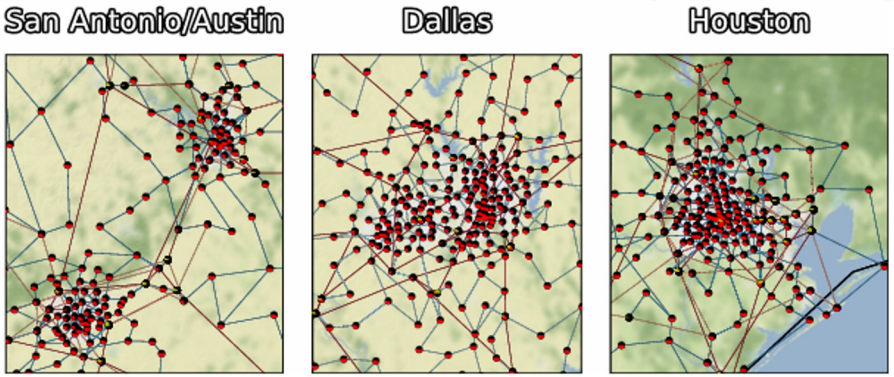
Schéma du cadre FSNet. Source : (Nguyen et Donti 2025)

Puis entraîner avec la fonction de perte :

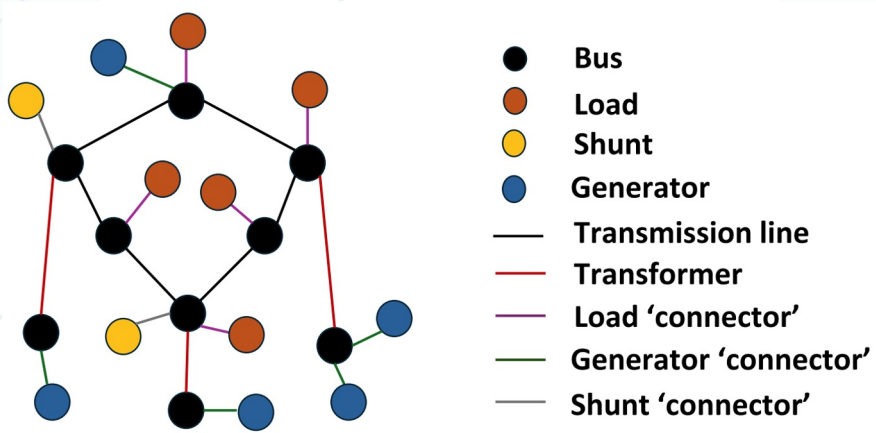
$$\mathcal{L}(\theta) = f(\hat{y}_\theta(x);x) + \frac{\rho}{2}\|y_\theta(x) - \hat{y}_\theta(x)\|_2^2$$

Apprentissage de représentations de la structure du système

Les réseaux électriques sont des graphes : utiliser le réseau comme structure du modèle, des solutions initiales d'OPF améliorant l'efficacité de l'optimisation (Diehl 2019) jusqu'à un écart d'optimalité <1 % et un **écart zéro-shot en contingence N-1 <3 %** (Arowolo & Cremer 2025)



Carte du jeu de données synthétique TEXAS. Source : (Diehl 2019)



Graphes hétérogènes avec différents types de nœuds et d'arêtes (Arowolo & Cremer 2025)

Défis de déploiement des modèles et rareté des données

IA responsable dans les systèmes électriques : qu’est-ce qui peut mal tourner ?

Dans les systèmes électriques, une défaillance de l’IA n’est pas qu’une erreur de prédiction

- Elle peut devenir un problème de fiabilité, de sûreté, d’équité ou de cybersécurité.

Sûreté physique
Commandes irréalisables ou dangereuses, délais accrus

Équité
Les modèles peuvent être moins performants sur les réseaux pauvres en données

Automatisation et perte de contrôle
Les opérateurs peuvent trop se fier à l’IA, surtout sous pression

Responsabilité
Journaux robustes, fiches de modèle, fiches de données et responsabilités claires

Contrôle humain : de l'IA consultative à l'autonomie

Consultative	**IA :** prévoit, détecte les anomalies, recommande. **Humain :** décide et exécute l'action.	**Oui, courant pour les réseaux**
Validation avant action	**IA :** propose une action de dispatching/contrôle. **Humain :** valide avant l'exécution.	**Possible pour les décisions plus lentes**
Entièrement autonome	**IA :** planifie, appelle des outils, agit sur plusieurs systèmes. **Humain :** le plus souvent absent.	**Pas prêt pour l'exploitation des réseaux**

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



Sondage final

Un agent d’IA doit-il piloter le réseau ?

Pourquoi pas encore d’IA agentique pour le pilotage critique des réseaux ?

Chaînes imprévisibles

De petites erreurs peuvent se propager de façon dynamique à travers plusieurs appels d’outils.

Accès trop étendus

Des agents aux permissions larges peuvent agir plus vite que les humains ne peuvent vérifier.

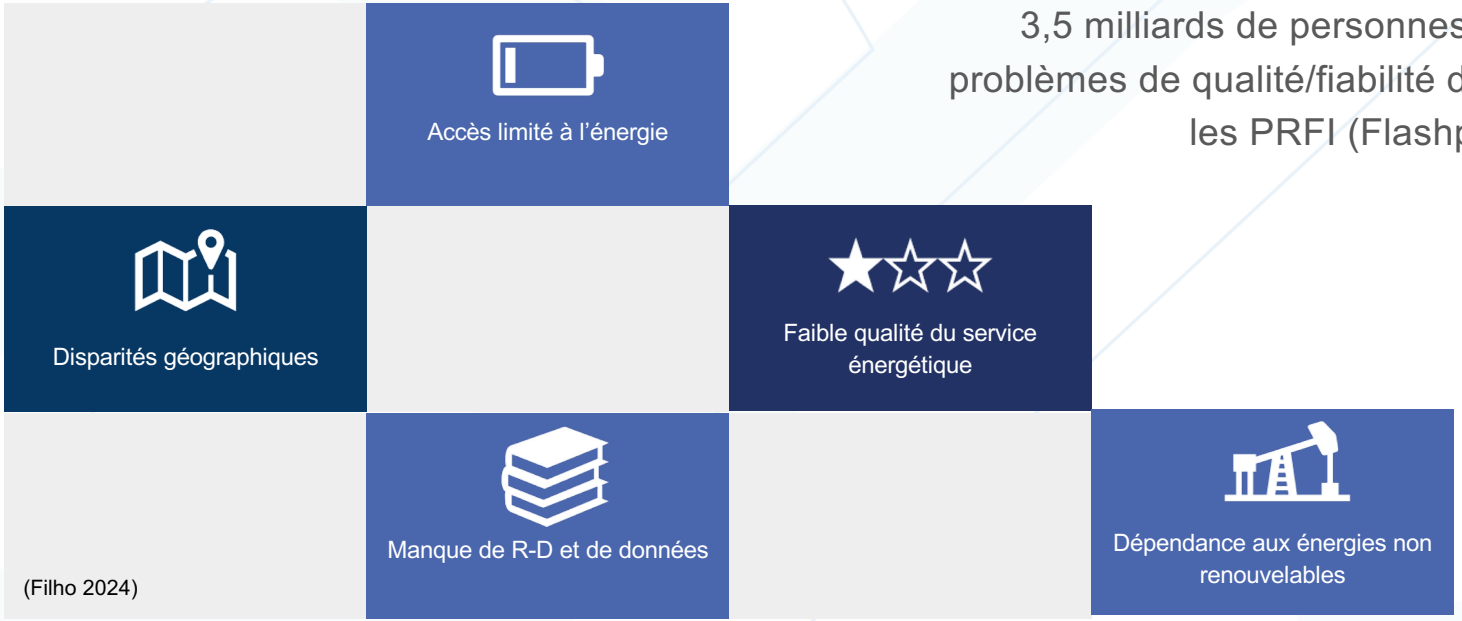
Responsabilité difficile à établir

On ne sait pas quel prompt, outil, mémoire ou état du système a provoqué une action.

Risques de sécurité

Connecteurs, outils et partage de contexte élargissent la surface d’attaque potentielle.

Défis du déploiement des modèles dans les pays du Sud



(Filho 2024)

3,5 milliards de personnes touchées par des problèmes de qualité/fiabilité de l'électricité dans les PRFI (Flashpohler et al. 2024)

La rareté des données de réseau freine le déploiement

Les données ouvertes stimulent l'innovation mais peuvent creuser les inégalités :

- Élargir la représentativité des données grâce à l'anonymisation, l'agrégation ou la confidentialité différentielle.
- Co-concevoir les initiatives de données avec les institutions locales et les communautés concernées.
- Associer les données ouvertes à des formations locales et à des cadres de gouvernance (p. ex. ISO 50001, éthique de l'IA de l'UNESCO).



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

Des contraintes de déploiement aux référentiels d’IA réutilisables

GridWatch : capteur enfichable à bas coût avec batterie + liaison cellulaire.

- ~1 300 capteurs déployés à Accra sur 4 ans, relevant tension et fréquence toutes les 2 minutes.

Accra Power : premier jeu de données de réseau de long terme dans un PRFI (SAIDI, SAIFI, sous-tension), moteur de la recherche en IA pour l’énergie.



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

Conclusion

Conclusion

L’IA comme accélérateur : intégrer des projets pilotes de prévision, de contrôle et d’automatisation montrant des gains mesurables de **fiabilité**.

Conception des pilotes : de la recherche au déploiement avec des **indicateurs clés** clairs : précision, résilience (SAIDI/SAIFI) et tCO_2 évitées.

Sûreté : établir des règles de base de partage des données et des couches de sécurité (apprentissage **tenant compte des contraintes**, **humain dans la boucle**).

… et des **modèles et données ouverts** !



Merci

jecordov@espol.edu.ec

AIAS
Analytics and Artificial Intelligence for Sustainability

espol Centro de Tecnologías de Información