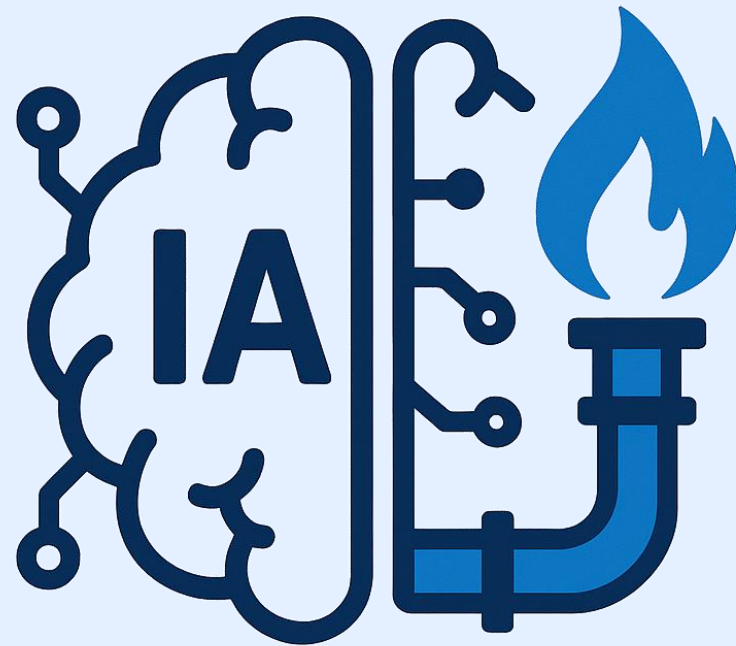


EDR x IA FABRIC

Maîtrise des consommations



Sommaire



- 1 Contexte EDR x IA Fabric & sobriété énergétique
- 2 Fiabilisation de la donnée journalière des Gros Consommateurs (GC)
- 3 Prédiction de la donnée journalière des Gros Consommateurs (GC)
- 4 Axes d'étude pour travaux futurs

EDR x IA FAB



Contexte EDR x IA Fabric & sobriété énergétique

IA Fabric



IA Lab : Expérimentation IA

IA Ops : Industrialisation IA

Data Craft : Traitements de données complexes

Nos techniques IA

Machine Learning

Deep Learning

Computer Vision

NLP & LLM

IA Générative

Séries temporelles

EDR — Étude Dynamique du Réseau



Le modèle de prévision de consommation actuel, basé sur des règles métier sans IA, ne suffit plus face à deux réalités :

Les usages changent — nouveaux clients, nouveaux industriels, nouvelles manières de consommer

Le biométhane explose — production locale, non stockable, qui exige une précision bien supérieure

→ Refonte complète du modèle de prévision, au cœur de la transition vers les gaz verts.

Biométhane & sobriété énergétique : pourquoi mieux prévoir ?



Gaz naturel : issu de gisements souterrains, acheminé par transport longue distance, facile à stocker.

Biométhane : produit localement par méthanisation de déchets organiques (boues, déchets agricoles, déchets alimentaires...), difficile à stocker.

Le défi : le biométhane est injecté directement dans le réseau de distribution. Si la consommation est mal estimée, on risque pertes, gaspillage ou coupures.

→ **Enjeu sobriété énergétique** : mieux prédire les consommations des Gros Consommateurs, c'est maximiser l'injection de biométhane, réduire le recours au gaz fossile et éviter le gaspillage énergétique.

Sobriété énergétique & transition vers les gaz verts



Croissance du biométhane : 829 sites d'injection en 2026, contre 212 en 2020 — ×4 en 5 ans. Le projet d'entreprise GRDF vise ×5 la production de gaz verts d'ici 2028. Chaque nouveau site injecte localement dans le réseau de distribution, créant de nouvelles contraintes d'équilibrage qu'il faut anticiper.

Impact sur les prévisions de consommation : pour maximiser l'injection de biométhane et éviter les pertes, il faut anticiper finement la demande des consommateurs.

→ **Notre contribution** : nos modèles IA réduisent le gaspillage énergétique et maximisent l'injection de gaz vert.

EDR x IA FAB



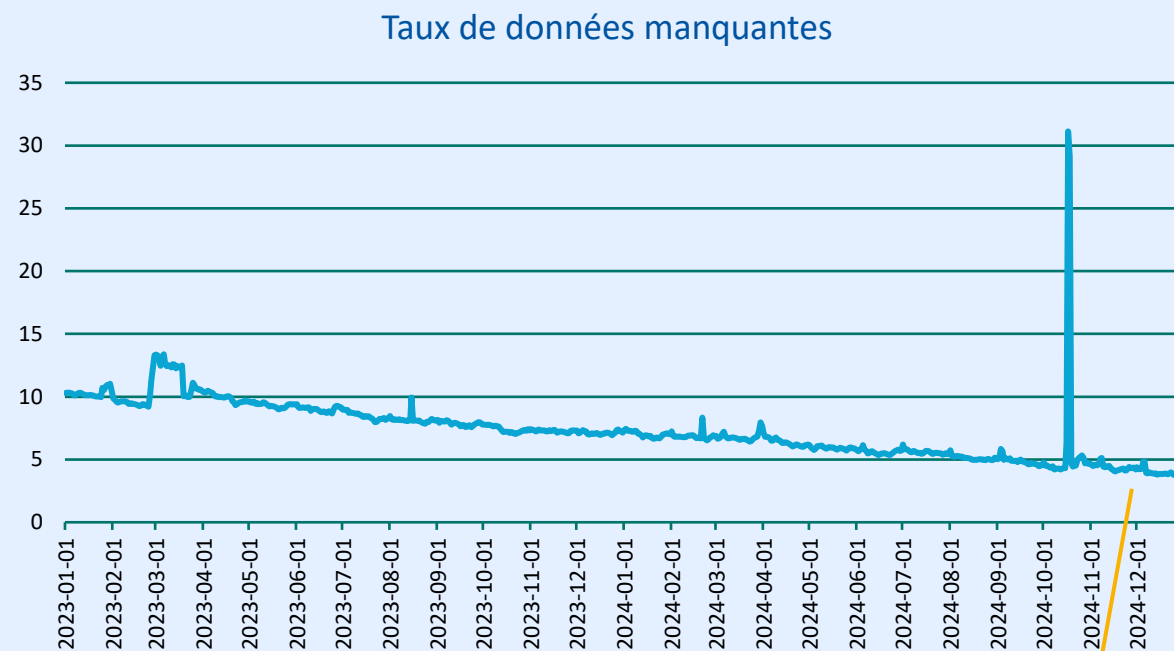
Fiabilisation de la donnée journalière des Gros Consommateurs (GC)

Pourquoi fiabiliser les consommations ?

Les GC (gros consommateurs) représentent 150 000 clients pour **plus de 30%** des consommations annuelles

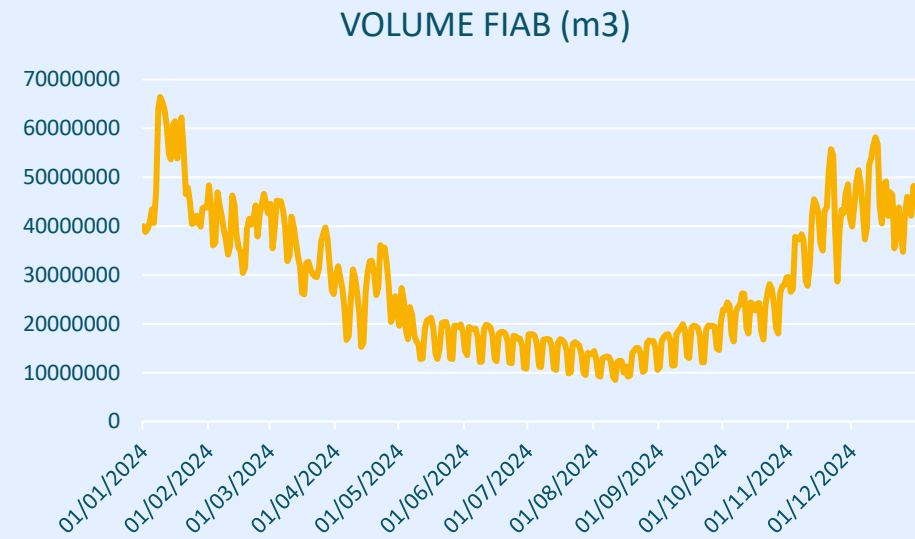
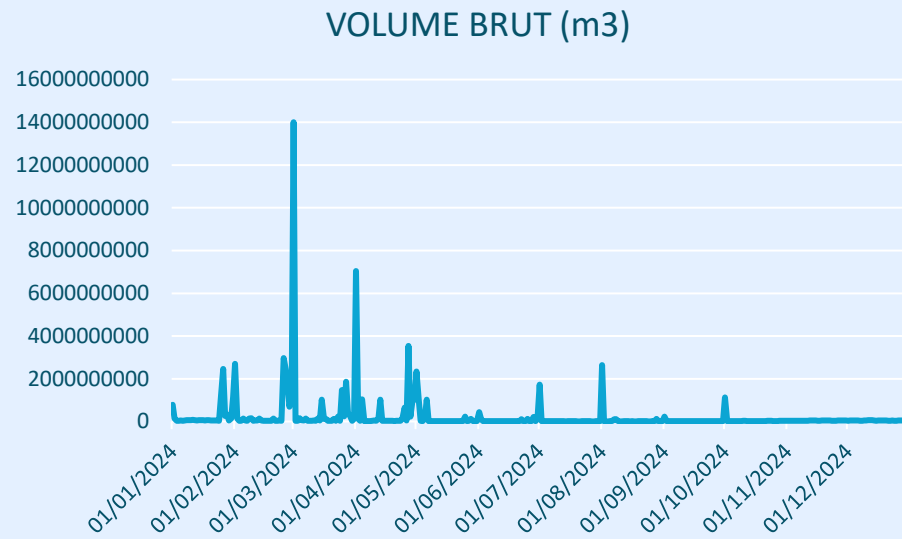
Les relèves journalières informatives sont parfois en **anomalie** : valeurs manquantes ~5% ou aberrantes

Impact : **calcul erroné** d'indicateurs comme la capacité d'accueil du biométhane (volume injectable par les producteurs)

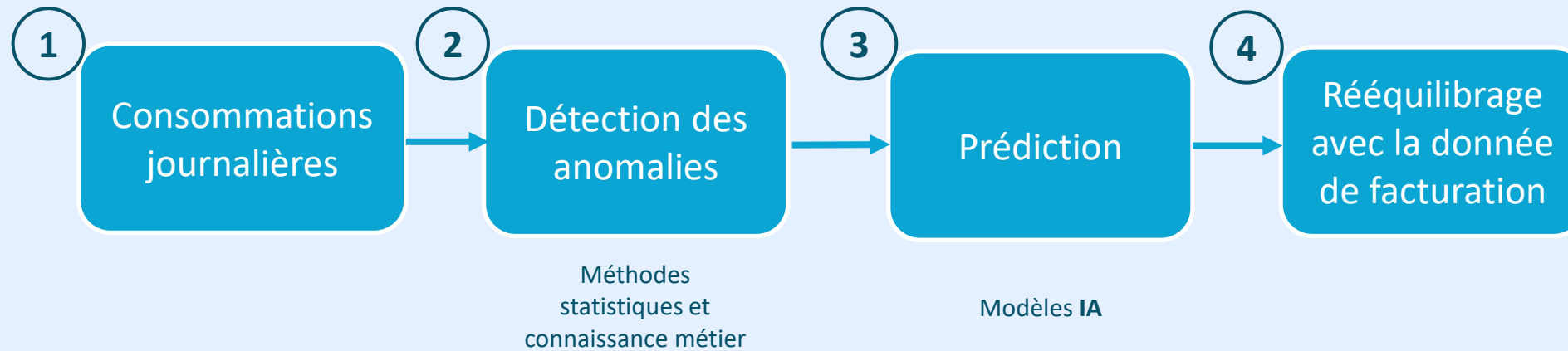


Environ 5% de données manquantes aujourd'hui

D'une donnée inexploitable à une consommation fiable



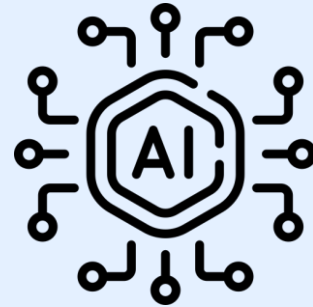
Processus de fiabilisation



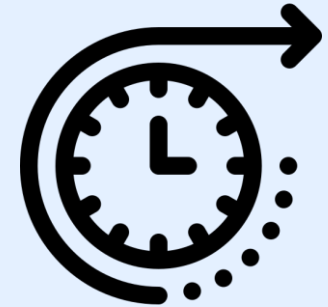
Zoom sur l'IA de fiabilisation



Une **base d'entraînement** des IA est constituée : dates, consommations, température



Un modèle IA est entraîné sur chaque GC pour assimiler ses caractéristiques précises : saisonnalité, thermo sensibilité, habitude de consommation...
Plus de 100 000 modèles **Prophet** sont ainsi entraînés



Les modèles entraînés peuvent estimer la consommation d'un GC pour un jour et une température donnée, que l'on utilise dans le passé pour remplacer les données manquantes ou erronés

Qu'est-ce qu'un modèle Prophet ?



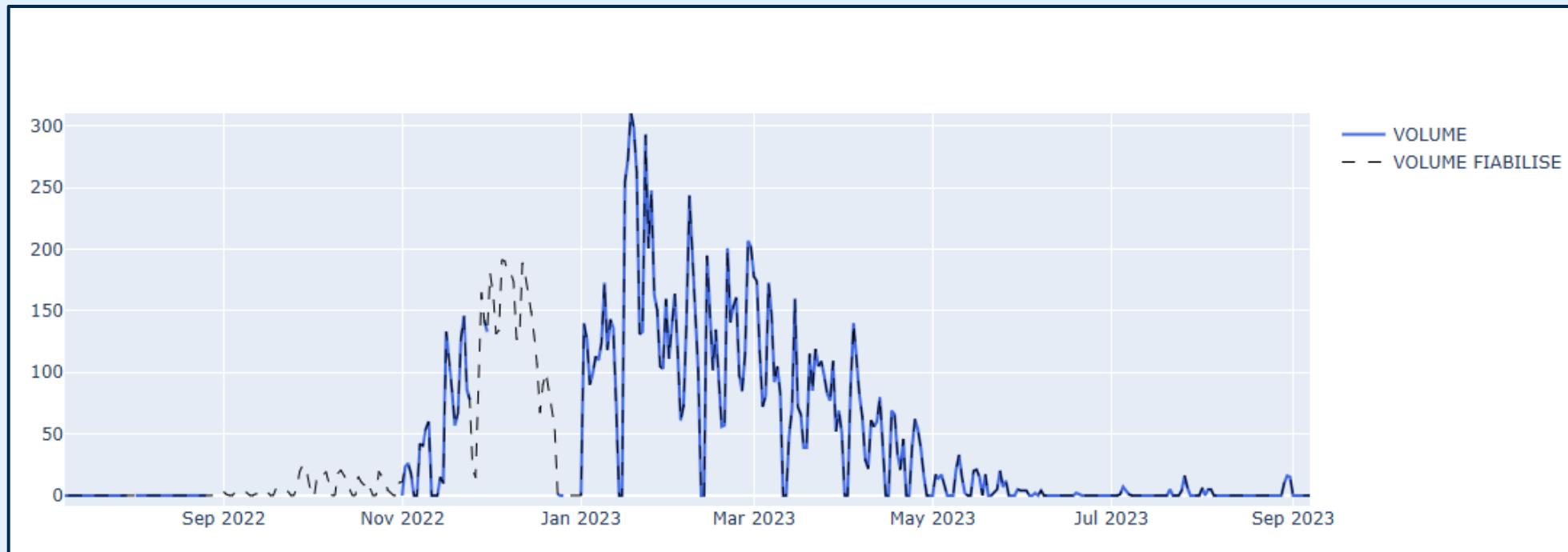
Meta, comme la plupart des grandes entreprises technologiques, entraîne et met à disposition des modèles **open-source**. Prophet est sous licence MIT, qui est une **licence permissive à utilisation commerciale**

Prophet est une des références en prédictions de séries temporelles, c'est un modèle présent nativement dans toutes les bibliothèques python de séries temporelles. C'est un artefact générique qu'on **adapte à nos données** pendant l'entraînement.

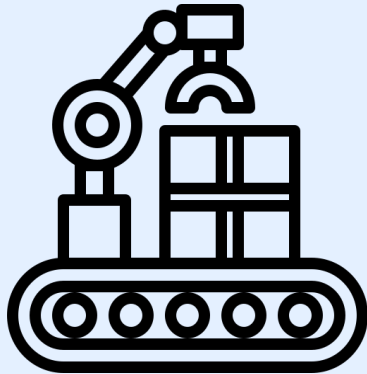
De manière plus précise, Prophet est une procédure permettant la prévision des données chronologiques à partir d'un modèle additif dans lequel les tendances non linéaires sont ajustées en fonction de la saisonnalité annuelle, hebdomadaire et quotidienne, ainsi que des effets liés aux vacances

Résultats

	Err absolue médiane	Err relative médiane
Avant réajustement facturante	20,3 m3	17,5 %
Après réajustement facturante	0 m3	0,2 %



Statut

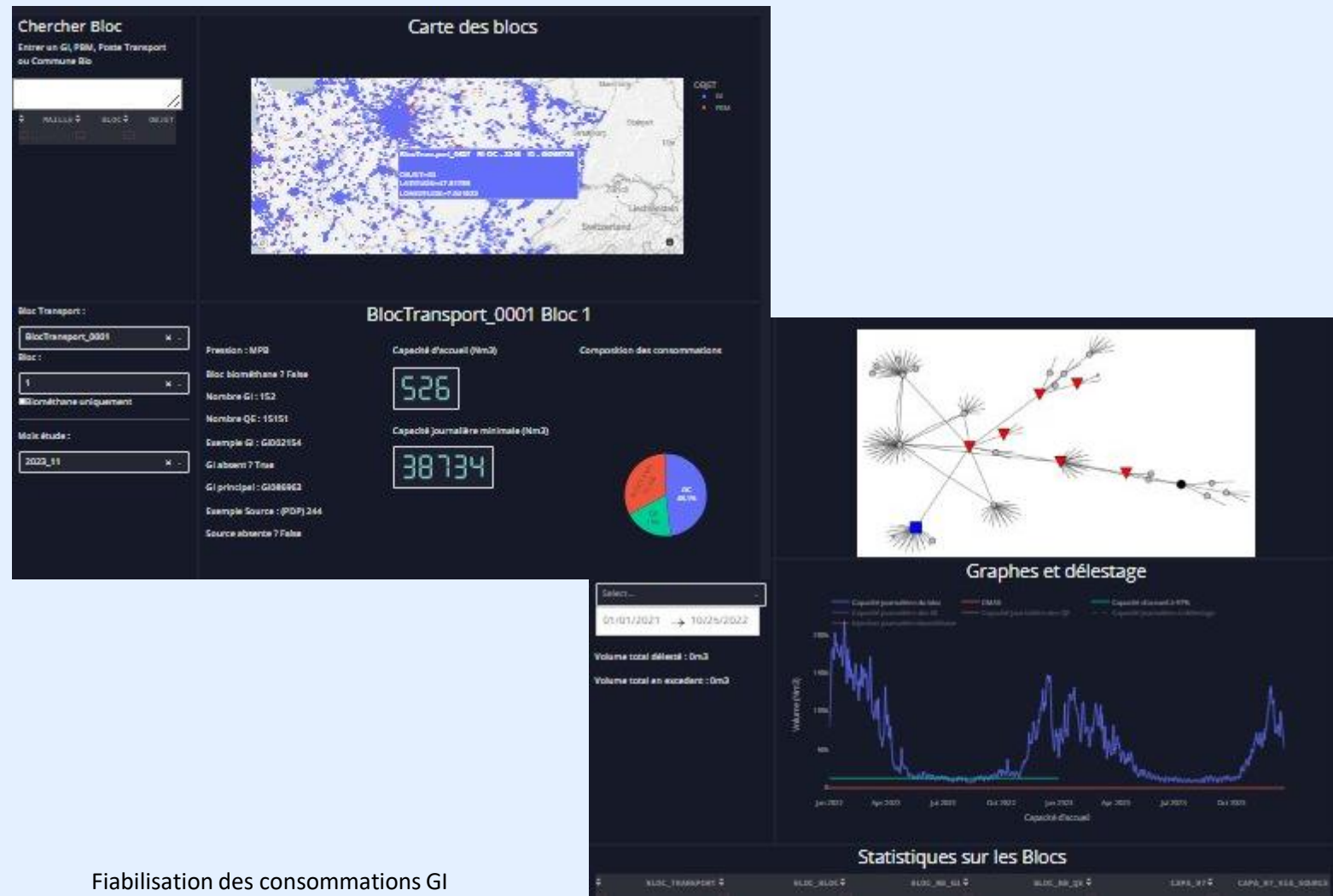


Actuellement **automatisé** sur Cloud sous maîtrise IA
Fabric

Industrialisation officielle sur la nouvelle plateforme IA
EDGAR début 2026 dans les respects des patterns de
run

La fiabilisation alimente plusieurs cas d'usage

- Correction climatique
- Prédiction de consommation
- Simulation de délestage pendant la crise russe
- Calcul des capacités d'accueil biométhane (volume injectable) avant l'arrivée d'OSCAN : 2021-2025. A permis une accélération du développement (comparaison des résultats pour recette) et une meilleure spécification du métier



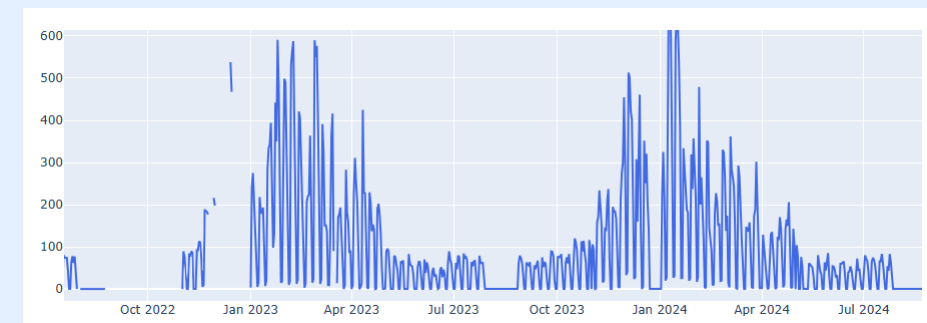
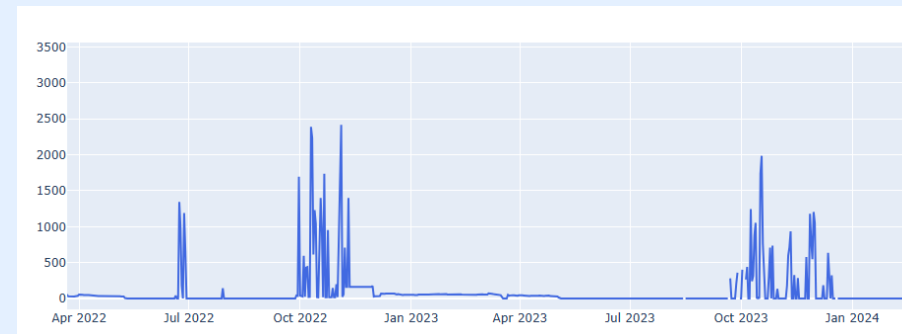
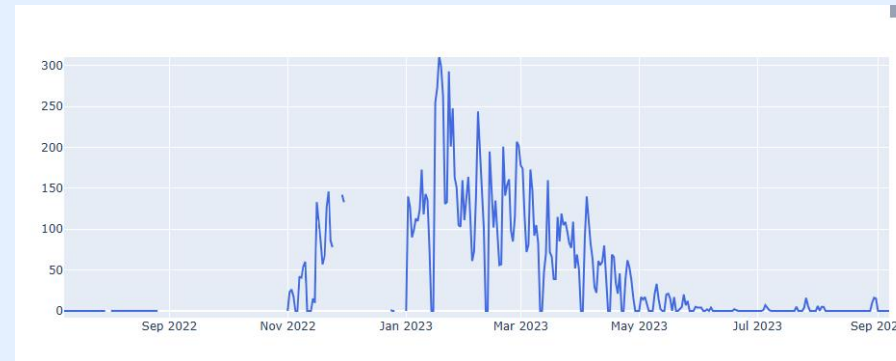
EDR x IA FAB



Prédiction de la donnée journalière des Gros Consommateurs (GC)

Pourquoi prédire la consommation ?

- Etude réseau : dimensionnement, raccordement, changement de typologie (ex : ajout d'un maillage)
- Anticipation des saturations
- Communication aux producteurs de biométhane pour gestion de leurs intrants
- Besoin d'un outil plus robuste que les outils de simulation actuels



Prédiction de consommation des GI

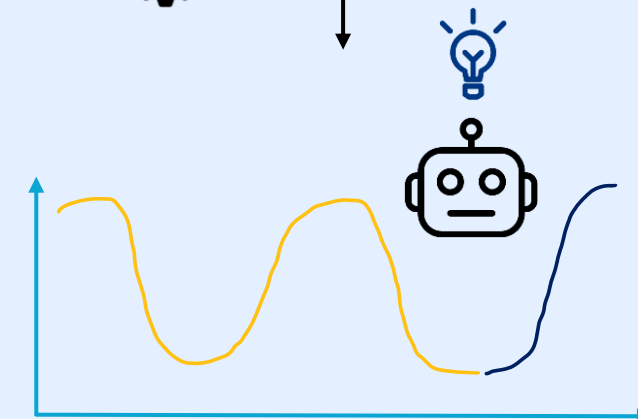
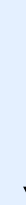
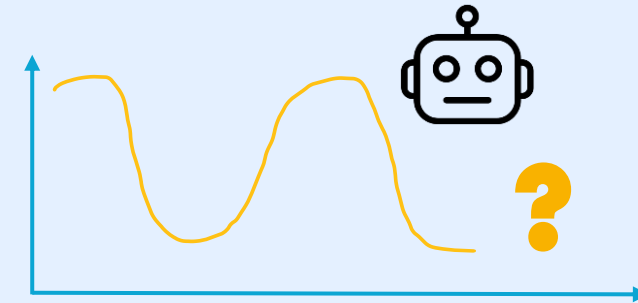
Méthodologie des prédictions de séries temporelles

2 séries de modèles IA sont développés :

Prédictions **long terme**

Prédictions **court terme**

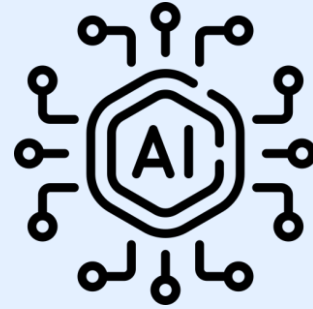
Les prévisions sans historique pour les nouveaux GI sont reprises dans EDR à l'identique de Carpathe. Une 1^{ère} phase d'étude montre que les modèles IA ont de meilleures performances mais une phase d'étude approfondie est nécessaire, incompatible avec la feuille de route EDR, et ces prévisions ne représentent que 3% des consommations.



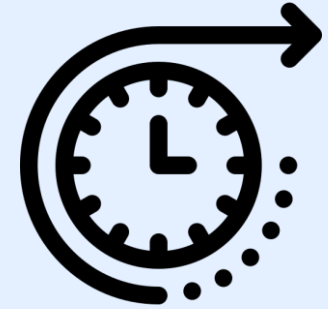
Zoom sur les prédictions long terme



Une **base d'entraînement** des IA est constituée : dates, consommations, température

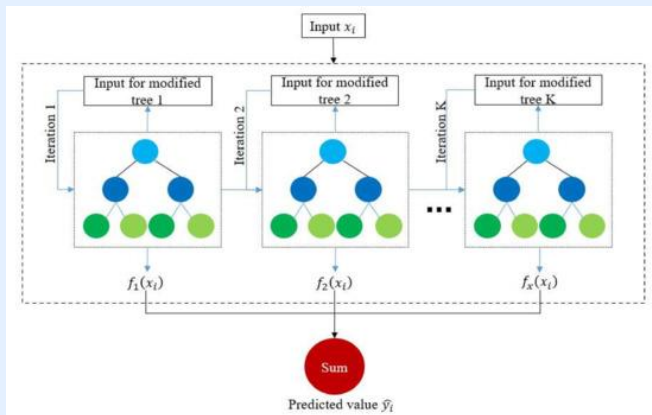


Un modèle IA est entraîné sur chaque GC pour assimiler ses caractéristiques précises : saisonnalité, thermo sensibilité, habitude de consommation...
Plus de 100 000 modèles **XGBoost** sont ainsi entraînés



Les modèles entraînés peuvent estimer la consommation d'un GC pour un jour et une température donnée, que l'on utilise dans le futur lointain jusqu'à un horizon d'un an

Pourquoi XGBoost et pas les modèles Prophet ?



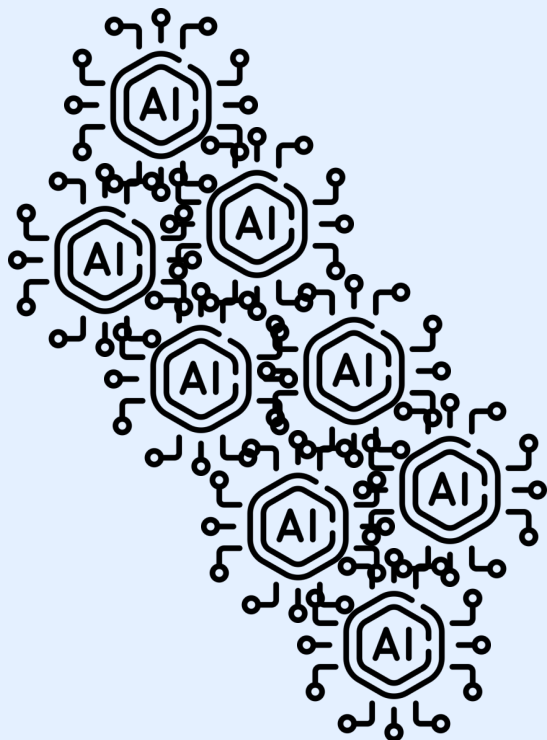
XGBoost est un des algorithmes de Machine Learning le plus utilisé et le plus performant, vainqueur classique des concours de Machine Learning. Il est issu de la recherche académique et date de 2014

L'utilisation d'une méthode de Machine Learning au lieu d'un algorithme de série temporelle type Prophet permet de s'assurer de la stabilité du modèle à des horizons de prédiction lointains.

Les **horizons de prédiction sont structurants** dans les choix d'IA adaptées.

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) est un modèle open source permettant de mettre en œuvre de Gradient boosting et de régularisation.

Pourquoi les modèles individuels sont-ils intéressants ?



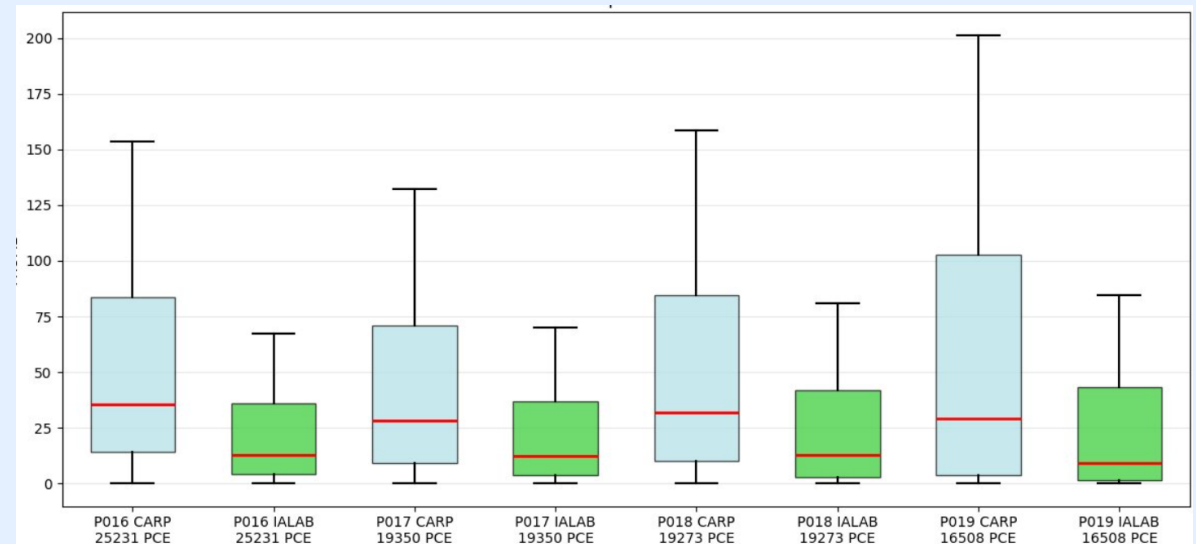
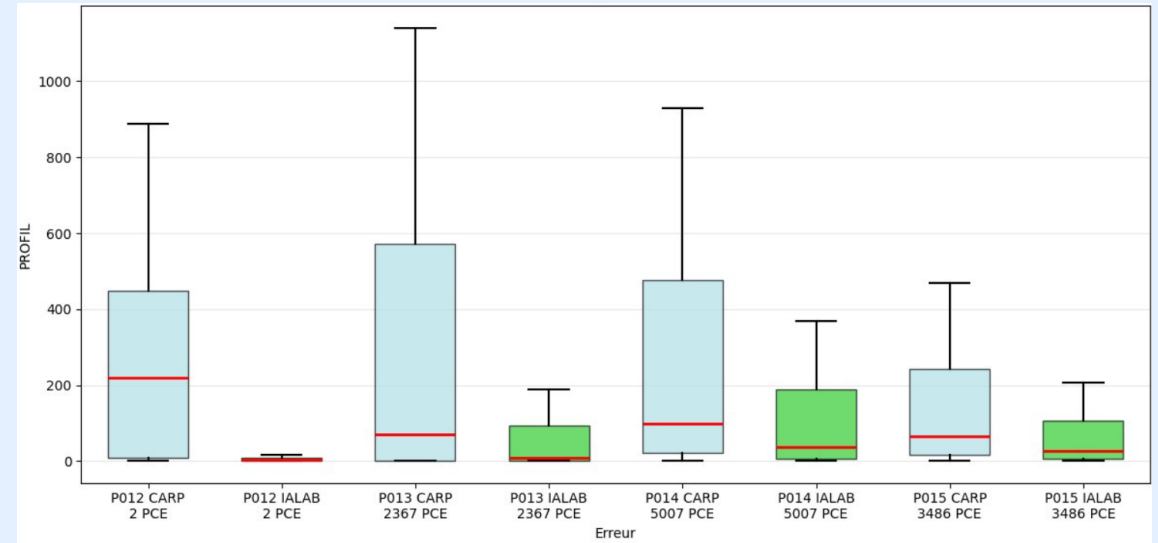
Entraîner des modèles individuels pourrait sembler être lourd et peu efficace, mais c'est tout l'inverse :

- La gestion de groupes de modèles, bien qu'intuitive, ajoute une grande complexité si on veut qu'elle soit performante
- Les modèles individuels sont gérés et réentraînés automatiquement pour suivre les évolutions de consommation des GC, de manière robuste et pérenne
- L'entraînement et l'utilisation de 100 000 modèles ne pose pas de problème de compute, les modèles entraînés sont des objets légers et une (grosse) VM standard EDGAR suffit au compute
- Les performances de prédiction sont bien meilleures avec des modèles individuels

Quelques chiffres

METRIQUE	IA LAB	CARPATHE
MAE (m3)	99,1	313,2
MAE – ÉTÉ (m3)	63,7	257,3
MAE – HIVER (m3)	125	353,9
MAPE	105,7	309,2
MAPE – ÉTÉ	106,7	342,1
MAPE – HIVER	105,2	291,8
MEDIAN AE (m3)	13,1	34,1
MEDIAN AE – ÉTÉ (m3)	4,8	15,2
MEDIAN AE – HIVER (m3)	23,1	56,1
MEDIAN APEE	18,7	44,1
MEDIAN APEE - ETE	21,0	51,4
MEDIAN APEE - HIVER	17,7	40,5

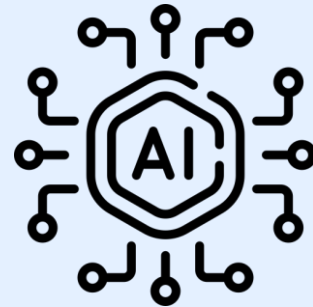

Erreur ÷ 3



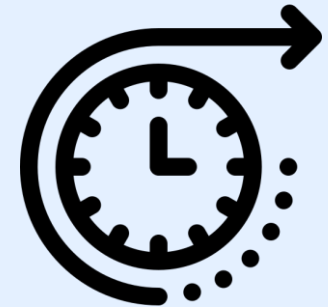
Zoom sur les prédictions court terme



Une **base d'entraînement** des IA est constituée : dates, consommations, température

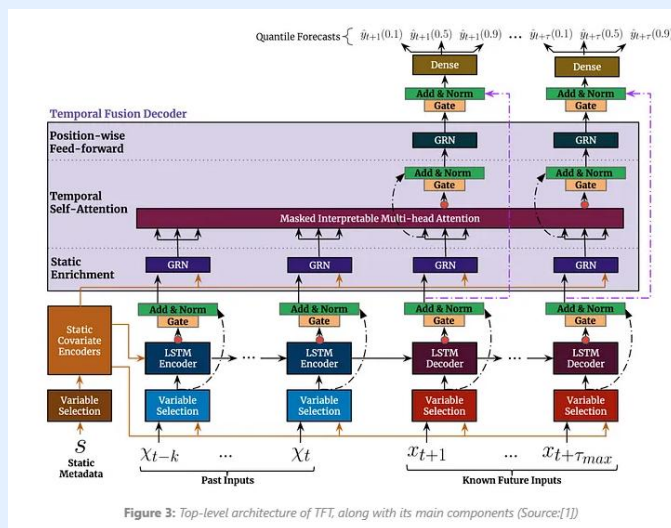


Un **seul modèle IA** est entraîné avec l'algorithme TFT sur l'historique de tous les GC



Le modèle entraîné peut estimer la consommation d'un ou plusieurs GC dans les 21 prochains jours à partir des prévisions de température

Pourquoi un seul modèle cette-fois ci ?

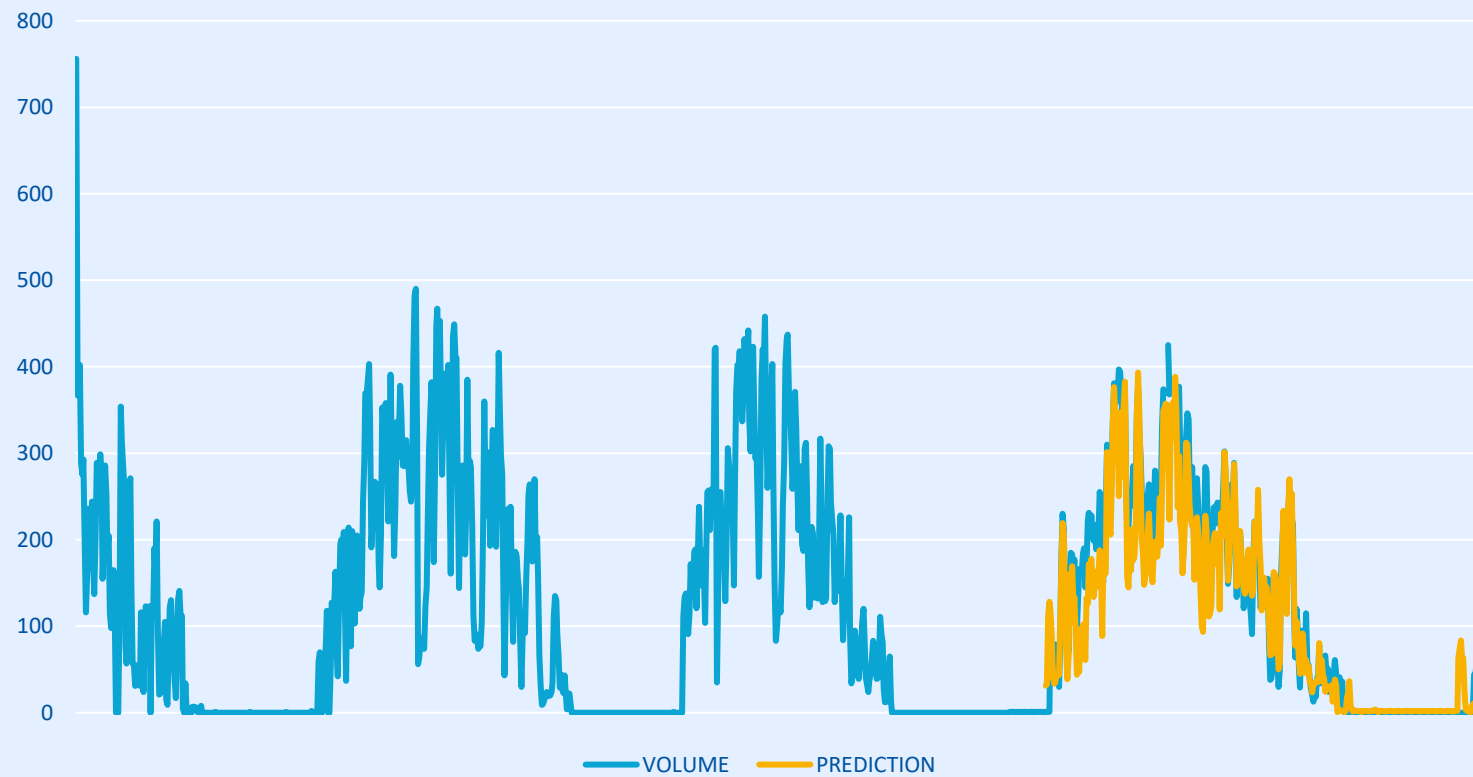


TFT ou **Temporal Fusion Transformers** est un algorithme récent (2019) issu de la recherche académique s'appuyant sur l'architecture transformers (à la base de l'IA Générative) et qui est spécialisé dans la prédiction de séries temporelles à court terme.

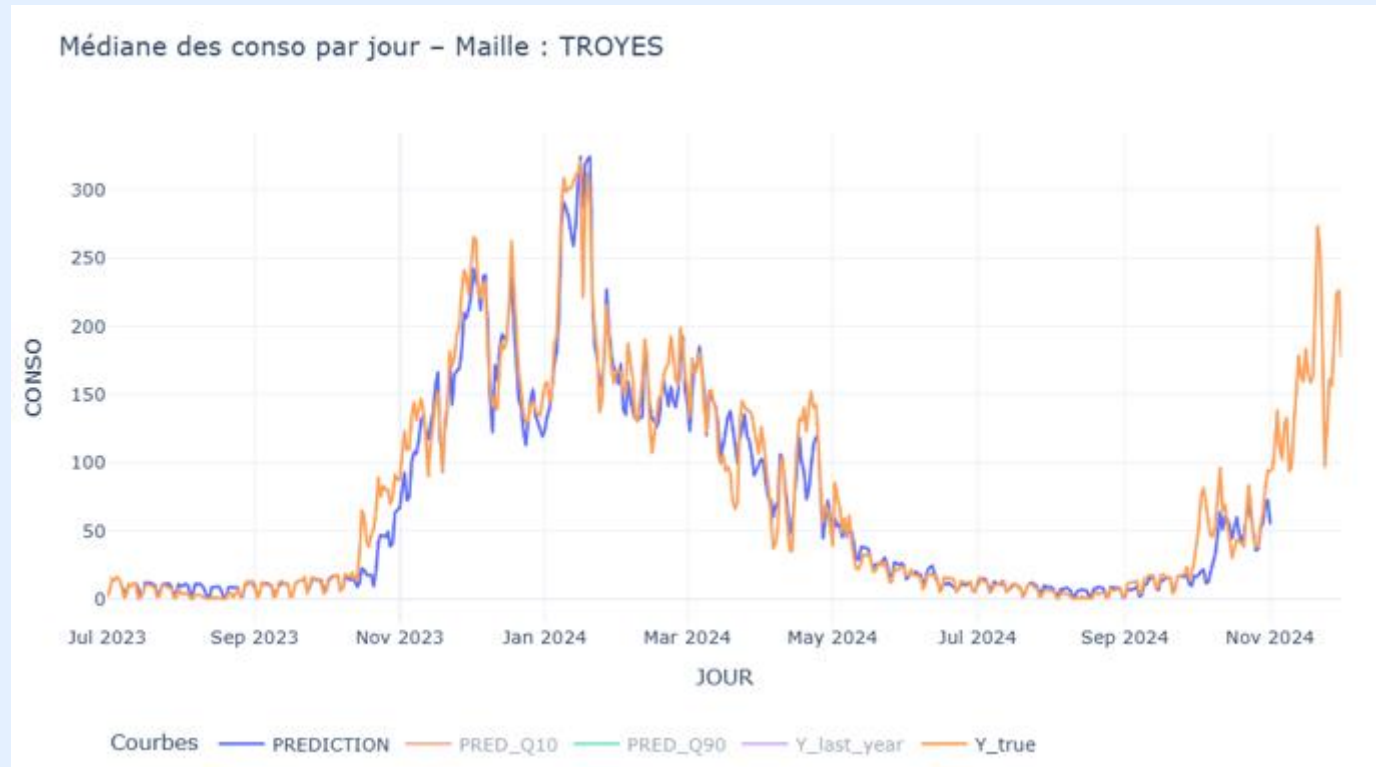
TFT est entraîné sur tous les GC en un seul modèle, et reproduit à partir d'un historique récent (90 derniers jours de consommation dans notre cas) les prévisions futures (21 jours) les plus vraisemblables étant donné tous les exemples d'entraînement. Le modèle prend en compte la température passée et les prévisions de température future.

Le fait de se placer sur un horizon spécifiquement court terme nous assurant de connaître les températures et les consommations récentes nous permet de sélectionner une nouvelle fois l'IA la plus adaptée au problème. TFT montre dans ce cadre les meilleures performances, du fait de sa **spécialisation à capter la logique des consommations récentes** et pas seulement la reproduction d'un comportement historique.

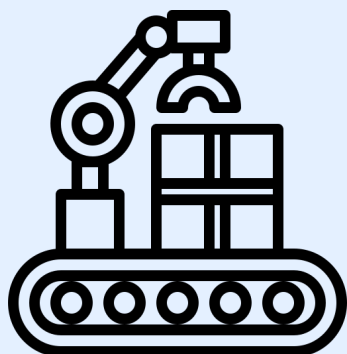
Démo – Exemple long terme



Démo – Exemple court terme



Statut



Les prédictions **long terme** et **court terme** sont embarqués pour industrialisation

Contraintes opérationnelles fortes : exigence fonctionnelle de résultats de simulation immédiats

EDR x IA FAB



Axes d'étude pour travaux futurs

Prédiction horaire. Les données horaires arrivent depuis janvier 2025 sur tous les gros consommateurs. Peut-on mieux prédire la consommation horaire que les modèles historiques par profil ?