SUSTAINABILITY LAB

CLIMATE CHANGE AI : ÉCOLE D'ÉTÉ VIRTUELLE 2026

L'IA pour les bâtiments

L'apprentissage automatique tout au long du cycle de vie du bâtiment : mesurer, modéliser, décider, vérifier

Nipun Batra · Sustainability Lab, IIT Gandhinagar
Module : l'IA pour les bâtiments et les villes · Partie 1

PARTIE 1

Pourquoi les bâtiments ?

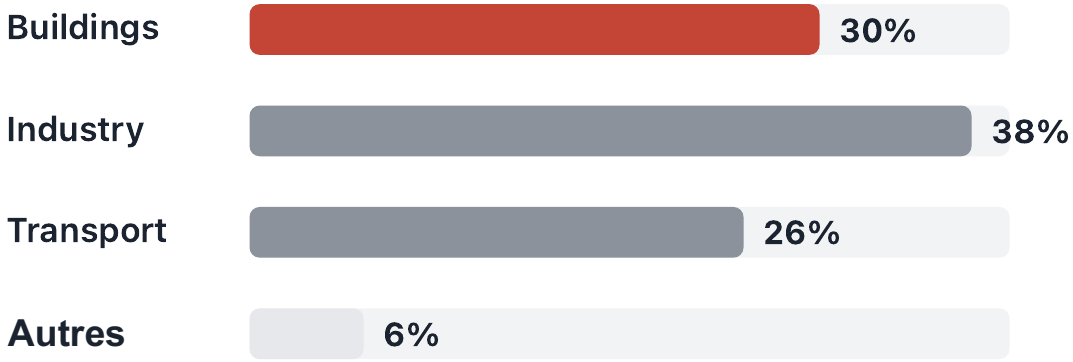
Un tiers de l’énergie mondiale, et elle est déjà comptée

MESURER MODÉLISER DÉCIDER VÉRIFIER



Les bâtiments consomment environ un tiers de l’énergie mondiale

PART DE L’ÉNERGIE FINALE MONDIALE



Bâtiments = 34 % en incluant les matériaux de construction

CO_2 LIÉ À L’ÉNERGIE DES BÂTIMENTS



Indirect : électricité et chaleur
18%

Direct : combustibles sur site
8%

Intrinsèque : construction
7%

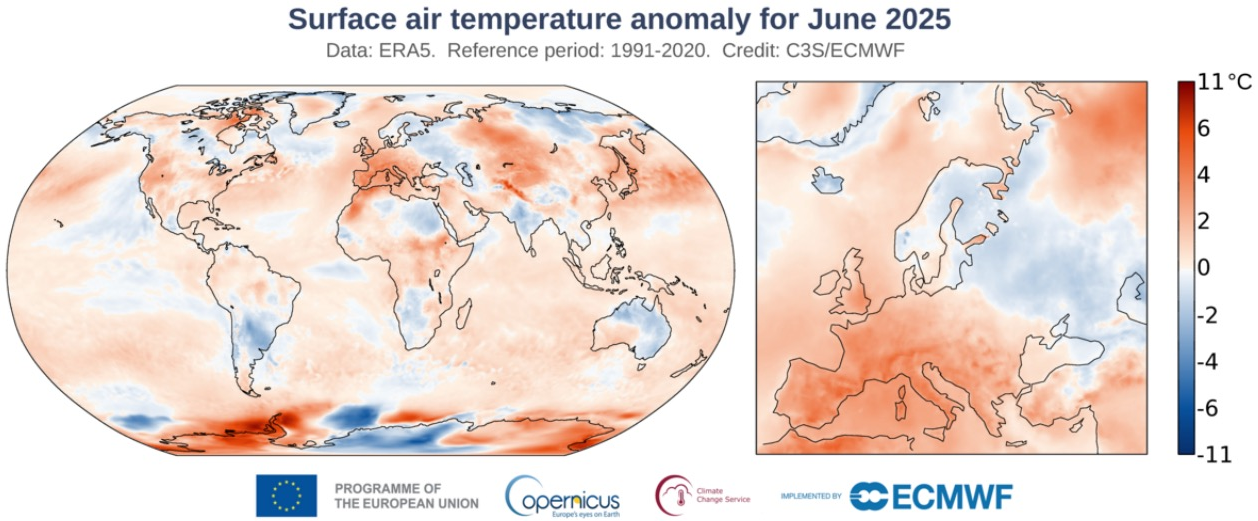
= un tiers du CO_2 lié à l’énergie IEA, données 2022

À RETENIR

Les bâtiments représentent environ 30 % de l’énergie finale mondiale et à peu près un tiers du CO_2 lié à l’énergie, construction comprise.

POURQUOI MAINTENANT

La climatisation est l'usage de l'énergie qui croît le plus vite dans les bâtiments



Juin 2025 : le mois de juin le plus chaud jamais enregistré en Europe occidentale. Crédit : C3S/ECMWF

1.6→5.6B

climatiseurs d'ici 2050 : le parc est multiplié par ~3,5!!

+14%

de la demande quotidienne en Espagne ; les prix ont bondi de 108 % en France et de 175 % en Allemagne pendant la canicule de 2025!™!

~20%

des logements de l'UE sont climatisés (contre ~90 % aux États-Unis) : la demande va vite grimper

SONDAGE

Quel est le principal consommateur d'électricité chez vous : climatisation/chauffage, chauffe-eau, réfrigérateur ou autre chose ?

RÉPONSE À LA QUESTION

Tout dépend du climat, et de ce que l’on compte

19%
États-Unis : part de la climatisation dans l’électricité des ménages

62.5%
UE : part du chauffage dans l’énergie finale des ménages

~40%
Inde : part des ventilateurs, rafraîchisseurs et climatiseurs dans l’électricité des ménages interrogés

40–60%
Singapour : part de la climatisation dans l’énergie totale des bâtiments

À RETENIR

Lisez le dénominateur avant le pourcentage. Le climat, les combustibles, les équipements et la construction changent la charge dominante, et font du transfert géographique un problème d’AA à part entière.

Quatre phases d’un bâtiment, quatre décisions différentes



Conception : choisir Volumétrie, enveloppe, matériaux, systèmes

Quatre phases d’un bâtiment, quatre décisions différentes



Conception : choisir Volumétrie, enveloppe, matériaux, systèmes



Construction : contrôler

Avancement, qualité, métadonnées, séquences

Quatre phases d’un bâtiment, quatre décisions différentes



Conception : choisir Volumétrie, enveloppe, matériaux, systèmes



Construction : contrôler

Avancement, qualité, métadonnées, séquences



Exploitation : adapter Météo, occupants, prix, pannes

Quatre phases d’un bâtiment, quatre décisions différentes



Conception : choisir Volumétrie, enveloppe, matériaux, systèmes



Construction : contrôler

Avancement, qualité, métadonnées, séquences



Exploitation : adapter

Météo, occupants, prix, pannes

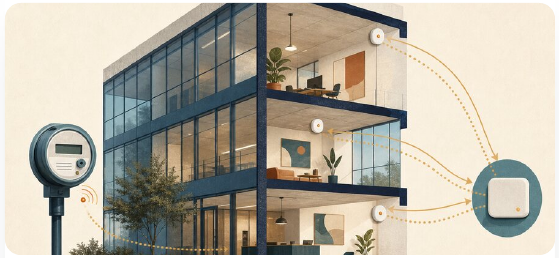


Rénovation : vérifier Diagnostiquer, hiérarchiser, mesurer le changement

À RETENIR

Avant l’exploitation, occupants et performances sont des hypothèses. Pendant l’exploitation, ils deviennent des données probantes ; la rénovation doit s’en servir pour transformer le bâtiment.

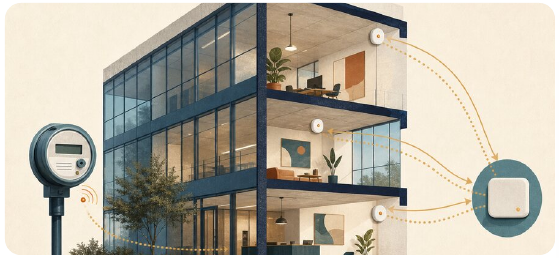
La démarche : mesurer » modéliser » décider » vérifier



Mesurer

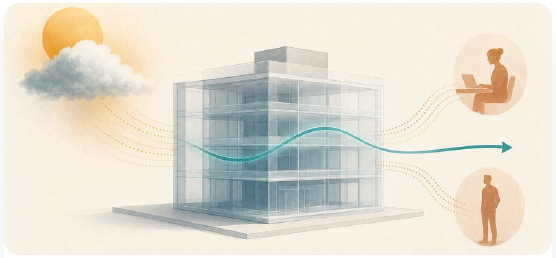
Que se passe-t-il ?

La démarche : mesurer » modéliser » décider » vérifier



Sense

Que se passe-t-il ?



Modéliser

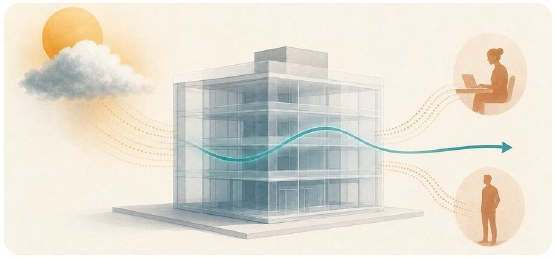
Que va-t-il se passer ?

La démarche : mesurer » modéliser » décider » vérifier



Mesurer

Que se passe-t-il ?



Modéliser

Que va-t-il se passer ?



Décider

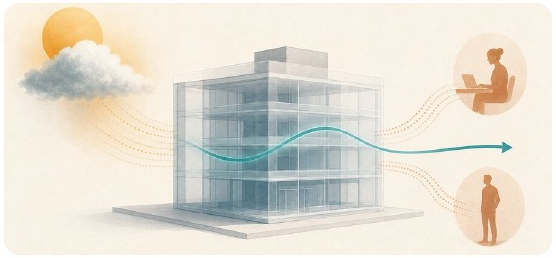
Quelle action respecte les contraintes ?

La démarche : mesurer » modéliser » décider » vérifier



Mesurer

Que se passe-t-il ?



Modéliser

Que va-t-il se passer ?



Décider

Quelle action respecte les contraintes ?



Vérifier Cela a-t-il marché, et pour qui ?

À RETENIR

Nous parcourrons cette boucle à travers quatre applications. Une question tout du long : le résultat tiendra-t-il dans le bâtiment suivant, sur le vrai réseau et avec les personnes à l'intérieur ?

APPLICATION 1 · ÉTAPE : MESURER

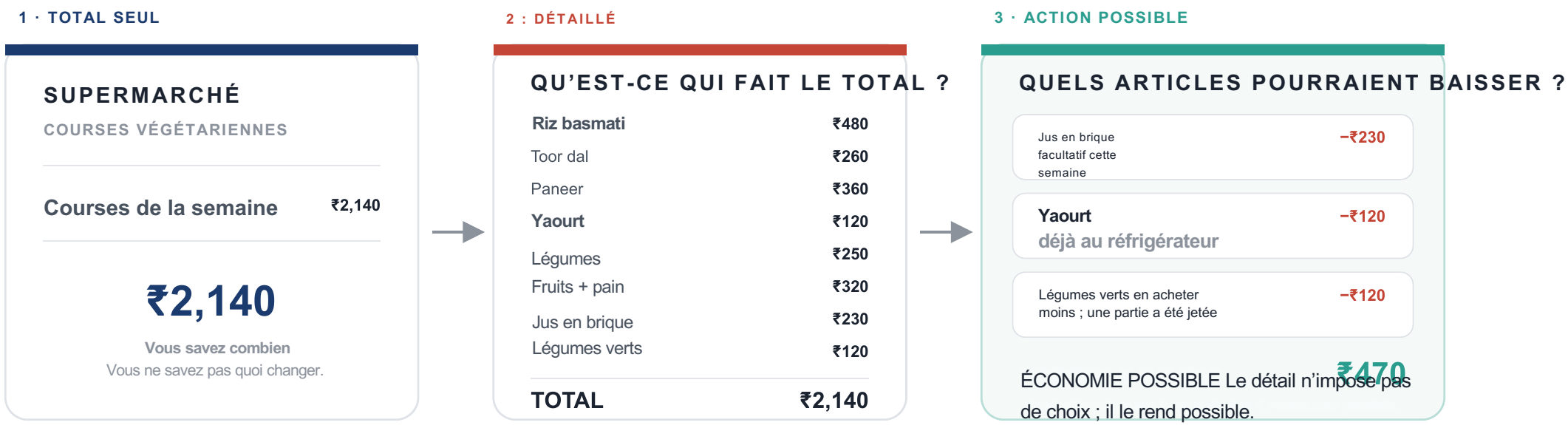
Désagrégation énergétique

Un compteur bon marché en entrée, un retour détaillé et exploitable en sortie

SENSE | MODEL | DECIDE | VERIFY



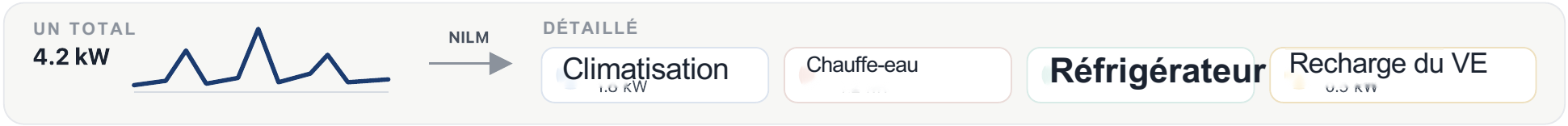
Votre ticket de supermarché explique pourquoi le détail compte



À RETENIR

Un total vous dit combien ; un ticket détaillé vous dit où une décision est possible. Le NILM cherche à savoir si un seul signal électrique de tout le logement peut devenir l'équivalent d'une facture d'énergie détaillée.

Ce que permettent les données par appareil



Retour personnalisé La clim domine aujourd'hui

Action : essayer +1 °C

Panne et gaspillage Le frigo ne s'arrête jamais

Action : programmer l'entretien

Ciblage des rénovations Une vieille clim crée la pointe

Action : prioriser l'aide

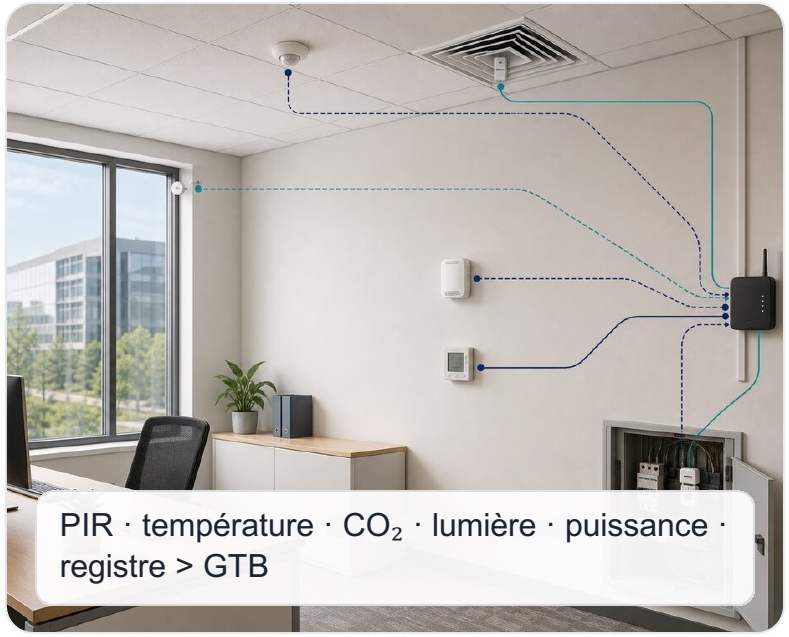
Charges flexibles Le VE peut attendre trois heures

Action : recharger après 22 h

À RETENIR

Un retour détaillé incite les ménages à réduire leur consommation de 5 à 15 %, et la même ventilation alimente la détection de pannes, le ciblage des rénovations et l'éligibilité à l'effacement. C'est pourquoi une grande partie de l'AA appliqué aux bâtiments vise le signal par appareil.

Ce que l’on peut mesurer, et ce que cela coûte

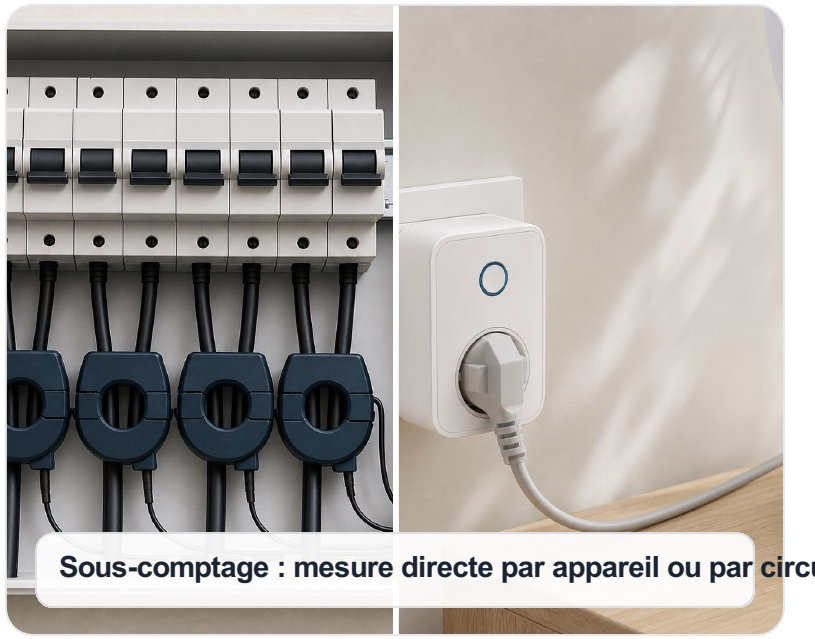


Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	wide reach
Sub-metering	circuit / appliance	ground truth, audits	higher cost
Bâtiment équipé	puissance + temp. + CO_2 + occupation	régulation, confort, diagnostic de pannes	highest effort

À RETENIR

Commencez par le bas : une instrumentation riche peut répondre à presque tout, mais elle coûte cher à installer, étiqueter et entretenir sur de nombreux bâtiments.

Ce que l’on peut mesurer, et ce que cela coûte



Sous-comptage : mesure directe par appareil ou par circuit

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Smart meter	seconds–minutes · aggregate	NILM, forecasting, DR	wide reach
Sous-comptage	circuit / appareil	vérité terrain, audits	coût plus élevé
Bâtiment équipé	puissance + temp. + CO_2 + occupation	régulation, confort, diagnostic de pannes	highest effort

À RETENIR

Les sous-compteurs donnent directement la réponse. Ils sont la vérité terrain idéale, et précisément ce qui devient difficile à financer et à entretenir à grande échelle.

Ce que l’on peut mesurer, et ce que cela coûte



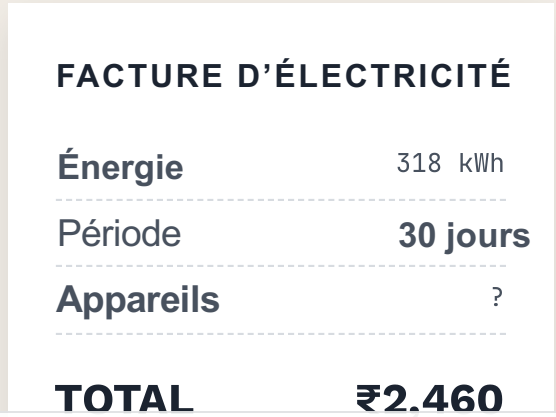
Une seule courbe agrégée · des millions de bâtiments

Utility bill	monthly · whole building	billing, benchmarking	nearly free
Compteur intelligent	secondes-minutes · agrégé	NILM, prévision, effacement	large couverture
Sous-comptage	circuit / appareil	vérité terrain, audits	higher cost
Bâtiment équipé	puissance + temp. + CO_2 + occupation	régulation, confort, diagnostic de pannes	highest effort

À RETENIR

Le compteur intelligent est l’entre-deux intéressant : bon marché et très répandu, mais il ne mesure que la somme. Le NILM cherche à en déduire le signal plus riche des appareils.

Ce que l’on peut mesurer, et ce que cela coûte



Quasi universelle · trop grossière pour agir par appareil

Facture	mensuelle · bâtiment entier	facturation, comparaison	quasi gratuite
Compteur intelligent	secondes-minutes · agrégé	NILM, prévision, effacement	wide reach
Sous-comptage	circuit / appareil	vérité terrain, audits	higher cost
Bâtiment équipé	puissance + temp. + CO_2 + occupation	régulation, confort, diagnostic de pannes	highest effort

À RETENIR

Ce domaine existe parce que couverture et résolution évoluent en sens inverse. L’AA appliqué aux bâtiments déduit souvent un signal coûteux d’un signal bon marché.

Ce que les vrais logements font subir à vos capteurs



(a) Three Generations of Light Switch Sensors

(b) Plug Load Monitor



(c) Three Generations of Doorway Sensors

(d) Motion Sensor

Home sensors — Hnat et al., **Hitchhiker's Guide**, SenSys 2011[11]

LEÇONS DE DÉPLOIEMENTS RÉELS

· **La maintenance pèse plus que l'installation : les capteurs tombent en panne,**

les étiquettes se dégradent, les occupants changent. · L'effort croît plus que linéairement avec les logements, les nœuds et les mois sur le terrain

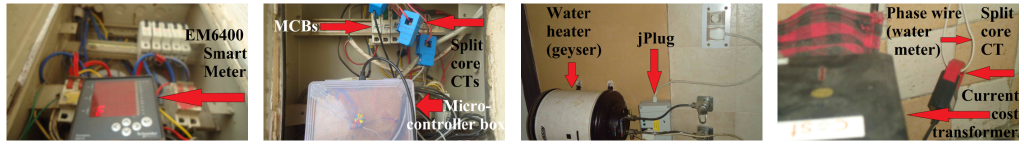
· **Les hypothèses voyagent mal : que se passe-t-il quand on**

déploie hors du réseau du laboratoire ? (diapositive suivante)

À RETENIR

Les articles sur les déploiements sont aussi utiles que les articles sur les algorithmes, et bien plus rares : chaque modèle hérite de ces difficultés.

Delhi nous l’a appris : mesurez la tension, pas seulement le courant



73 jours, 33 capteurs, un logement à Delhi : compteur intelligent, TC par circuit, prises connectées [12]

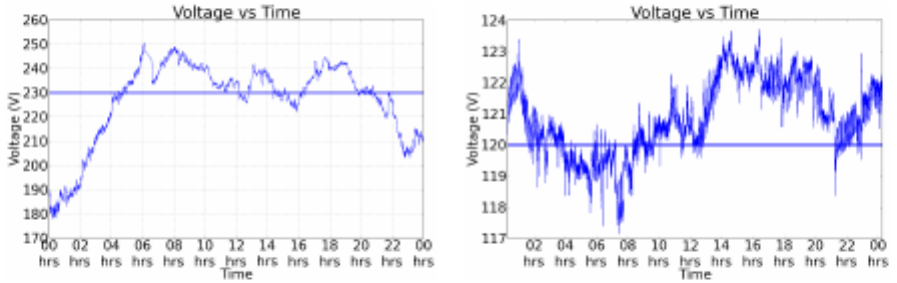


Fig. 5 · **Batra et al., BuildSys 2013** · doi:10.1145/2528282.2528293

À RETENIR

Le réseau lui-même varie : à Delhi, la tension a oscillé de ~180 à 250 V en une journée (aux États-Unis, elle reste proche de 120 V). Les compteurs à TC qui n’enregistrent que le courant supposent une tension fixe : ici cette hypothèse ne tient plus, il faut donc mesurer V et I, et normaliser la tension avant tout. [12]

POURQUOI NE PAS TOUT COMPTER ?

On ne peut pas mettre un capteur sur chaque appareil

Deux façons de savoir ce que consomme chaque appareil :

Compter chaque appareil

- ✕ un capteur de prise par appareil : le coût s'additionne
- ✕ main-d'œuvre d'installation dans chaque foyer
- ✕ **les capteurs tombent en panne, les étiquettes se dégradent**
- ✕ intrusif : du matériel dans chaque prise

Utiliser le compteur du logement

- ✓ déjà présent dans plus d'un milliard de foyers
- ✓ aucun matériel, aucune installation
- ✓ **rien de plus à entretenir**
- → mais on ne voit que la somme

NILM : déduire la puissance par appareil de l'agrégat, sans nouveaux capteurs

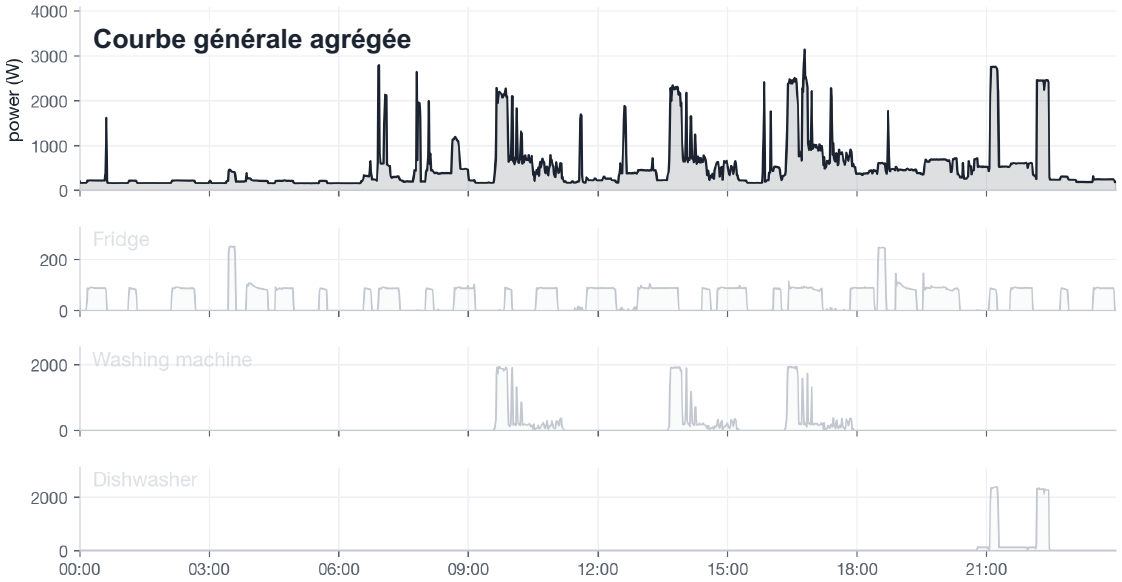
À RETENIR

Tout compter est précis mais ne passe pas à l'échelle ; le compteur dont vous disposez ne voit que la somme. La surveillance non intrusive des charges (NILM) en retrouve les composantes : c'est notre premier approfondissement.

LE PROBLÈME

On ne mesure qu’un seul signal agrégé…

DONNÉ	À TROUVER	SOUS CONTRAINTE
compteur agrégé y(t)	**puissance par appareil x(t)**	**aucun capteur par appareil**



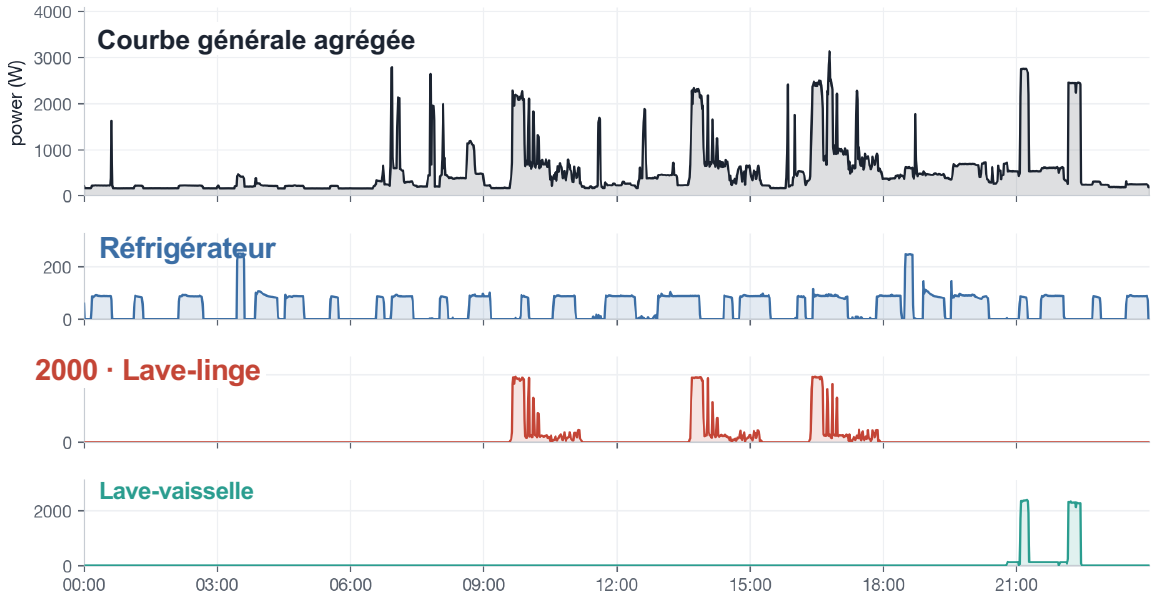
À RETENIR

Au compteur, on obtient une seule courbe pour tout le logement : la somme de tout ce qui fonctionne. Les panneaux par appareil sont estompés car on ne les mesure jamais directement.

EXERCICE · 60 SECONDES

Désagrégez à l’œil : quand tourne le lave-linge ? Combien de cycles du frigo comptez-vous ? Quels pics viennent de la bouilloire ?

…extraire chaque appareil de la somme

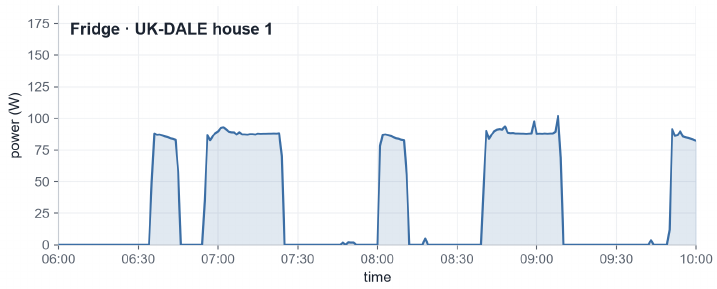


Données réelles · UK-DALE, maison 1

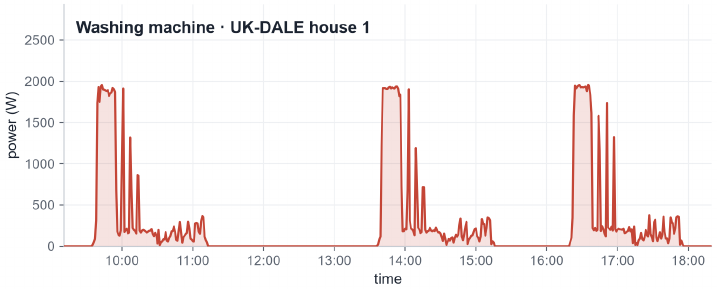
À RETENIR

Même signal, appareils révélés, sans nouveaux capteurs. Formulé par Hart à la fin des années 1980 comme un problème de séparation aveugle de sources avec structure.[13]

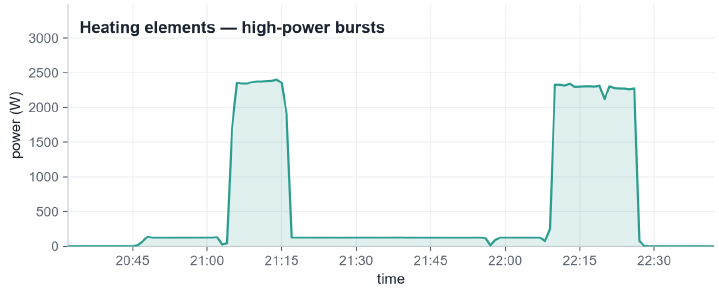
Les signatures des appareils dépendent du type de charge



Réfrigérateur : périodique Cycles du compresseur ~80-120 W ; toujours allumé, facile à repérer.



Lave-linge : plusieurs phases Chauffe > lavage > essorage ; long, variable, nombreux sous-états.



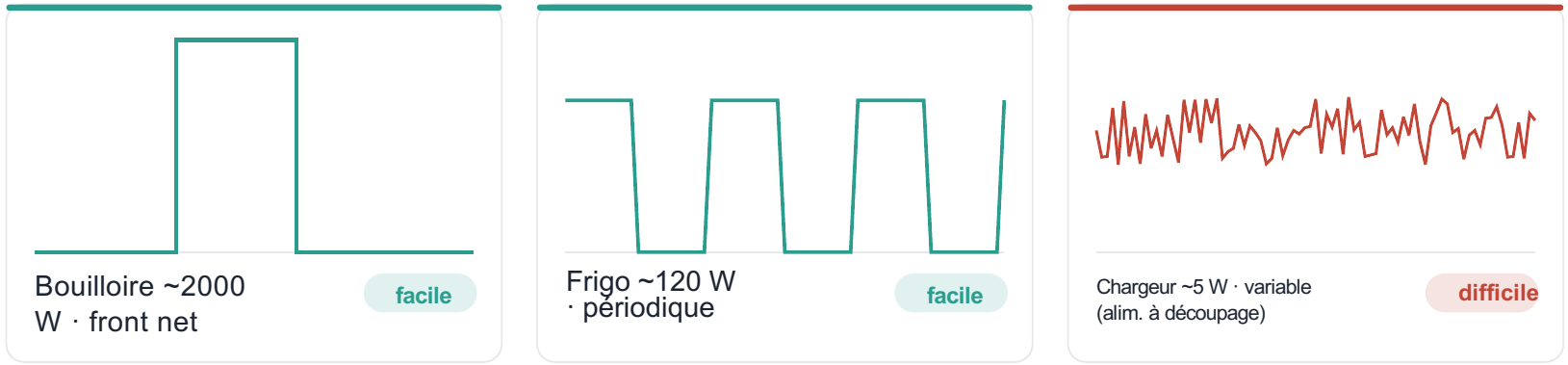
Résistances : pics Les impulsions du lave-vaisselle et de la bouilloire se ressemblent : la confusion classique.

Réfléchissez : une bouilloire, un frigo et un chargeur de téléphone : lequel est le plus difficile à retrouver pour le NILM, et pourquoi ?

LA RÉPONSE

Les petites charges variables sont les plus difficiles

Les plus difficiles : les petites charges électroniques variables, qui font à peine bouger le compteur



les alimentations à découpage tirent un courant non linéaire et variable : aucun palier net auquel se raccrocher

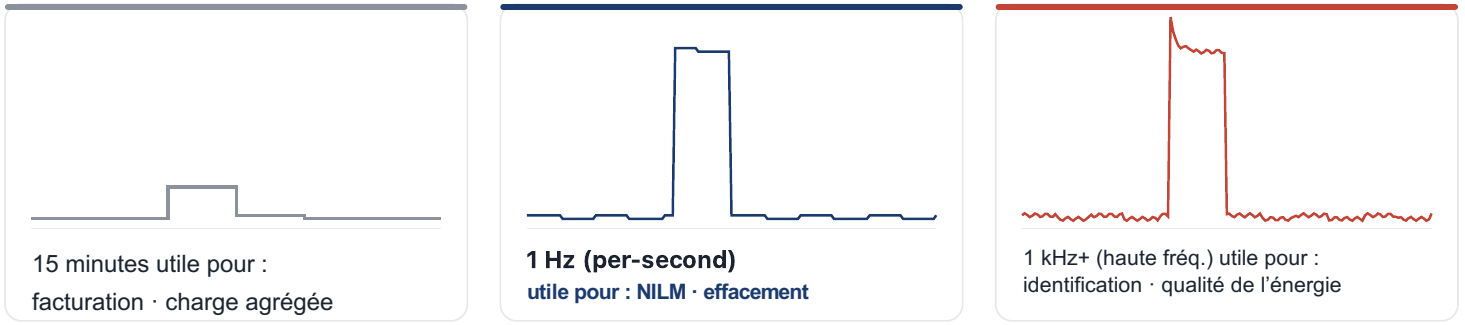
À RETENIR

Le chargeur est le plus difficile : ses quelques watts peuvent passer sous la résolution du compteur ou disparaître sous les variations de fond et les charges qui se chevauchent. La bouilloire est forte et nette ; le frigo est périodique. À basse fréquence, l'amplitude et l'identifiabilité comptent plus que la sophistication de l'architecture.

UN CHOIX DE CONCEPTION

La fréquence d’échantillonnage change le problème

La fréquence d’échantillonnage détermine ce que l’on peut voir, et à quoi cela sert



15 minutes utile pour :
facturation · charge agrégée

1 Hz (per-second)
utile pour : NILM · effacement

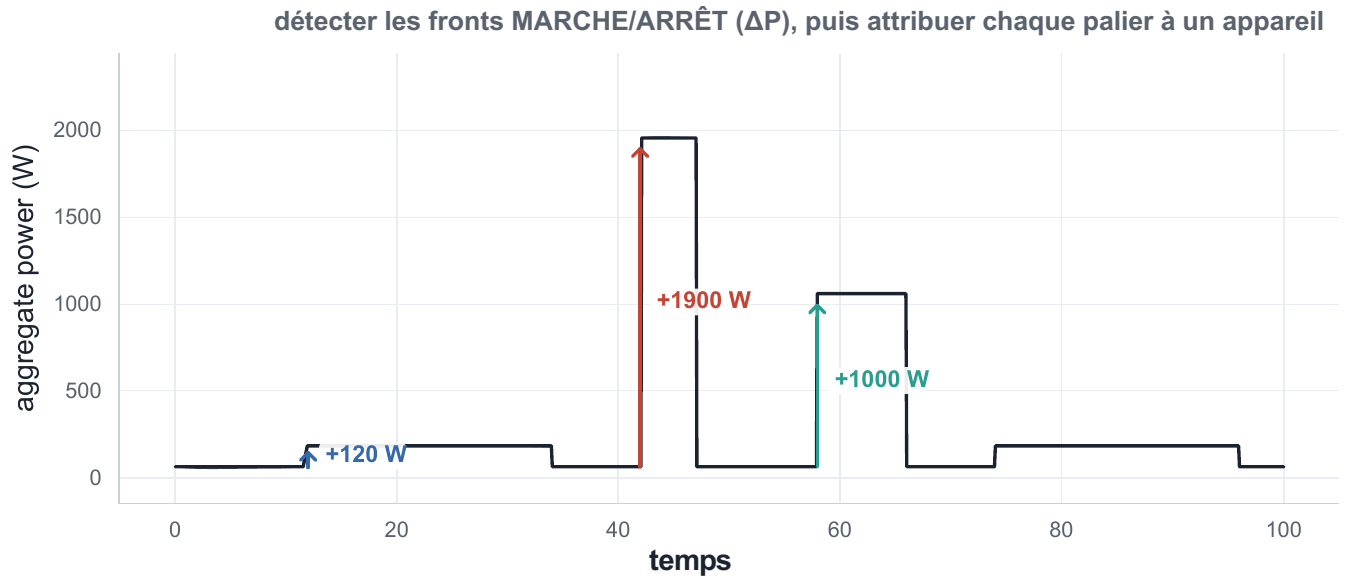
1 kHz+ (haute fréq.) utile pour :
identification · qualité de l’énergie

même fenêtre, trois fréquences : le pas grossier efface la bouilloire, le pas fin révèle son transitoire d’allumage

À RETENIR

Les données au pas de 15 minutes servent à la facturation mais effacent les événements courts ; ~1 Hz est un réglage courant en recherche basse fréquence ; le kHz+ révèle transitoires et harmoniques, au prix du stockage et de la vie privée. La bonne fréquence dépend de l’appareil, du compteur, des caractéristiques et de l’usage.

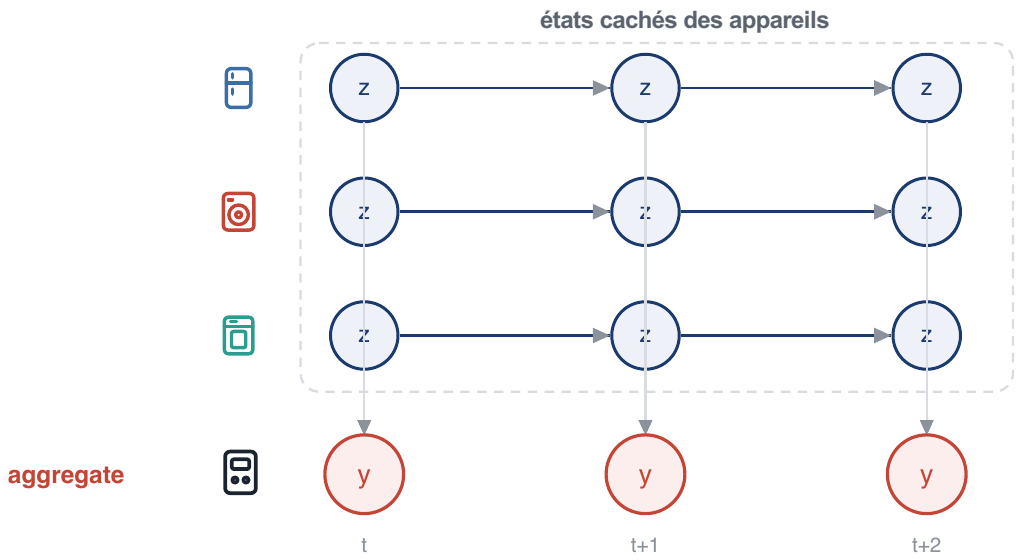
Première idée : détecter les fronts MARCHE/ARRÊT



Les appareils commutent par paliers ΔP stables. Méthode de Hart : détecter les fronts, les regrouper par taille et associer chaque MARCHE à un later OFF.[13]

Échoue quand les appareils se chevauchent ou varient en continu (variateurs, moteurs, onduleurs), et l'appariement des états est combinatoire.

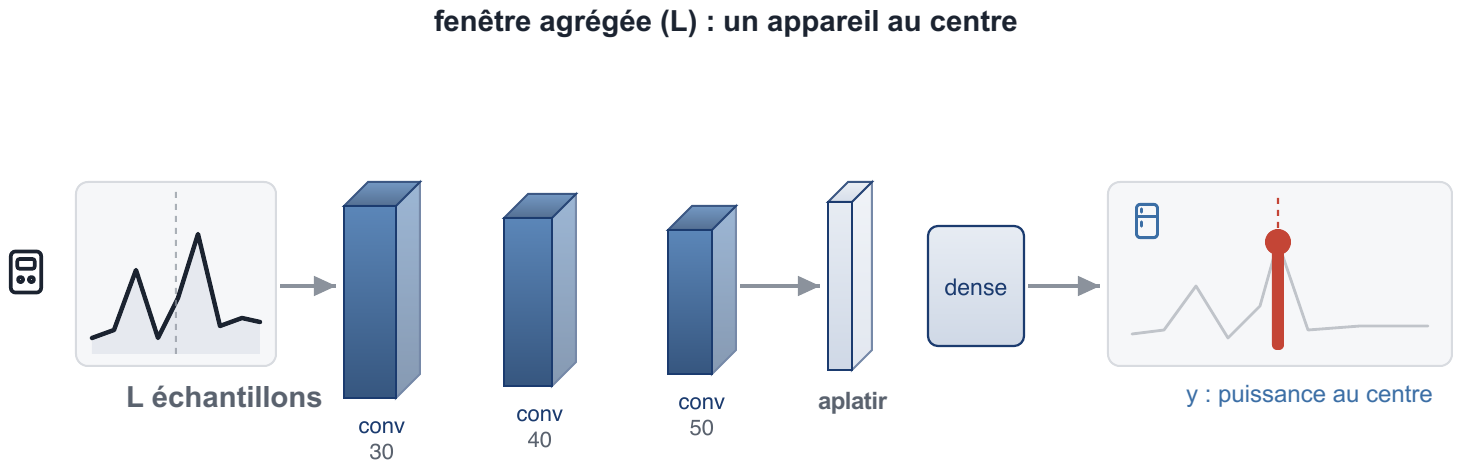
Ensuite : chaque appareil comme une machine à états cachés



À RETENIR

Modéliser chaque appareil comme un modèle de Markov caché ; le compteur observe leur somme. Un HMM factoriel est rigoureux, mais exige un modèle par appareil et rend l'inférence combinatoire.

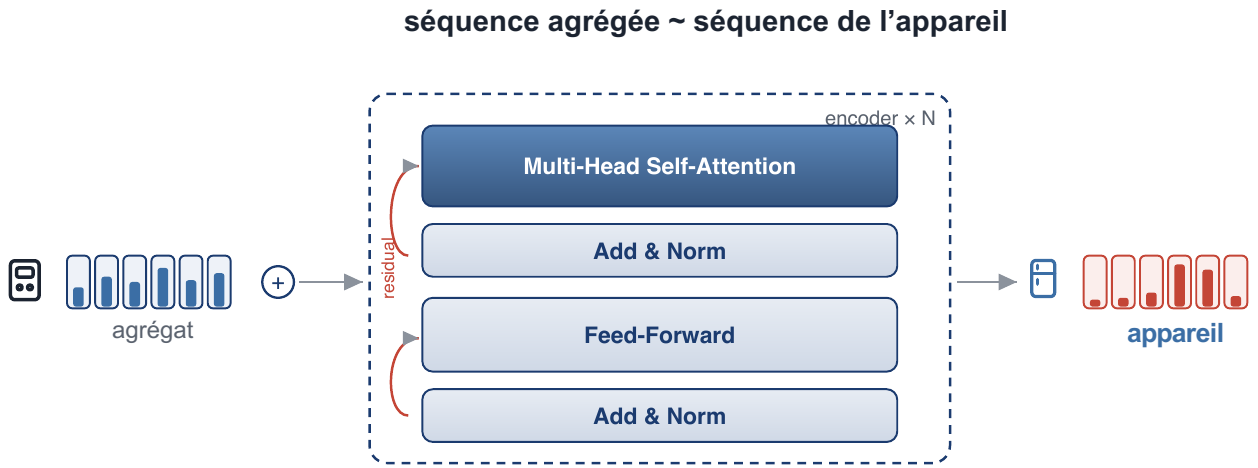
Apprentissage profond : associer la fenêtre du réseau à un appareil



À RETENIR

Le NILM neuronal l'a reformulé en régression : un CNN associe une fenêtre de puissance agrégée à la puissance d'un appareil en son centre (seq2point). Il apprend les signatures de bout en bout, sans règles de fronts conçues à la main.

Aujourd'hui : modèles de séquence, attention et préentraînement



À RETENIR

L'attention associe une séquence à une séquence et capte un long contexte ; la frontière actuelle est le préentraînement sur de nombreux logements, puis le transfert vers un logement inconnu : la version NILM d'un modèle de fondation.

COMPARER LES MÉTHODES

La méthode gagnante dépend de la métrique

NILM OOD-first Leaderboard

Rang	Modèle	MAE (↓) T1 même logement,	MAE (↓) T2 nouveau logement	MAE (↓) T3 nouveau jeu	F1 Score (↑) T1 même logement	F1 Score (↑) T2 nouveau logement	F1 Score (↑) T3 nouveau jeu	Params (M)	FLOPs (G)
1	Modèle A	24.1	32.6	41.8	0.842	0.759	0.621	15.8	32.1
2	Model B	22.7	34.8	48.7	0.830	0.731	0.572	28.3	55.4
3	Modèle C	23.9	36.2	49.5	0.821	0.722	0.560	9.7	18.9
4	Modèle D	25.8	38.9	53.6	0.797	0.689	0.512	42.6	81.3
5	Modèle E	27.1	41.0	56.8	0.781	0.653	0.489	6.3	12.7
6	Modèle F	26.4	42.3	59.7	0.768	0.628	0.456	18.2	29.6

Classé selon la généralisation entre jeux de données — T1 same home → T2 new home → T3 new dataset

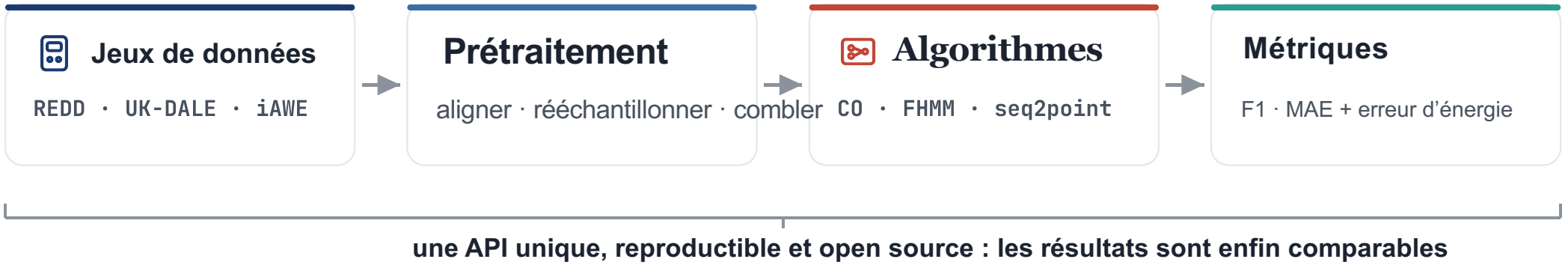
À RETENIR

Classez selon la MAE ou le F1 et les gagnants changent ; évaluez sur le même logement (T1) ou sur un nouveau jeu de données (T3) et ils s'inversent encore. Le plus gros modèle est rarement le plus efficace. Demandez toujours : quelle métrique, quel logement, vu ou inconnu ? Modèles anonymisés · NILMBench, notre banc d'essai (soumis, 2026)

LE BANC D’ESSAI FAIT PARTIE DE LA SCIENCE

NILMTK a rendu les méthodes comparables et reproductibles

Avant NILMTK, chaque article utilisait ses propres données, métriques et prétraitements

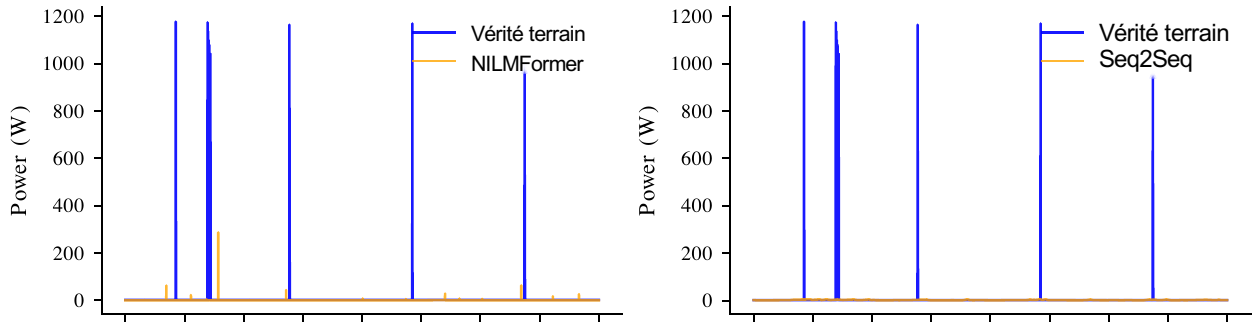


À RETENIR

Un modèle de données, une chaîne de prétraitement, des algorithmes et des métriques partagés ont transformé des démonstrations isolées en expériences comparables. Leçon plus large : l’infrastructure de banc d’essai est en soi une contribution scientifique.

BILAN HONNÊTE

Précision n’est pas impact



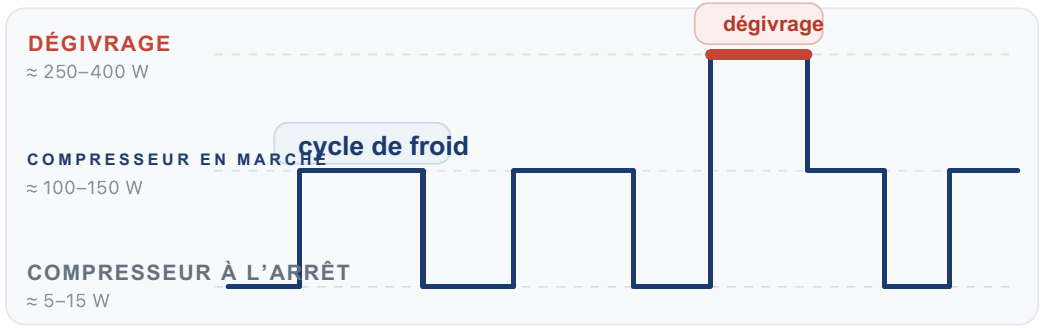
Les deux modèles affichent une MAE faible mais manquent presque tous les événements du micro-ondes · NILMBench, notre banc d’essai (soumis, 2026)

À RETENIR

Une faible erreur moyenne peut quand même manquer les événements qui comptent. Sur 240 logements, la précision du retour est restée faible même avec une faible erreur de désagrégation : « mesurer ne permet pas forcément d’améliorer ».

Le bénéfice est une action précise, pas un chiffre

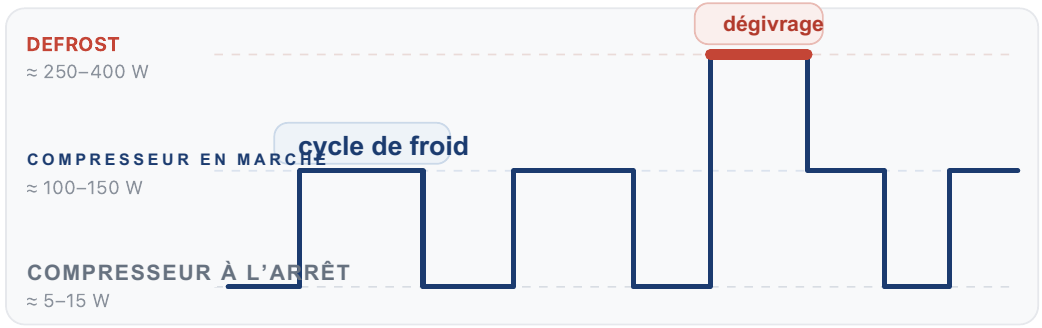
1 · Lire la courbe comme trois états Le niveau de puissance identifie l'état ; la durée dans l'état détermine l'énergie.



Le niveau indique ce qui fonctionne ; la durée indique combien.

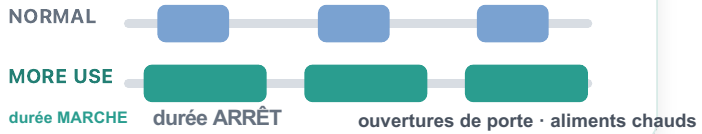
Le bénéfice est une action précise, pas un chiffre

1 · Lire la courbe comme trois états Le niveau de puissance identifie l'état ; la durée dans l'état détermine l'énergie.



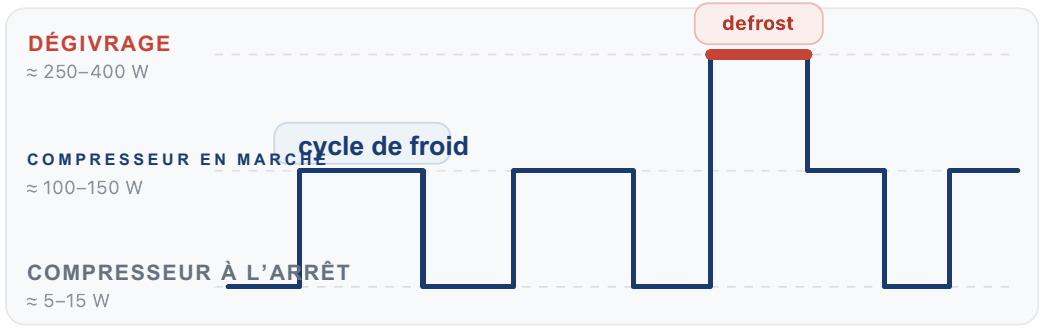
Le niveau indique ce qui fonctionne ; la durée indique combien.

2 · L'usage modifie le cycle de fonctionnement Même puissance en marche ; durées de marche et d'arrêt différentes.



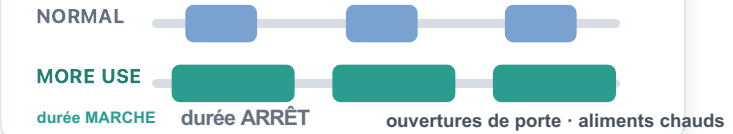
Le bénéfice est une action précise, pas un chiffre

1 · Lire la courbe comme trois états Le niveau de puissance identifie l'état ; la durée dans l'état détermine l'énergie.



Le niveau indique ce qui fonctionne ; la durée indique combien.

2 · L'usage modifie le cycle de fonctionnement Même puissance en marche ; durées de marche et d'arrêt différentes.



3 · Motif > action précise

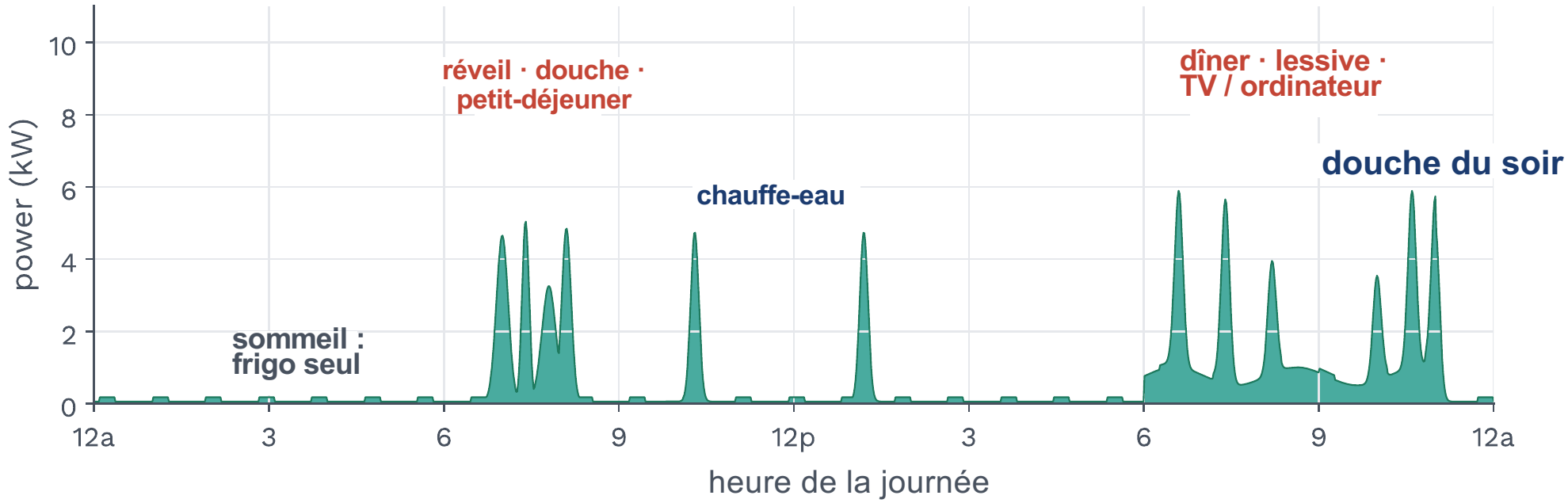
Talon à l'arrêt élevé > réparer / remplacer	–26%
Dégivrage fréquent / long > faire réviser l'appareil	–25%
MARCHE longue + ARRÊT court > réglages	–23%

À RETENIR

Distinguez compresseur à l'arrêt, compresseur en marche et dégivrage à forte puissance. Un usage accru se traduit par des marches plus longues et des arrêts plus courts, pas par un niveau plus élevé. Ces motifs renvoient à des conseils de réparation, d'entretien ou de réglage valant 23 à 26 % de l'énergie du réfrigérateur.

Un compteur intelligent révèle toute votre journée

Recréé d'après Molina-Markham et al., Private Memoirs of a Smart Meter, BuildSys 2010



À RETENIR

Les signaux qui permettent d'économiser l'énergie révèlent aussi quand vous vous levez, mangez et partez. La vie privée est une contrainte de conception, et la raison pour laquelle la désagrégation soulève de vraies inquiétudes.

Trois choses qui font encore échouer le NILM sur le terrain

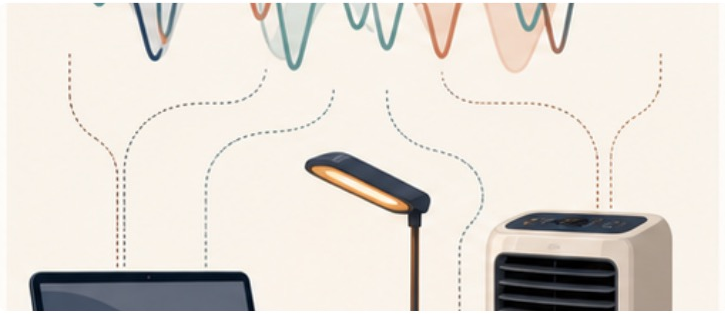


Identité Deux frigos peuvent se ressembler électriquement ; une étiquette de classe n’identifie pas l’appareil défaillant.

Trois choses qui font encore échouer le NILM sur le terrain



Identité Deux frigos peuvent se ressembler électriquement ; une étiquette de classe n’identifie pas l’appareil défaillant.

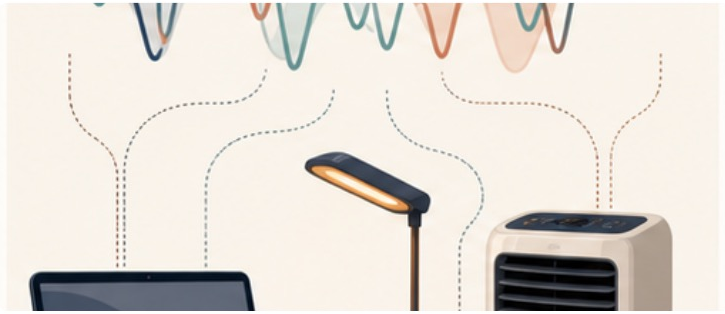


Chevauchement Les petits appareils électroniques variables disparaissent les uns sous les autres et sous la charge de fond.

Trois choses qui font encore échouer le NILM sur le terrain



Identité Deux frigos peuvent se ressembler électriquement ; une étiquette de classe n’identifie pas l’appareil défaillant.



Chevauchement

Les petits appareils électroniques variables disparaissent les uns sous les autres et sous la charge de fond.



Transfert Du Royaume-Uni à Delhi changent la tension, les appareils, les habitudes et le parc immobilier.

À RETENIR

Un banc d’essai doit tester l’appareil suivant, le logement suivant et la région suivante, pas seulement une autre fenêtre du même compteur.

MÊME BOUCLE : APPLICATION 1

La désagrégation de bout en bout

Désagrégation énergétique : la même boucle, de bout en bout



changez d'application, gardez la boucle : c'est la compétence transférable du domaine

À RETENIR

Un compteur devient une estimation par appareil, puis une action ciblée, puis un résultat mesuré. Cette boucle mesurer > modéliser > décider > vérifier sert de modèle pour la suite de l'exposé.

APPLICATION 2 · ÉTAPE : MODÉLISER

Déplacer la demande vers des heures plus propres

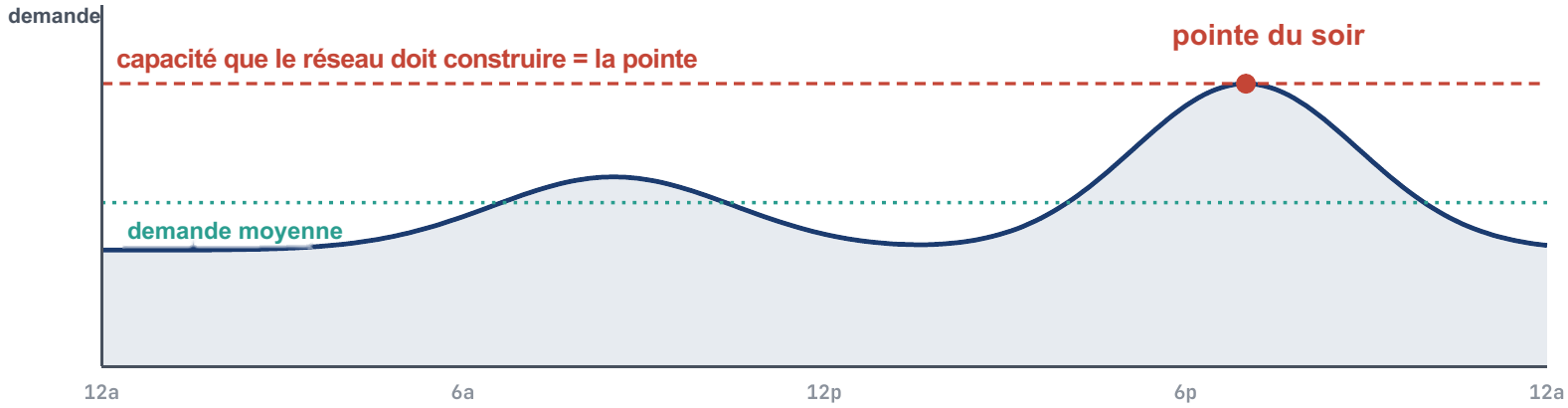
Prévoir la contrainte, déplacer la charge flexible, préserver le service

MESURER | MODÉLIS | DÉCIDER | VÉRIFIER



Pourquoi le réseau s’intéresse à une heure de votre journée

Une journée de demande à l’échelle d’une ville : tout le réseau est dimensionné pour une heure du soir



centrales, lignes et transformateurs sont tous dimensionnés pour la ligne rouge, même si elle n’est atteinte que quelques heures par an

À RETENIR

La production, les lignes et les transformateurs sont dimensionnés en fonction de la pointe, pas seulement de la consommation moyenne. Réduire ou déplacer cette pointe peut différer des investissements et réduire les coûts. L’effet carbone dépend des centrales qui répondent à la nouvelle heure.

POURQUOI CES HEURES COÛTENT CHER

La pointe coûte cher ; son carbone dépend du réseau



Capacité

Une pointe brève peut dimensionner des années de production, de lignes et de transformateurs.



Ressource marginale Le kWh suivant peut venir du gaz, de l’hydraulique, d’importations, du stockage ou de renouvelables écrêtées.

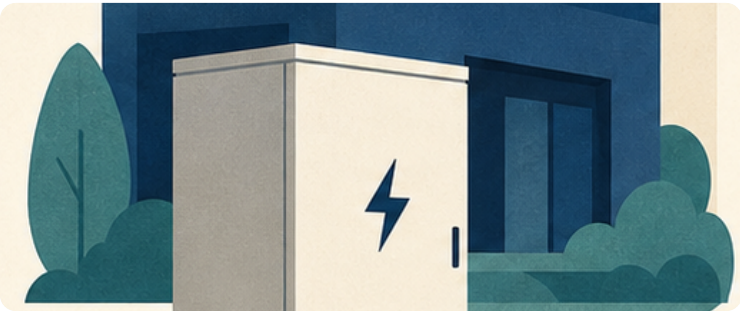


La facture La composante de puissance facture le kW le plus élevé, pas seulement les kWh.

À RETENIR

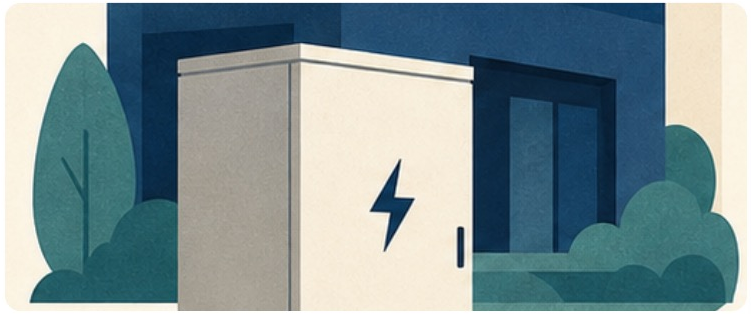
Un kWh à 18 h n’équivaut pas à un kWh à 14 h : le prix, la congestion et les émissions marginales peuvent tous différer.

Stockage, VE et thermostats : une centrale électrique virtuelle

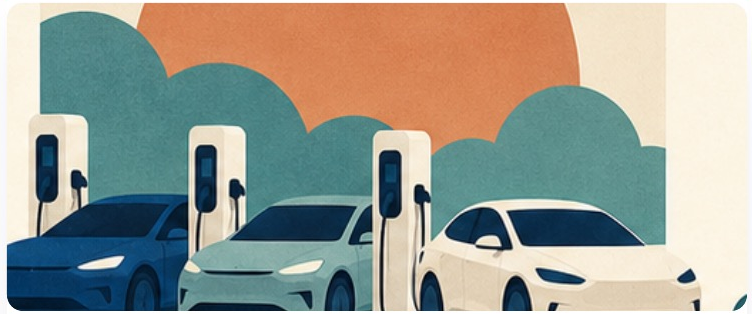


Batterie Charger en heures creuses ; décharger à la pointe.

Stockage, VE et thermostats : une centrale électrique virtuelle

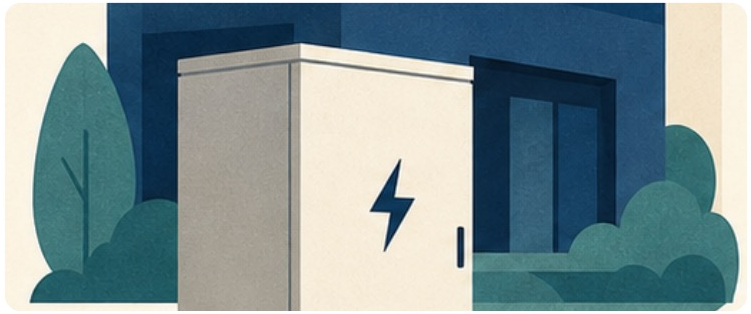


Batterie Charger en heures creuses ; décharger à la pointe.



Flotte de VE Partager la capacité du départ ; respecter chaque départ.

Stockage, VE et thermostats : une centrale électrique virtuelle



Batterie Charger en heures creuses ; décharger à la pointe.



Flotte de VE Partager la capacité du départ ; respecter chaque départ.



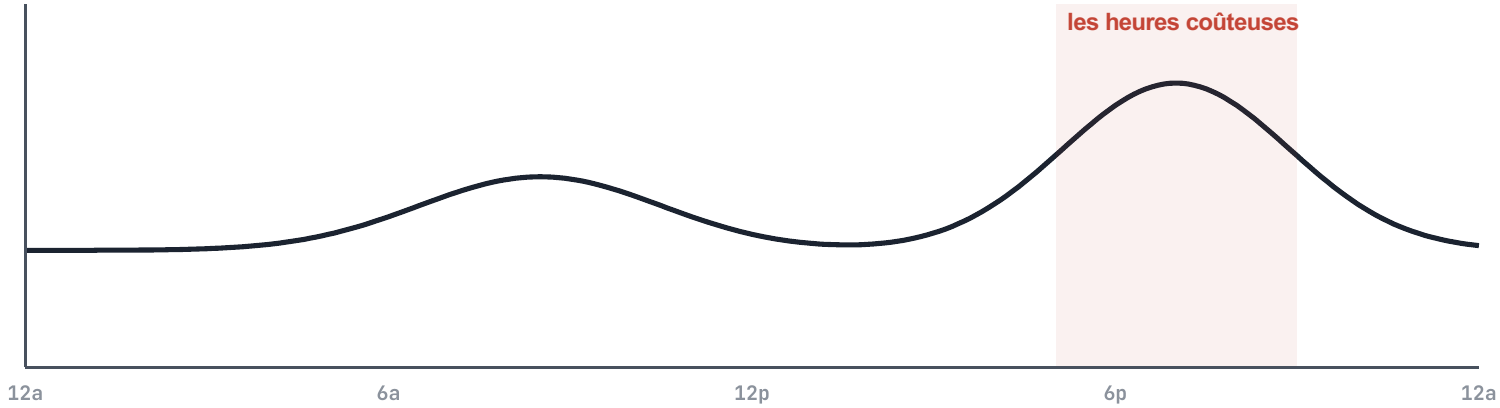
Charges thermiques Décaler la clim, l'eau chaude et le froid sans dégrader le service limits.[27]

À RETENIR

Coordonnez de nombreux petits équipements et le réseau voit une seule ressource pilotable, consciente des contraintes : une centrale électrique virtuelle.

Déplacer l’énergie, réduire la pointe

La courbe de ce soir : la pointe vient de rendez-vous fixes (dîner, clim, VE qui rentrent)

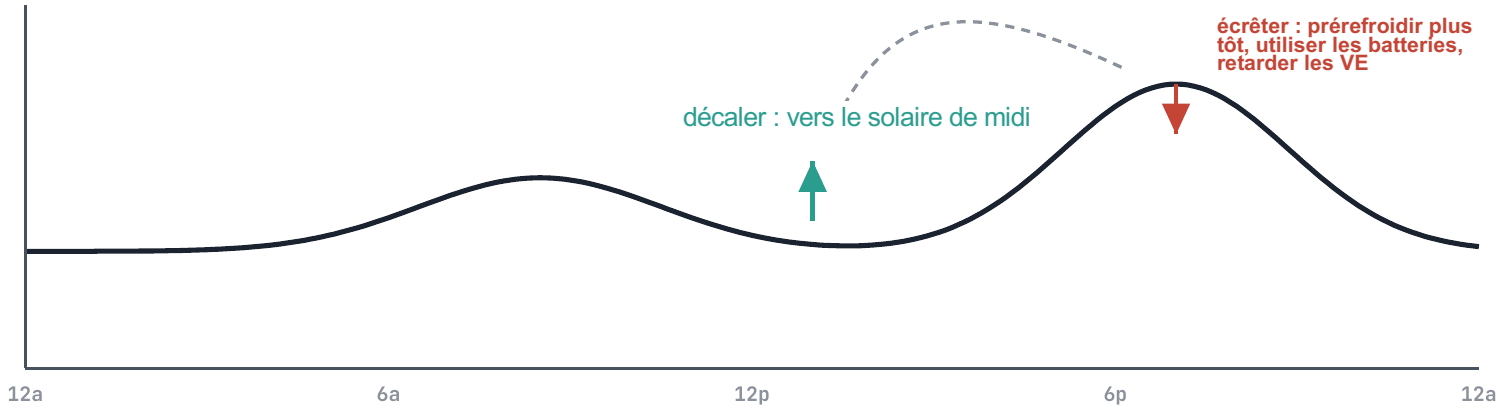


l’énergie doit être fournie, mais doit-elle l’être À CES heures-là ?

D’abord en version idéalisée : le dîner est toujours cuisiné et les VE toujours rechargés. Ce qui peut changer, c’est le moment où l’énergie flexible est utilisée.

Déplacer l’énergie, réduire la pointe

Les leviers : sortir l’énergie de la pointe, l’amener vers les heures solaires bon marché



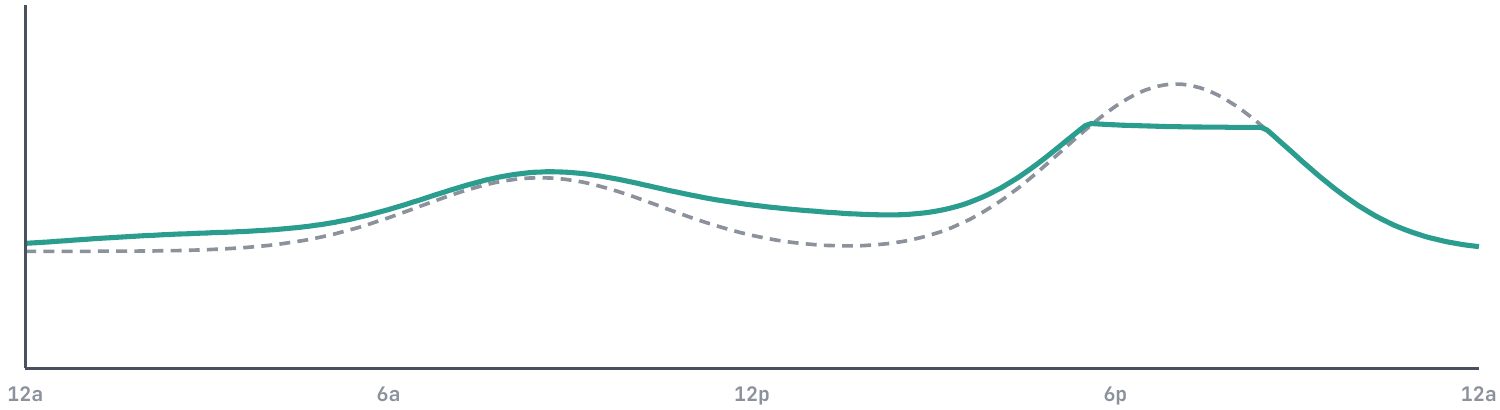
aucun de ces leviers ne change la quantité d’énergie consommée, seulement le moment

À RETENIR

Trois leviers : décaler la demande flexible, supprimer la demande non essentielle ou stocker l’énergie. Le prérefroidissement et les batteries entraînent des pertes : l’énergie totale peut donc rester stable, voire augmenter légèrement, alors même que la pointe baisse.

Déplacer l’énergie, réduire la pointe

Le résultat : même énergie totale, plus de pointe



À RETENIR

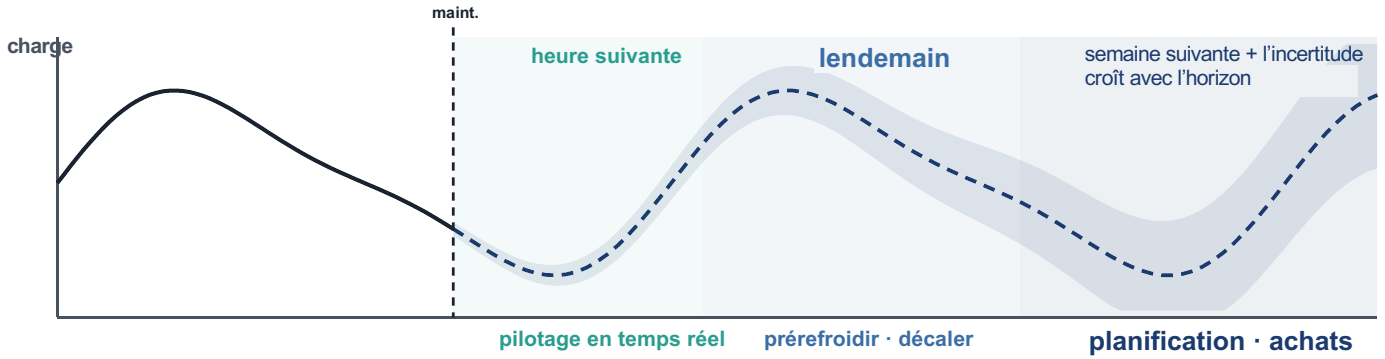
La pointe et la facture peuvent baisser. Le carbone ne baisse que si la demande passe à des heures aux émissions marginales plus faibles. Toute affirmation exige donc deux contrôles : une prévision avant l’événement et un contrefactuel après.

LE PROBLÈME D'AA

Pour agir des heures à l'avance, il faut voir des heures à l'avance

DONNÉ	À TROUVER	SERT À
météo · calendrier · charge passée	la charge de l'heure suivante à la semaine suivante	**prérefroidissement · décalage · planification**

Une prévision, plusieurs horizons : chacun alimente une décision différente, chacun est plus incertain



À RETENIR

Le prérefroidissement a besoin de la courbe du lendemain ; le pilotage en temps réel, de l'heure suivante ; les achats, de la saison suivante, et l'erreur croît avec l'horizon. Cette prévision alimente tout ce qui suit.

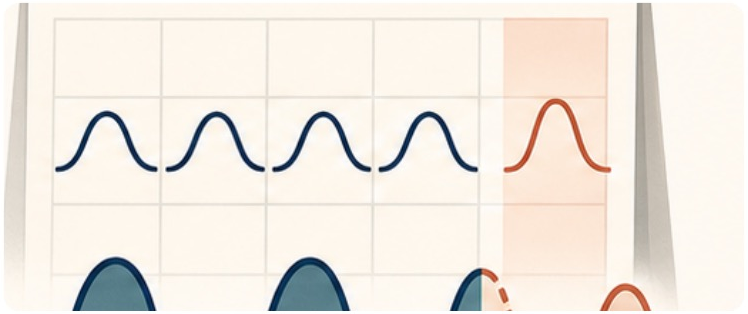
Régression et ARIMA, puis gradient boosting



Régression météo Température + calendrier

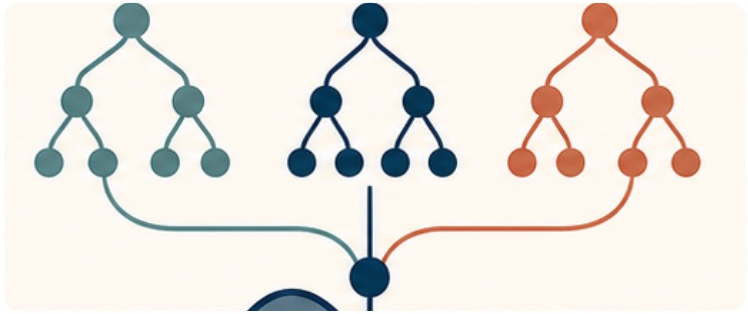
> une réponse de charge interprétable

response.



ARIMA / SARIMA

Prolonger l’autocorrélation et le rythme quotidien/hebdomadaire.



Gradient boosting Combiner des variables construites avec de nombreux petits arbres de décision.

À RETENIR

Commencez par la référence qui correspond à la structure : météo, saisonnalité, puis interactions. Le gradient boosting a gagné ASHRAE GEP III (~3 600 équipes) ; l’apprentissage profond n’est pas automatiquement meilleur.

Le banc d’essai honnête : la persistance est difficile à battre

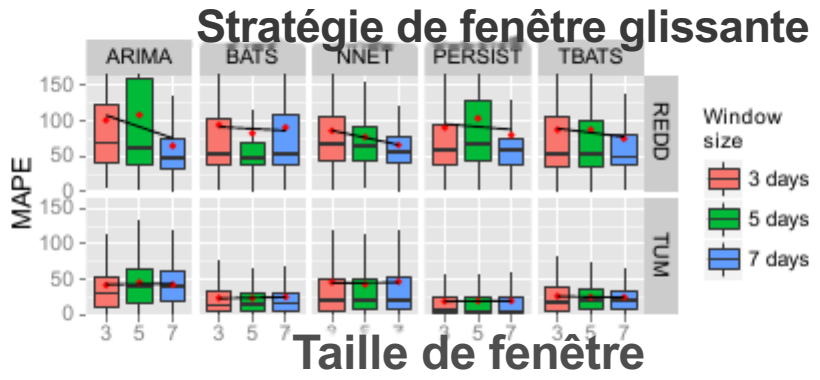


Fig. 1 · **Veit et al., e-Energy 2014** · doi:10.1145/2602044.2602082

À RETENIR

À l’échelle d’un ménage, ARIMA, le lissage exponentiel et les réseaux de neurones « battent rarement les prévisions de persistance correspondantes » : répéter la dernière observation donne une erreur du même ordre.

[31]

Et dans un vrai immeuble de bureaux, un capteur d’occupation n’a fait passer la MAPE que de 1,24 % à 1,22 %, alors que refaire la prévision toutes les heures a réduit la RMSE de 73 %. La fréquence de mise à jour a battu à la fois le capteur et le type de modèle.

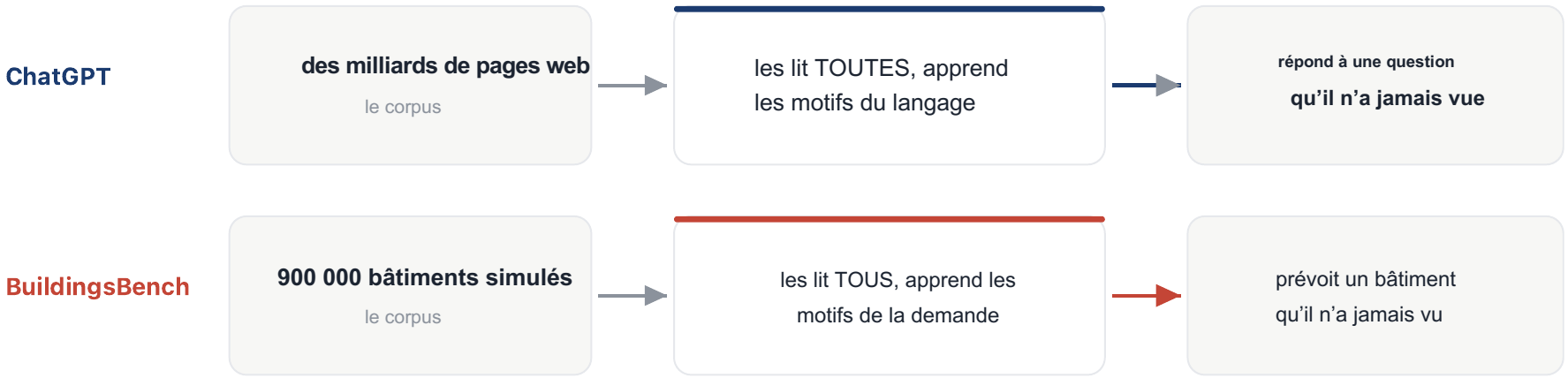
Préentraîner sur 900 000 bâtiments simulés

La même idée de préentraînement que ChatGPT, mais avec des courbes de charge au lieu de texte



Préentraîner sur 900 000 bâtiments simulés

La même idée de préentraînement que ChatGPT, mais avec des courbes de charge au lieu de texte



même stratégie, autres données : le préentraînement fournit un a priori ; le transfert doit encore être testé sur de vrais bâtiments

À RETENIR

L'analogie avec ChatGPT porte sur le préentraînement, pas sur l'équivalence. BuildingsBench apprend un a priori général à partir de 900 000 bâtiments simulés, puis évalue le transfert sur plus de 1 900 bâtiments réels. Le test : cet a priori aide-t-il un nouveau bâtiment disposant de peu d'historique local ?

APPLICATION 3 · ÉTAPE : DÉCIDER

Pilotage du bâtiment tenant compte du confort

Les occupants dans la boucle : des consignes sûres en sortie, des résultats mesurés en retour

MESURER MODÉLISER **DÉCIDER** VÉRIFIER



La guerre du thermostat : tout le monde connaît cette salle

Une salle de réunion, un thermostat : quatre ressentis différents



le thermostat lit UN chiffre ; quatre corps, quatre microclimats, quatre verdicts le soleil sur votre bureau, une bouche au-dessus, vos vêtements, ce que vous venez de faire : rien de tout cela n’est mesuré par le thermostat

SONDAGE

Levez la main : qui s’est déjà disputé pour un thermostat au bureau, ou a porté une veste à l’intérieur en plein été ?

À RETENIR

Le thermostat lit un chiffre ; la salle contient quatre microclimats et quatre corps. Le confort n’est pas une température : alors qu’est-ce que c’est ?

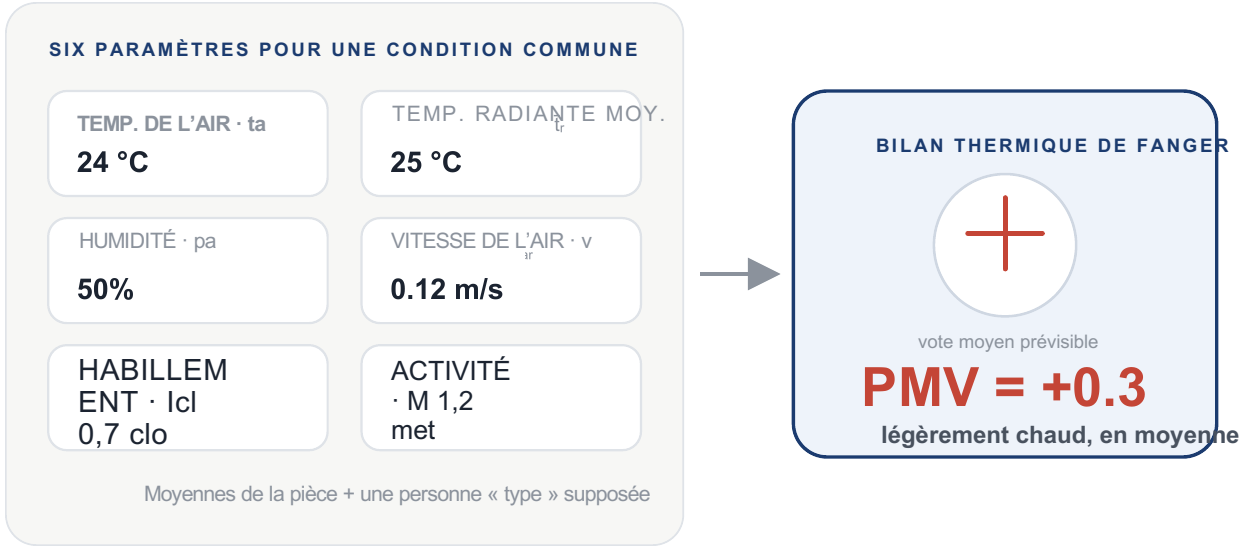
Le PMV est une estimation de groupe : un garde-fou, pas un verdict

SIX PARAMÈTRES POUR UNE CONDITION COMMUNE

TEMP. DE L'AIR · ta **24 °C**	TEMP. RADIANTE MOYENNE · t_r **25 °C**
HUMIDITÉ · pa **50%**	VITESSE DE L'AIR · v_{ar} **0.12 m/s**
CLOTHING · I_cl **0.7 clo**	ACTIVITÉ · M 1,2 met

Moyennes de la pièce + une personne « type » supposée

Le PMV est une estimation de groupe : un garde-fou, pas un verdict



La boîte à six paramètres cache une équation de bilan thermique non linéaire

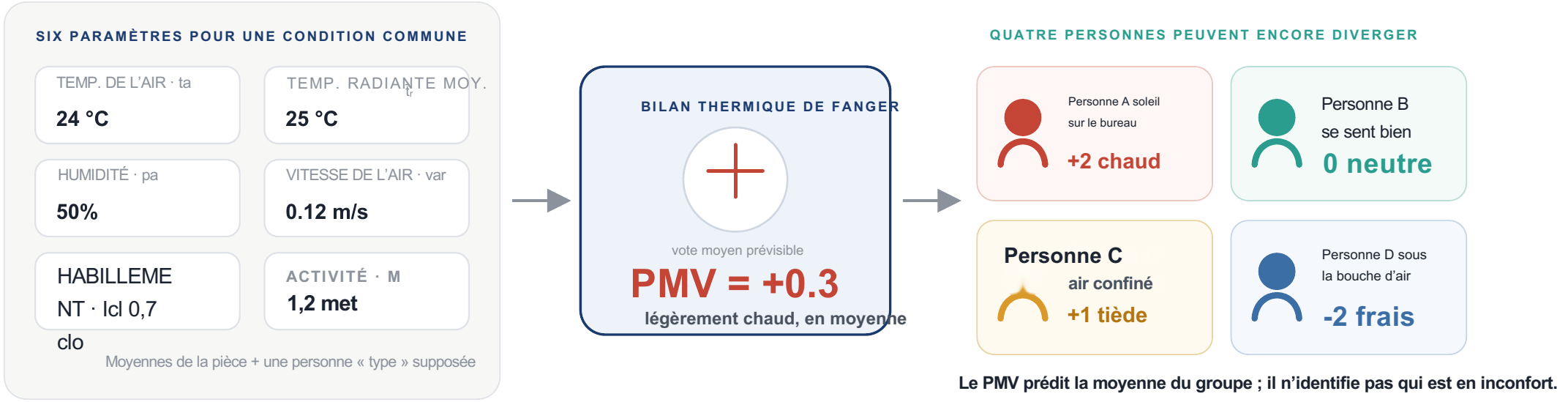
t_a	$\bar{t}_r$	p_a	v_{ar}	I_{cl}	M
température de l'air	température radiante moyenne	pression de vapeur issue de	vitesse relative de l'air	isolation vestimentaire	métabolisme / activité

$$
\begin{aligned}
\mathrm{PMV} = {} & \left(0.303e^{-0.036M} + 0.028\right)\Big\{(M-W) \\
& - 3.05\times10^{-3}\left[5733 - 6.99(M-W) - p_a\right] - 0.42\left[(M-W) - 58.15\right] \\
& - 1.7\times10^{-5}M(5867 - p_a) - 0.0014M(34 - t_a) \\
& - 3.96\times10^{-8}f_{cl}\left[(t_{cl}+273)^4 - (\bar{t}_r+273)^4\right] - f_{cl}h_c(t_{cl} - t_a)\Big\}
\end{aligned}
$$

TAKEAWAY

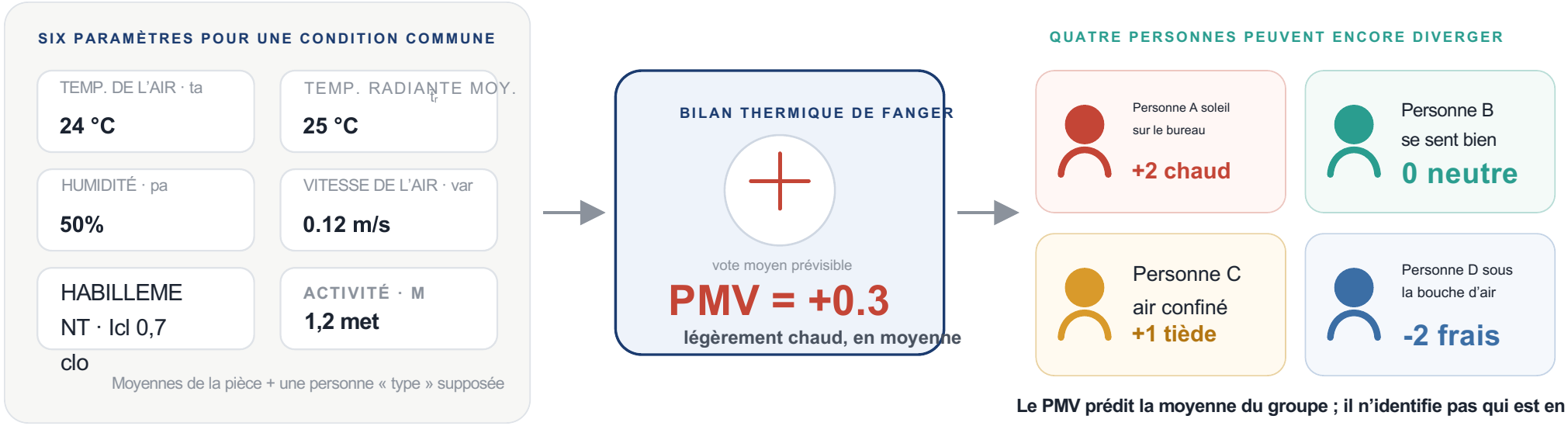
Les six paramètres ne sont qu'un début : le modèle calcule aussi la surface vêtue fcl, la convection hc et la température de surface des vêtements tcl, cette dernière par itération. Le PMV est un calcul de bilan thermique, pas une simple lecture de température.

Le PMV est une estimation de groupe : un garde-fou, pas un verdict



Le PMV prédit la moyenne du groupe ; il n'identifie pas qui est en inconfort.

Le PMV est une estimation de groupe : un garde-fou, pas un verdict



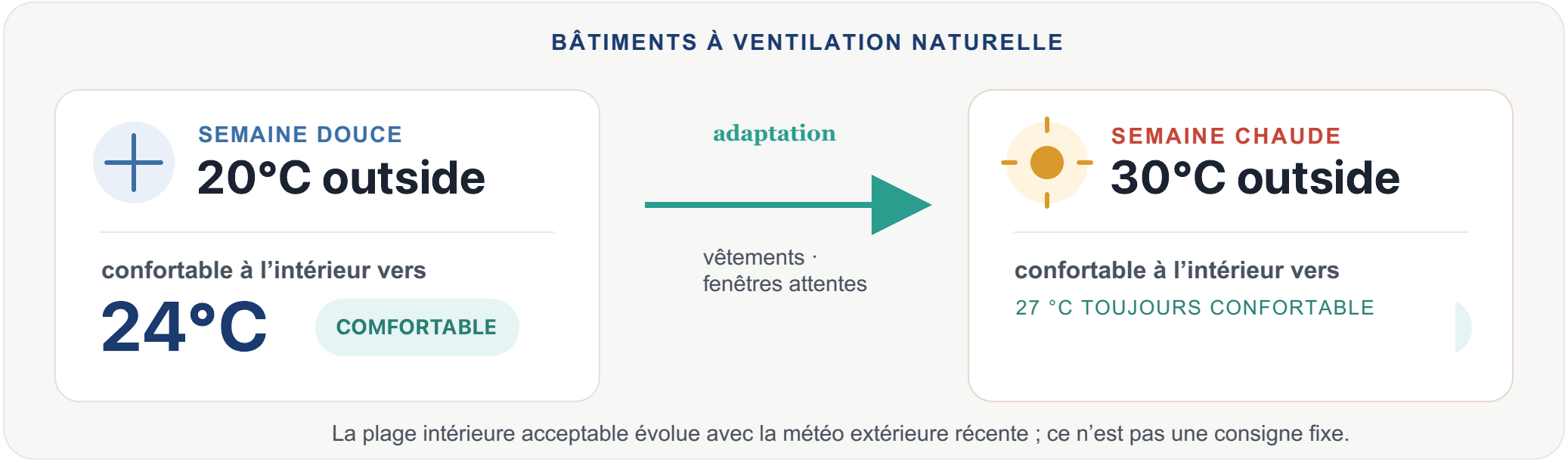
Le PMV prédit la moyenne du groupe ; il n'identifie pas qui est en inconfort.

À RETENIR

Et ensuite ? Prédire le PMV pour plusieurs consignes candidates, garder une plage de confort de départ (par exemple $-0{,}5 \leq PMV \leq +0{,}5$) et choisir la consigne la moins énergivore. Puis vérifier avec de vrais votes : le retour local peut primer sur la moyenne du groupe.

LE CONFORT DÉPEND EN PARTIE DU CLIMAT

Lors d’une semaine chaude, 27 °C peut rester confortable



La plage intérieure acceptable évolue avec la météo extérieure récente ; ce n’est pas une consigne fixe.

À RETENIR

Dans les bâtiments à ventilation naturelle, les occupants changent de tenue, utilisent fenêtres et ventilateurs et ajustent leurs attentes. La plage intérieure acceptable monte avec la température extérieure récente ; ce n’est pas une consigne fixe, ni une recommandation de régler tous les bureaux climatisés à 27 °C.

À 14 h, une salle devient un problème de pilotage



Qu’est-ce qui arrive ? 17 h : temps plus chaud, plein soleil, prix de l’électricité élevé, réunion de huit personnes.

Qu’est-ce qui est cloisonné ? CVC, stores et éclairage ont chacun leurs capteurs et leur régulateur local.

Que faut-il coordonner ?

Confort, 300-500 lux sans éblouissement, faible pointe en kW et limites de sécurité des équipements.

ENTRÉES

état de la salle · occupation · météo · prix/carbone · lumière du jour

SORTIES TOUTES LES 15 MIN

consigne CVC · position des stores · niveau d’éclairage

À RETENIR

Le problème de pilotage : choisir des consignes coordonnées qui gardent les occupants à l’aise et la salle utilisable tout en réduisant l’énergie, le coût ou le carbone. La prévision compte car elle permet au bâtiment d’agir avant la pointe.

TROIS SYSTÈMES CLOISONNÉS · UNE SALLE COUPLÉE

CVC, stores et éclairage ne peuvent pas s’optimiser séparément



CVC

Plus d’apports solaires > plus de froid.



Blind

Close for glare → lose daylight.

Lights

Brighten to replace daylight → add heat.

TAKEAWAY

The blind closes, lights brighten, and HVAC removes the lights' heat. Each vertical system meets its own target; the room wastes energy. Coordination is useful precisely because one action changes several outcomes.

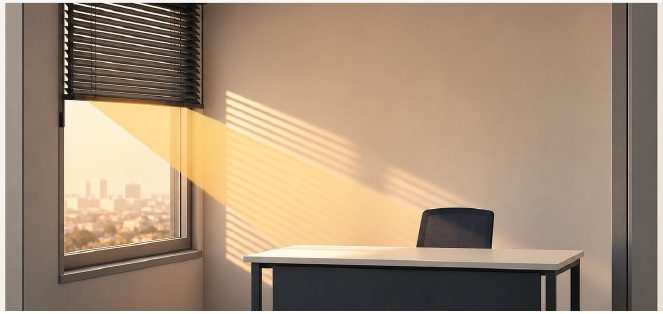
TROIS SYSTÈMES CLOISONNÉS · UNE SALLE COUPLÉE

CVC, stores et éclairage ne peuvent pas s’optimiser séparément



CVC

Plus d’apports solaires > plus de froid.



Store Fermé contre l’éblouissement >
perte de lumière naturelle.

Lights

Brighten to replace daylight → add heat.

TAKEAWAY

The blind closes, lights brighten, and HVAC removes the lights' heat. Each vertical system meets its own target; the room wastes energy. Coordination is useful precisely because one action changes several outcomes.

TROIS SYSTÈMES CLOISONNÉS · UNE SALLE COUPLÉE

CVC, stores et éclairage ne peuvent pas s’optimiser séparément



CVC

Plus d’apports solaires > plus de froid.



Store Fermé contre l’éblouissement > perte de lumière naturelle.



Éclairage Augmenté pour remplacer la lumière du jour > ajoute de la chaleur.

À RETENIR

Le store se ferme, l’éclairage augmente et la CVC évacue la chaleur des lampes. Chaque système atteint sa propre consigne ; la salle gaspille de l’énergie. La coordination est utile précisément parce qu’une action modifie plusieurs résultats.

Un capteur, trois noms : chaque application devient du sur-mesure

Le même capteur, une température de zone, dans la langue de trois fabricants



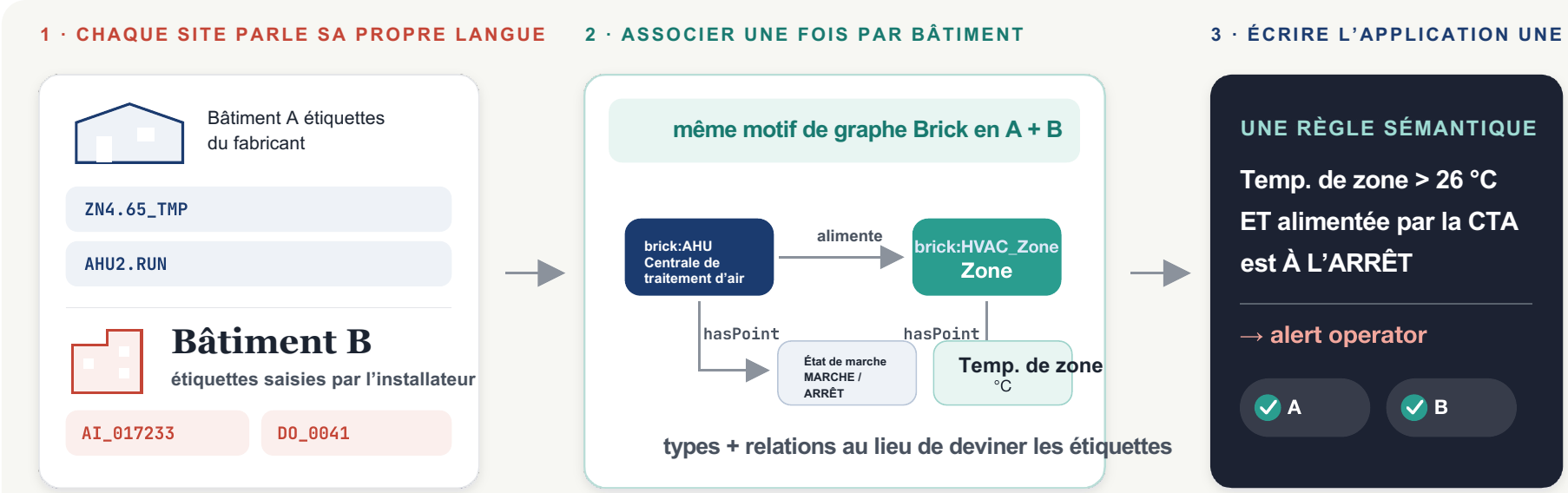
un grand bâtiment compte 1 500 à 2 500 points de mesure ; les étiquettes sont saisies par les installateurs, projet par projet une application écrite pour un bâtiment échoue silencieusement sur le suivant : voilà pourquoi les logiciels du bâtiment ne passent pas à l'échelle

À RETENIR

Ouvrez trois systèmes de gestion technique du bâtiment et la même notion peut apparaître sous trois noms de points opaques. Les noms sont propres à chaque projet, appliqués de façon incohérente et parfois cachés derrière des API propriétaires. L'analyse est réutilisable ; l'intégration ne l'est pas. Motivation adaptée du webinaire Brick Schema (05:03).

PASSERELLE DE DÉPLOIEMENT · UN SENS PARTAGÉ

Brick sépare le sens d'un point de son nom local



Associer les bâtiments localement. Écrire les analyses et les commandes sur le sens partagé.

À RETENIR

Brick associe les étiquettes locales de chaque site à des types et des relations partagés. Le coordinateur demande « la température de zone et l'actionneur de store desservant cette salle », pas une étiquette de fabricant. Le pilotage choisit les consignes ; les métadonnées indiquent au logiciel où lire et écrire **them.**[37]

Un régulateur répète quatre étapes : observer » choisir » consigne » contrôler

1 · OBSERVER

Que se passe-t-il ?

température de la salle

occupation

prévision météo

soleil + lumière du jour

· prix / signal réseau

À RETENIR

1 · Observer. Les capteurs décrivent la salle maintenant ; les prévisions et les prix décrivent ce qui arrive. Rien ne bouge encore : ce sont simplement les entrées de la décision.

Un régulateur répète quatre étapes : observer » choisir » consigne » contrôler

1 · OBSERVER

Que se passe-t-il ?

température de la salle

occupation

prévision météo · soleil
+ lumière du jour · prix
/ signal réseau

2 · CHOISIR

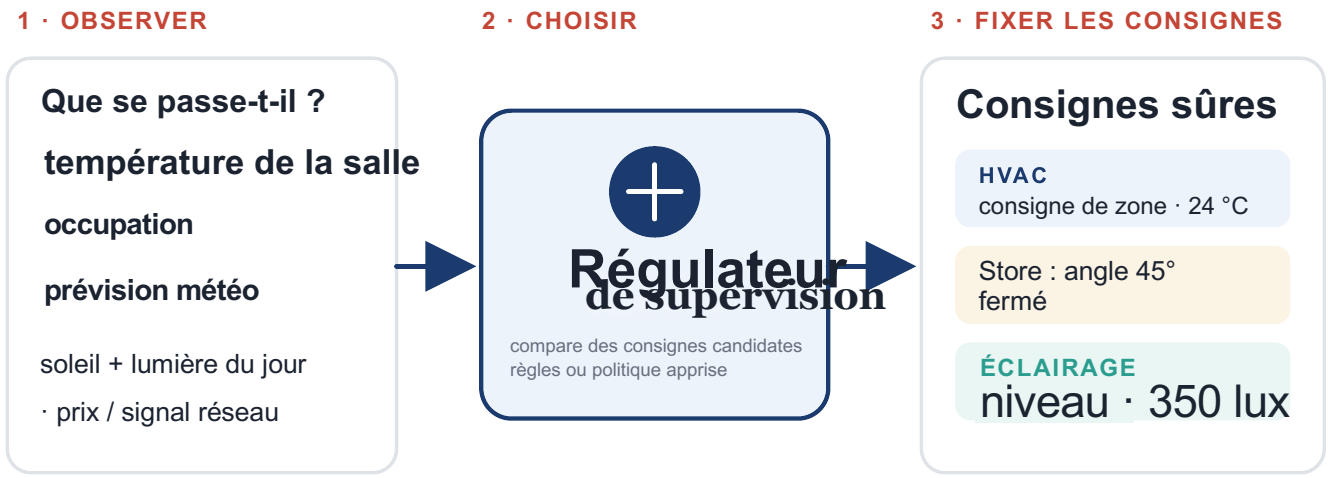
Régulateur

de supervision compare des consignes candidates règles ou politique apprise

À RETENIR

2 · Choisir. Le superviseur compare des combinaisons de consignes candidates au regard du confort, de la lumière, de l'énergie et de la sécurité. Une règle, un optimiseur ou une politique apprise diffèrent dans leur façon de choisir, pas dans ce qu'ils produisent.

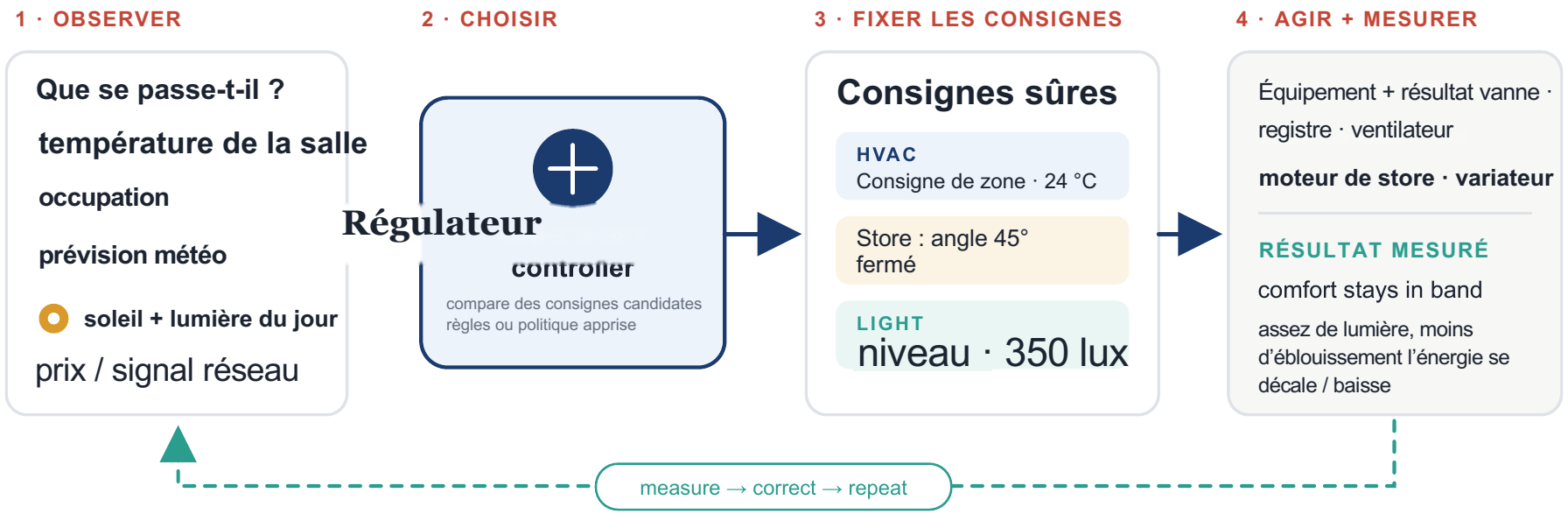
Un régulateur répète quatre étapes : observer » choisir » consigne » contrôler



À RETENIR

3 · Fixer les consignes. La sortie, ce sont des consignes ordinaires, par exemple 24 °C, un angle de store de 45° et 350 lux. Les régulateurs locaux existants traduisent ces consignes en mouvements de vannes, registres, moteurs et variateurs.

Un régulateur répète quatre étapes : observer » choisir » consigne » contrôler



À RETENIR

4 · Agir, mesurer, recommencer. Les boucles locales actionnent le matériel ; les capteurs rendent compte du résultat. Si le confort, la lumière ou l'énergie ratent l'objectif, le superviseur corrige les consignes suivantes.

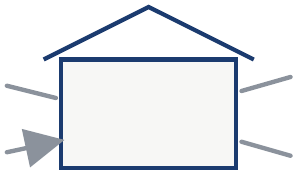
Boîte blanche, grise ou noire : que se passe-t-il après cette consigne ?

DONNÉ état de la salle + météo + consigne CVC candidate

PRÉDIRE température de la salle + puissance CVC · 15-60 min plus tard

BOÎTE BLANCHE

simuler une physique détaillée



géométrie, matériaux, équipements, horaires

`EnergyPlus / Modelica`

plans + étalonnage

BOÎTE GRISE

ajuster un petit modèle physique



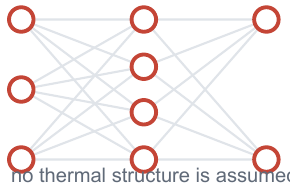
quelques états thermiques ajustés aux relevés

apprendre R et C

quelques données + hypothèses physiques

BOÎTE NOIRE

apprendre la relation à partir des données



no thermal structure is assumed

arbres boostés / réseaux de neurones

beaucoup de données variées

plus de connaissances physiques → plus de données

À RETENIR

Les trois répondent au même contrefactuel : « Si je choisis cette consigne maintenant, que va-t-il se passer ? » Le régulateur compare des actions candidates à partir de la température et de la puissance prédites. Blanche, grise et noire décrivent la façon de prédire ces conséquences, pas des types de régulateurs différents.

Règles : un humain écrit la logique de décision



BON PREMIER CHOIX
clair · explicable · facile à borner

LIMITE
les interactions peuvent multiplier les règles

À RETENIR
Commencez ici. Une règle code directement ce que l'exploitant sait déjà. Elle reste utile jusqu'à ce que la météo, l'occupation, les prix et plusieurs systèmes couplés créent plus de cas que l'on ne peut en gérer.

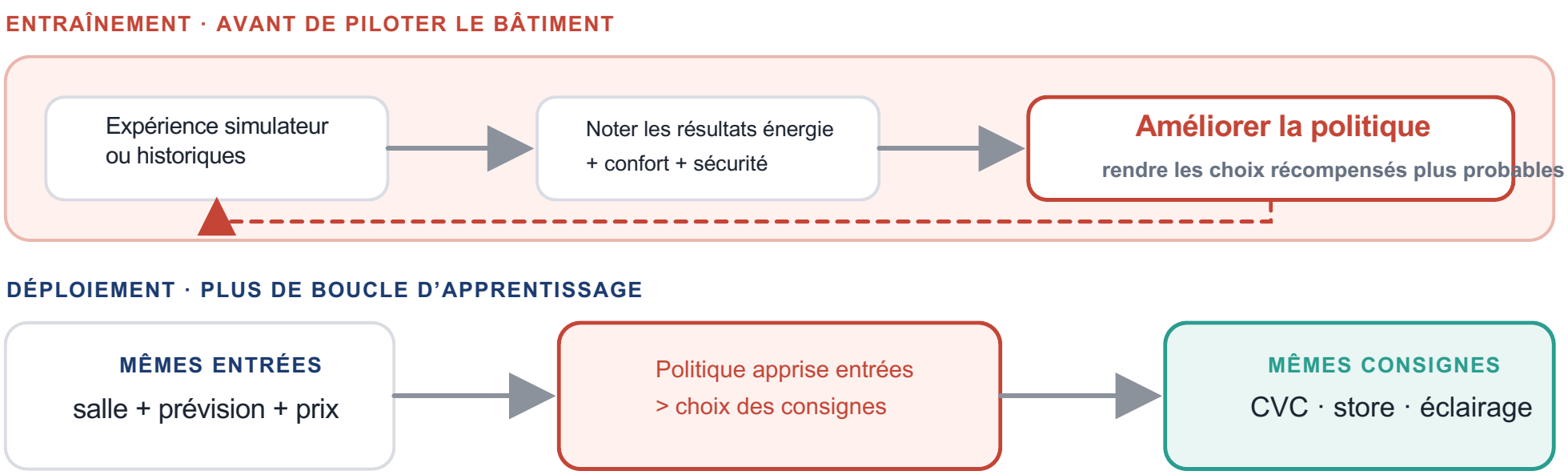
Un jeu de plateforme et un bâtiment partagent le vocabulaire de l'AR

	JEU DE PLATEFORME	PILOTAGE DU BÂTIMENT
	apprendre quel mouvement fait progresser le joueur 	 apprendre quelles consignes améliorent l'exploitation
ÉTAT	CE QUE VOIT L'AGENT **position du joueur · obstacles · temps**	CE QUE VOIT LE RÉGULATEUR **température · occupants · prévision**
ACTION	CE QU'IL PEUT CHOISIR **gauche · droite · saut**	CE QU'IL PEUT CHOISIR consignes CVC · store · éclairage
RÉCOMPENSE	COMMENT NOTER UN MOUVEMENT + progression · perte d'une vie	COMMENT NOTER UNE CONSIGNE **· coût + confort · violations**
POLITIQUE	LA STRATÉGIE APPRISE **état > mouvement suivant**	LA STRATÉGIE APPRISE **état > consignes sûres**
EXPÉRIENCE	OÙ A LIEU L'APPRENTISSAGE de **nombreuses parties sur émulateur**	OÙ A LIEU L'APPRENTISSAGE **journées simulées ou historiques**

À RETENIR

La correspondance est exacte ; la conséquence d'un échec ne l'est pas. Un agent de jeu peut perdre une vie en apprenant. Un agent de bâtiment doit apprendre en simulation ou sur des historiques, puis être déployé dans des limites strictes de confort et de sécurité.

AR : l’expérience enseigne la logique de décision



L’AR n’est pas automatiquement meilleur : à n’utiliser qu’avec un entraînement sûr, des limites strictes et une commande de secours.

À RETENIR

Seule la règle de décision change. L’AR apprend la correspondance entre entrées et consignes avant le déploiement ; il n’apprend pas en expérimentant librement sur les occupants. À n’utiliser que si les décisions se répètent, si les interactions comptent et si des données d’entraînement crédibles ou simulation exists.[40, 41]

APPLICATION 4 · PHASE DE CONCEPTION

Explorer l’espace des conceptions bas carbone

Chaque simulation est un point ; le substitut aide à trouver la frontière

MESURER MODÉLISER DÉCIDER VÉRIFIER



Même bâtiment, trois façons de dépenser son budget carbone



À garder constant

Surface, usage, sécurité et durée de vie

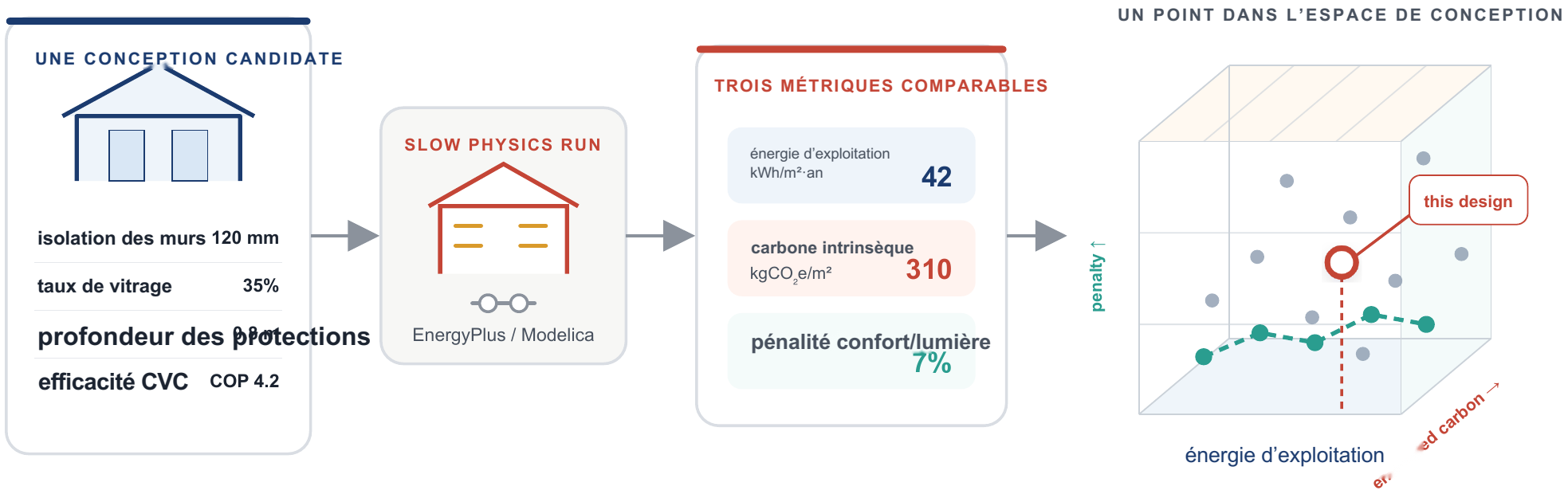
À faire varier Structure, façade, protections solaires et CVC

À comparer Carbone initial + carbone d’exploitation sur l’horizon choisi

À RETENIR

La décision n’est pas « bois = bien, béton = mal ». Les déclarations environnementales, l’approvisionnement, la durabilité, le climat et le futur réseau peuvent changer le classement. Comparez les options sur tout le cycle de vie tant que les choix de conception sont encore réversibles.

Chaque simulation transforme une conception en un point comparable



À RETENIR

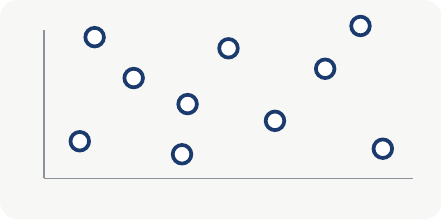
Il existe rarement un seul meilleur bâtiment. L'ensemble de Pareto est le petit groupe qui mérite discussion : améliorer un objectif à partir de n'importe quelle conception en surbrillance en dégraderait au moins un autre.

Consacrer le budget de simulation lente à 30 conceptions variées

ÉTAPE 1 · ACHETER 30 ÉTIQUETTES DE VALEUR AVEC LA PHYSIQUE

A · COUVRIR L'ESPACE DE CONCEPTION

Ne simulez pas 30 bâtiments quasi identiques.



30 candidats variés

B · LANCER LE SIMULATEUR LENT

Chaque calcul produit la réponse de confiance.



minutes à heures

run 19 of 30

C · GARDER ENTRÉES + SORTIES VÉRIFIÉES

Ce petit tableau est le jeu d'entraînement du substitut.

conception	énergie	carbone	pénalité
#01	42	310	7%
#02	51	244	5%
… #30	38	405	4%

30 exemples coûteux et fiables

Le simulateur est l'étiqueteur. Consacrez son budget limité à la couverture, pas à la répétition.

À RETENIR

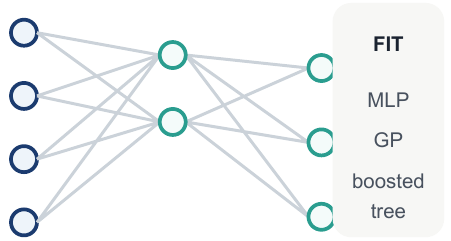
Le simulateur est l'étiqueteur coûteux. Échantillonnez pour couvrir : des combinaisons d'enveloppe, de vitrage, de protections solaires et de CVC qui couvrent les choix que vous pourriez réellement faire.

Apprendre la carte, trier 10 000 candidats, en vérifier cinq

ÉTAPE 2 · APPRENDRE LA CARTE, TRIER DES MILLIERS, PUIS VÉRIFIER CINQ

A · AJUSTER UN SUBSTITUT RAPIDE

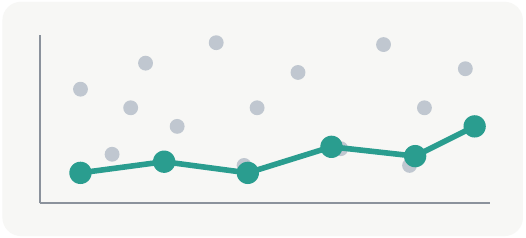
Apprendre variables de conception > trois métriques.



millisecondes par prédiction

B · PRÉDIRE 10 000 CANDIDATS

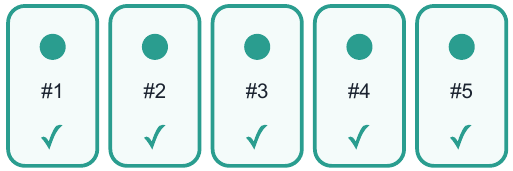
Ne garder que la frontière non dominée.



secondes, pas des milliers de simulations

C · VÉRIFIER LES CINQ FINALISTES

Le substitut propose ; la physique confirme.



5 calculs physiques finaux

avant une vraie décision de conception

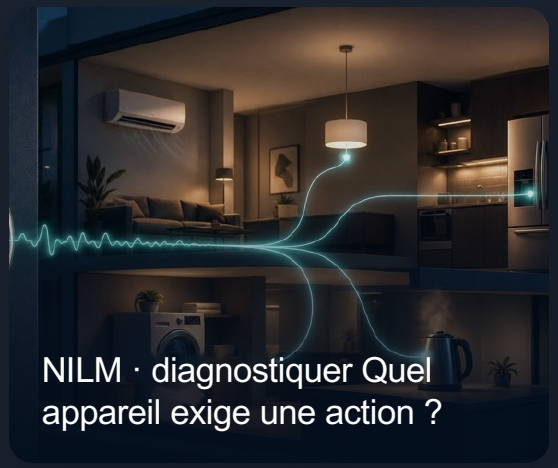
Le gain de vitesse n'est utile que si la liste finale repasse par le simulateur de confiance.

À RETENIR

Pour des métriques scalaires, commencez par un MLP, un processus gaussien ou un arbre boosté. Un opérateur neuronal convient mieux aux prédictions champ > champ. Le substitut propose ; la physique vérifie les cinq finalistes.

CE QU'IL FAUT RETENIR

Le modèle n'est pas le but. La décision vérifiée, si.









MESURER ce qui se passe · MODÉLISER la suite · DÉCIDER quoi faire · VÉRIFIER que cela a marché

Merci

Questions, collaborations et projets d’étudiants bienvenus

nipun.batra@iitgn.ac.in · sustainability-lab.github.io

L’IA pour les bâtiments · École d’été Climate Change AI 2026

ANNEXE

Diapositives de réserve

Approfondissements pour les questions-réponses

L'IA pour les bâtiments · École d'été Climate Change AI 2026

Un objectif compact rend les compromis explicites

$$\min_{u_{t:t+H}} J = \sum_{\tau=t}^{t+H} \left[w_E e_\tau + w_T D_\tau^{\text{thermal}} + w_V D_\tau^{\text{visual}} \right] + w_P \max_\tau P_\tau$$

Entrées État de la zone, occupation, météo, rayonnement solaire, tarif et prévisions de carbone.

Décisions Consigne CVC, débit d’air, angle des stores et niveau d’éclairage dans les limites des équipements.

Résultats

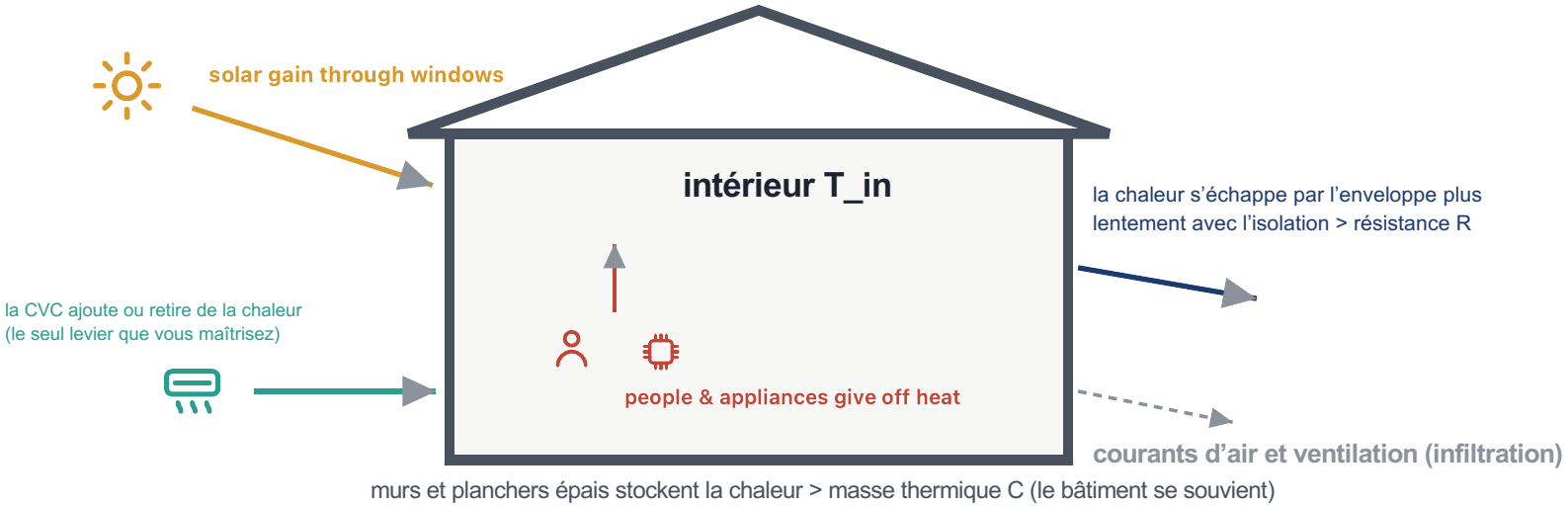
Énergie/coût/carbone, inconfort thermique et visuel, et pointe de demande.

À RETENIR

Les pondérations révèlent des jugements de valeur ; les contraintes strictes protègent la qualité de l’air, les équipements et le confort minimal. L’exposé principal utilise la même structure sans la notation.

Un bâtiment est une boîte qui fuit, exposée au soleil et dotée de mémoire

D’où vient la chaleur, où elle va : c’EST la physique



extérieur T_out : tout dépend de l’écart de température intérieur-extérieur

À RETENIR

Le soleil entre, la chaleur fuit par l’enveloppe, les courants d’air traversent les interstices, occupants et appareils ajoutent de la chaleur, la CVC compense et la structure stocke la chaleur. Cette chaleur stockée explique pourquoi le prérefroidissement peut déplacer la demande dans le temps.

Une règle de supervision choisit la consigne ; le PI/PID la suit

```
# superviseur : choisir la consigne de zone
T_sp = 24.0 if occupied else 28.0

# boucle locale installée : actionner la vanne de froid
error = T_room - T_sp
integral += error * dt
derivative = (error - previous_error) / dt

cooling = clip(Kp * error
             + Ki * integral
             + Kd * derivative, 0.0, 1.0)
```

P

Réagit à l'erreur actuelle.

PI · courant en CVC

Supprime aussi l'écart persistant.

PID

Réagit aussi à la pente ; la dérivée peut amplifier le bruit.

À RETENIR

La boucle locale réagit en quelques secondes. Elle ne sait pas qu'une pointe de prix arrive ; le superviseur, plus lent, modifie sa consigne à l'avance.

Trois actions plausibles, trois réponses différentes

A · MAINTENIR 24 °C

ÉNERGIE TOTALE	15 kWh
FACTURE	₹186
POINTE PENDANT L'ÉVÉNEMENT	5.0 kW
INCONFORT	0 min

Confortable, mais forte pointe.

B · ÉTEINDRE

ÉNERGIE TOTALE	7 kWh
FACTURE	₹42
POINTE PENDANT L'ÉVÉNEMENT	0 kW
INCONFORT	75 min

Le moins cher, car les occupants paient.

C · PRÉREFROIDIR

ÉNERGIE TOTALE	16 kWh
FACTURE	₹132
POINTE PENDANT L'ÉVÉNEMENT	2.5 kW
INCONFORT	0 min

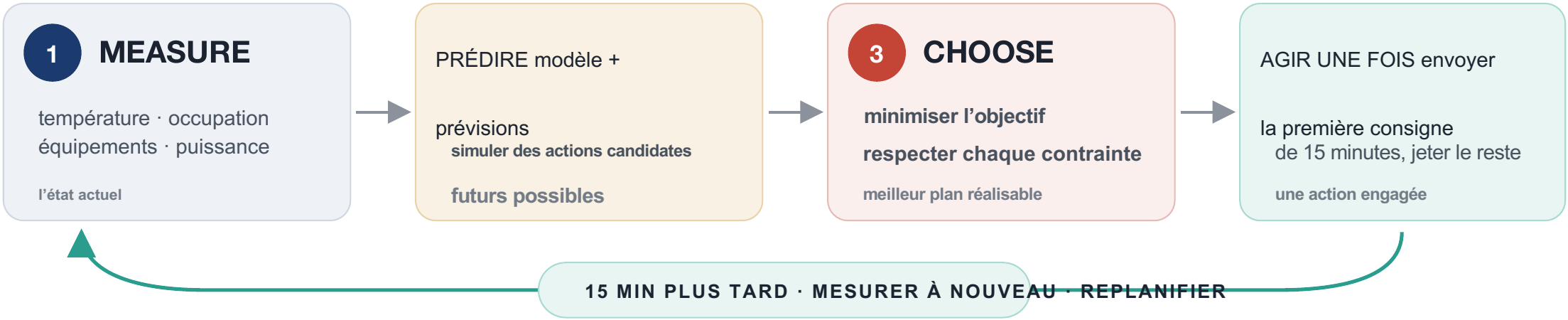
1 kWh de plus, déplacé plus tôt.

Calcul illustratif · tarif 6 avant 17 h, 18 pendant l'événement

À RETENIR

Aucune action ne gagne dans toutes les colonnes. Éteindre minimise l'énergie et le coût mais sacrifie le confort. Le prérefroidissement consomme 1 kWh de plus que le fonctionnement habituel, mais divise par deux la pointe et réduit la facture, car l'énergie a été consommée plus tôt. L'exemple est illustratif.

Le MPC : un plan jetable et une rétroaction permanente

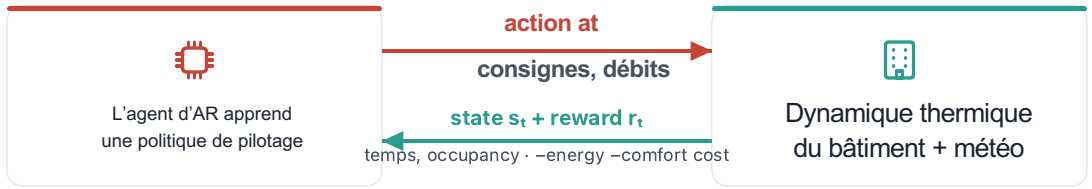


Une fenêtre s'ouvre ? L'occupation change ? La boucle suivante modifie le plan.

À RETENIR

Le MPC prédit des trajectoires candidates, choisit le plan réalisable le moins coûteux, n'applique que sa première action, puis mesure et replanifie. La rétroaction corrige le plan quand une fenêtre s'ouvre ou que la prévision se trompe.

L'AR apprend la même interface état » consigne » résultat



pourquoi les vrais bâtiments sont difficiles

sécurité · efficacité d'échantillonnage · écart simulation-réel · non-stationnarité

ENTRAÎNEMENT

répéter sans risque en simulateur ou sur historiques > améliorer la récompense à long terme

DÉPLOIEMENT

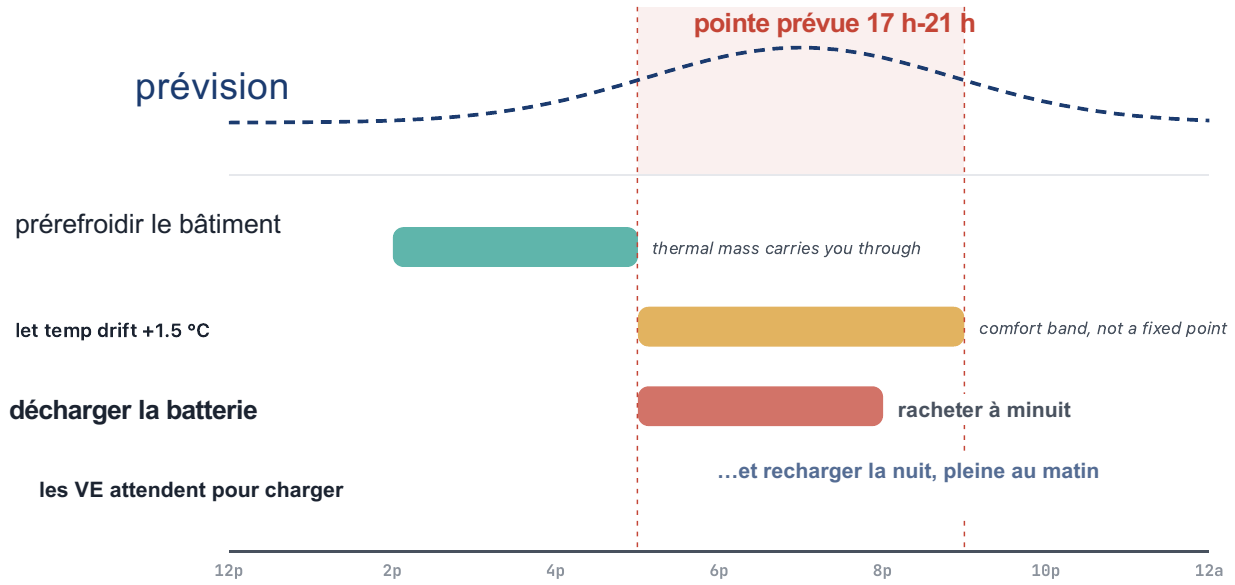
état réel > politique apprise > consignes sûres ; les boucles locales les exécutent

À RETENIR

L'état, les actions, la récompense, les références et l'environnement d'entraînement sûr définissent le problème avant l'algorithme d'apprentissage. N'apprenez jamais par essais-erreurs risqués sur les occupants ou les équipements.

Prévoir à midi la pointe de 17 h-21 h, agir avant qu'elle n'arrive

Prévision de midi > actions réalisables avant, pendant et après la pointe



À RETENIR

La prévision ne fait rien économiser à elle seule. Elle rend une séquence réalisable : prérefroidir avant la pointe, laisser monter la température et décharger une batterie pendant, puis recharger les VE après.

RÉSERVE · FLEXIBILITÉ DES VE MESURÉE

Avec la même limite de 60 kW, la planification couvre tous les jours

60 kW

la même limite de capacité de recharge de Caltech dans les deux cas

22%

des jours réalisables si chaque VE charge immédiatement

100%

des jours réalisables quand la recharge est planifiée

À RETENIR

La valeur pratique de la flexibilité, c’est d’accueillir plus de VE sur le câblage existant. Ces résultats s’appuient sur plus de 30 000 sessions réelles sur des lieux de travail et respectent les besoins en énergie et l’heure de départ de chaque conducteur.

La prévision de la demande dit quand ; la prévision du carbone dit quand agir

Prévoir

Estimer l’intensité carbone du réseau sur les 96 heures à venir.

Choisir

Trouver le créneau réalisable le plus propre.

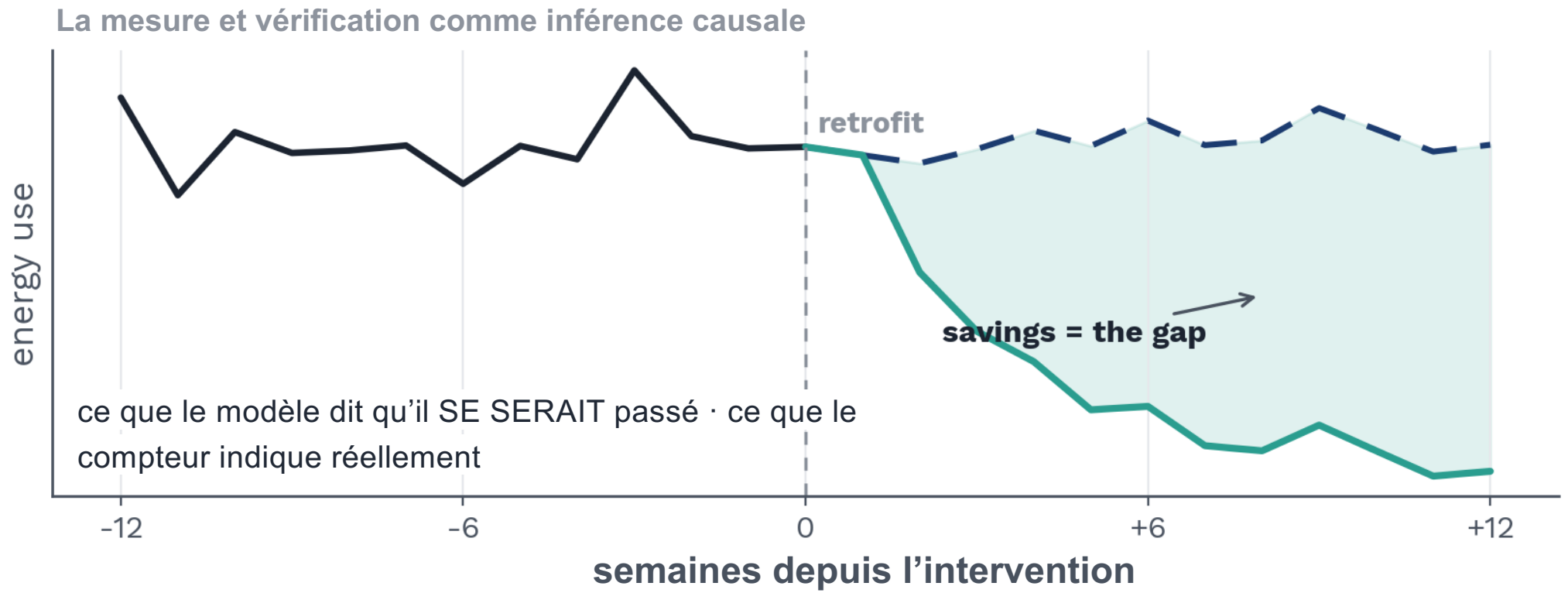
Agir

Déplacer la charge des VE, thermique, des batteries ou de calcul.

À RETENIR

Un décalage peut réduire le prix ou la pointe tout en augmentant les émissions. CarbonCast a obtenu une MAPE de 4,8 à 13,9 % sur six réseaux des États-Unis et de l’UE à 96 hours.[47]

La prévision crée le compteur « sans rénovation » manquant



À RETENIR

Décision rendue possible : vérifier le retour sur investissement avant de généraliser. Mesurer la consommation réelle, prédire le contrefactuel sans rénovation à météo et occupation comparables, et appeler l'écart économies réalisées.

Rémunération de l'effacement = référence estimée – charge mesurée

100 kW
référence estimée sans événement

80 kW
charge mesurée pendant l'événement

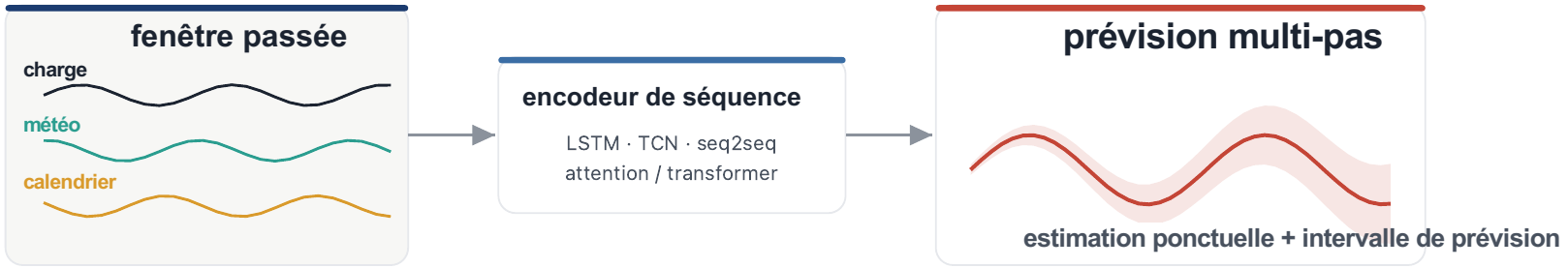
20 kW
réduction retenue pour le règlement

À RETENIR

Si la vraie charge sans événement était de 90 kW, seuls 10 kW étaient réels : une erreur de 10 kW sur la référence a doublé la rémunération. Concevoir la référence, c'est concevoir le marché.

Modèles de séquence profonds : l'historique en entrée, une distribution en sortie

Modèles de séquence profonds : une fenêtre d'historique en entrée, une courbe probabiliste en sortie



À RETENIR

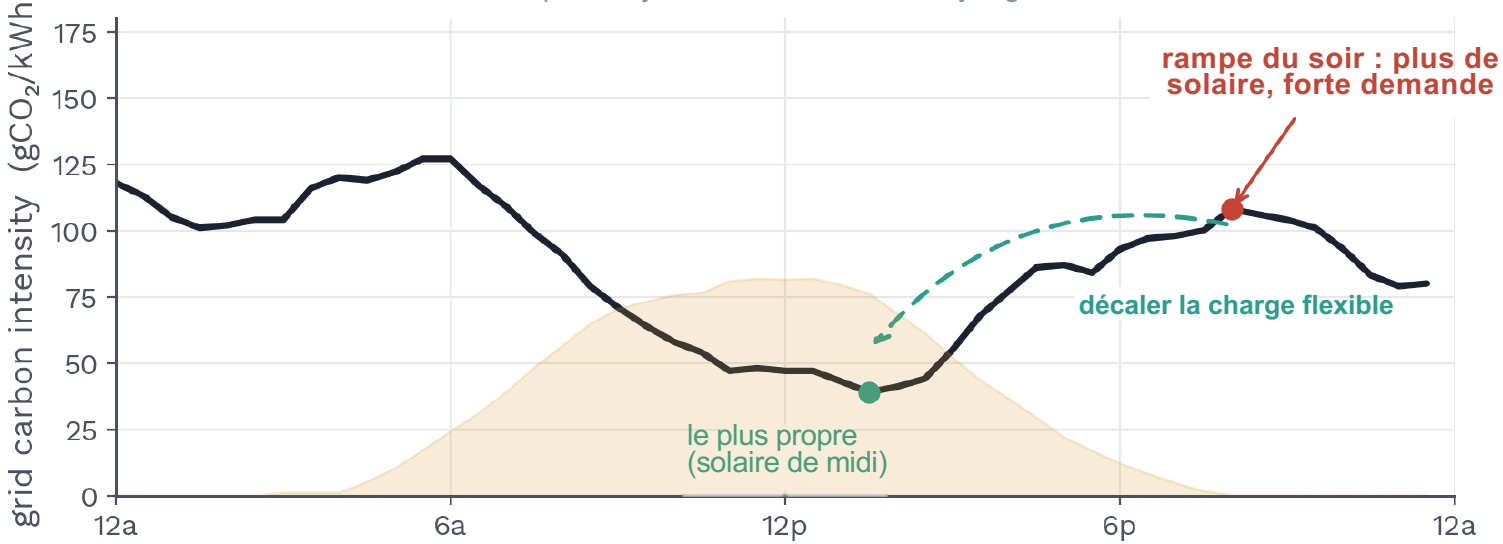
Les LSTM, les convolutions temporelles et l'attention sont rentables quand on dispose de nombreuses séries corrélées et d'un long historique, ou quand il faut des intervalles calibrés plutôt qu'une estimation ponctuelle. Gourmands en données, ils gagnent rarement sur un seul bâtiment peu documenté.

ENCORE LA POINTE, CETTE FOIS EN CARBONE

Un kWh à 18 h n’est pas un kWh à 14 h

DONNÉ	À TROUVER	SOUS CONTRAINTE
signal horaire de prix / carbone	quand décaler la charge flexible	**confort + économies vérifiables**

Données réelles · réseau britannique · 21 juin 2024 · carbonintensity.org.uk



À RETENIR

Vous connaissez ces leviers grâce à la stratégie de pointe : ici, ils sont évalués en carbone, sur des données réelles : le solaire de midi est ~2,6 fois plus propre que la rampe du soir. Même stratégie, deuxième monnaie.

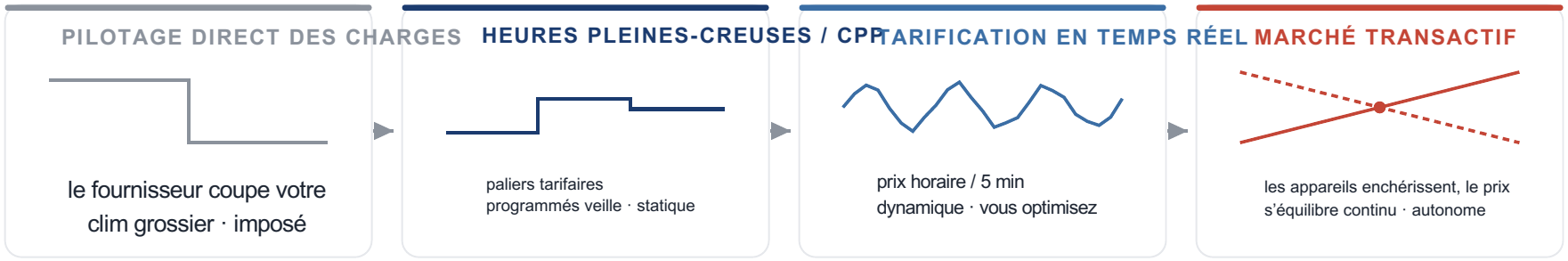
SONDAGE

Votre fournisseur vous paie pour décaler votre clim de 1 °C pendant les pointes : vous vous inscrivez, seulement avec un bouton de dérogation, ou non ?

COMMENT LE PILOTER

De l’interrupteur aux prix, jusqu’au marché en temps réel

Le signal qui pilote la flexibilité s’est enrichi : de l’interrupteur au marché en temps réel



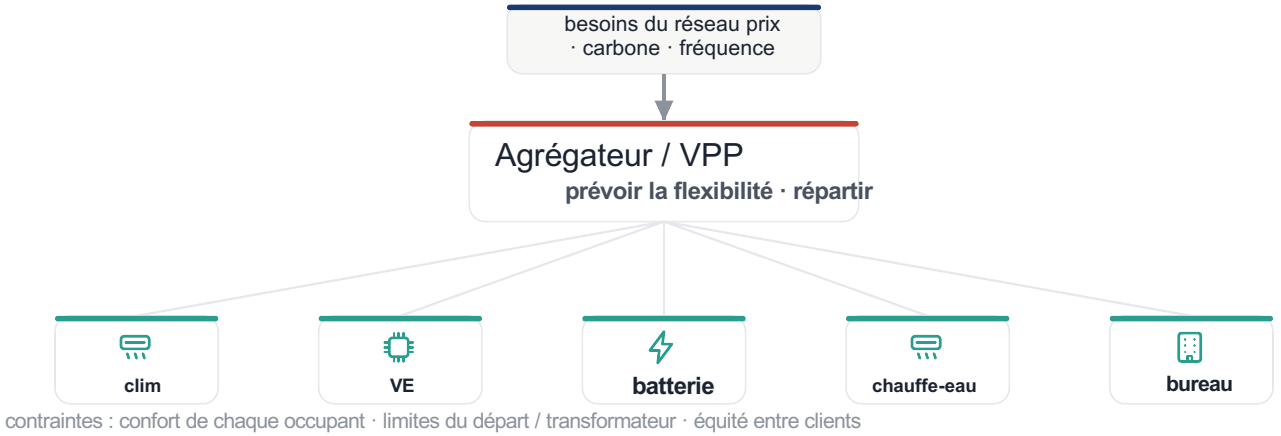
signal plus riche > plus d’autonomie pour le bâtiment, moins de contrôle centralisé

À RETENIR

Chaque étape vers la droite donne plus d’autonomie au bâtiment et exige davantage de son AA : un planning ne demande rien, un marché en temps réel exige prévision, enchères et pilotage.

Coordonner une flotte sans sacrifier le confort

Un agrégateur, des milliers de charges : l'AA répartit la flexibilité dans des limites strictes



À RETENIR

Une population de charges thermostatées se comporte comme un stockage à l'échelle du réseau : on peut la piloter par consigne pour le suivi de charge et le réglage. Le rôle de l'AA : prévoir la flexibilité de chaque charge, puis la répartir selon un signal réseau en respectant le confort, les limites du départ et l'équité, par AR au niveau des appareils ou

Neuf bâtiments apprennent à aplanir un quartier

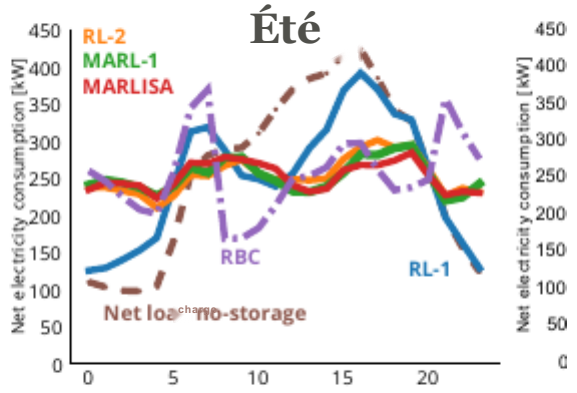


Fig. 7 (été) · Vazquez-Canteli et al., BuildSys 2020 · doi:10.1145/3408308.3427604

À RETENIR

MARLISA : neuf agents, chacun ne partageant que sa consommation prévue au pas suivant avec l'agent suivant, apprennent en une année simulée à aplanir la courbe du quartier : 35 % de rampes en moins, 15 % de pointes journalières en moins qu'un régulateur à règles réglé à la main (qui se contente de déplacer la pointe

night).[54]

SPOT : piloter le confort lui-même, pas la température

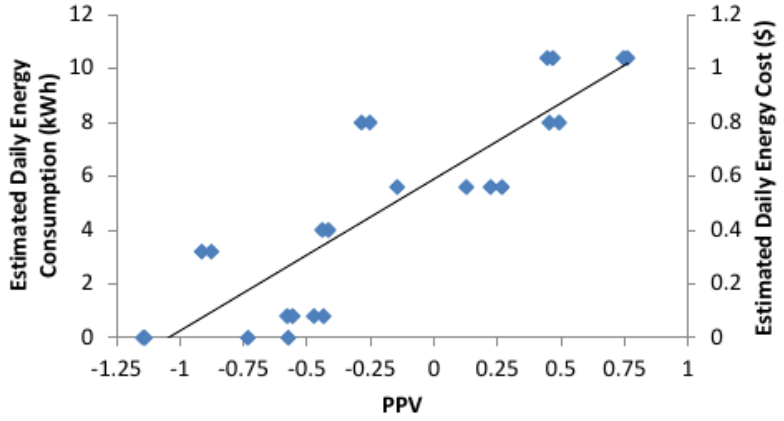


Fig. 10 · **Gao & Keshav, e-Energy 2013** · doi:10.1145/2487166.2487193

À RETENIR

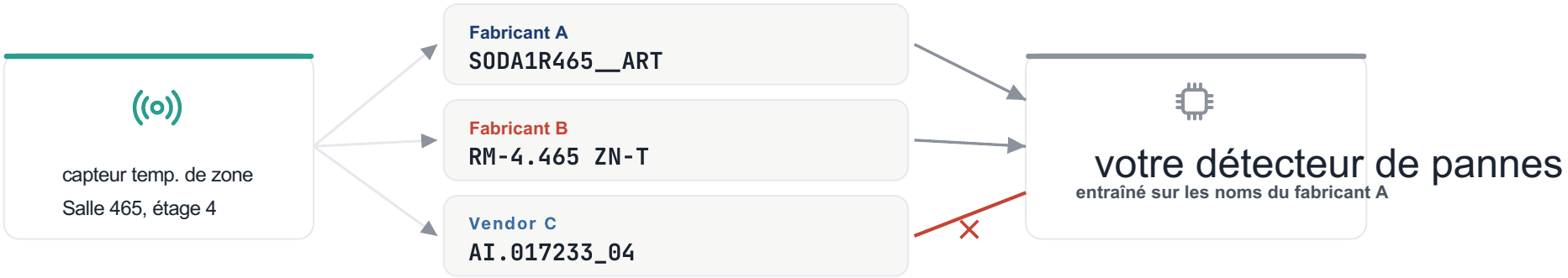
Mesure en temps réel les six paramètres du PMV et maintient un niveau de confort personnalisé (le « PPV » de SPOT), pas une température : assouplir la cible de 0,25 unité de confort économise ~1,5 kWh sur un total de ~6 kWh/jour.

Le confort devient une variable de pilotage qui a un prix : la version chiffrée de « chaque degré compte ».

LE PROBLÈME

Un capteur, trois noms : votre application plante

Le même capteur, une température de zone, dans la langue de trois fabricants



un grand bâtiment compte 1 500 à 2 500 points de mesure ; les étiquettes sont saisies par les installateurs, projet par projet une application écrite pour un bâtiment échoue silencieusement sur le suivant : voilà pourquoi les logiciels du bâtiment ne passent pas à l'échelle

À RETENIR

Les étiquettes des points sont saisies par les installateurs, projet par projet, fabricant par fabricant. Testé sur trois bâtiments réels, le meilleur schéma existant ne pouvait exprimer que 54 % des étiquettes réellement utilisées.

Brick : décrire les relations, pas les noms des fabricants

La solution : décrire le bâtiment comme un graphe de types et de relations (Brick)



LA MÊME RÈGLE, ÉCRITE UNE FOIS SUR LE GRAPHE

pour chaque Zone : temp = son point de type Zone_Temperature état = le point d'état de la CTA qui l'alimente (suivre isFedBy) SI temp > 26 °C ET état = ARRÊT > alerte

aucun nom propre au bâtiment : uniquement des types et des relations, elle fonctionne donc sur tout bâtiment décrit en Brick

Mortar permet ensuite d'exécuter ces requêtes sur plus de 100 bâtiments réels instrumentés

À RETENIR

Brick remplace les noms par des types et des relations : la règle demande « la CTA qui alimente cette zone », elle peut donc fonctionner sur tous les bâtiments décrits en Brick. Mortar héberge plus de 100 de ces bâtiments pour les tests.

Le résultat BuildSys le plus cité est un capteur de présence

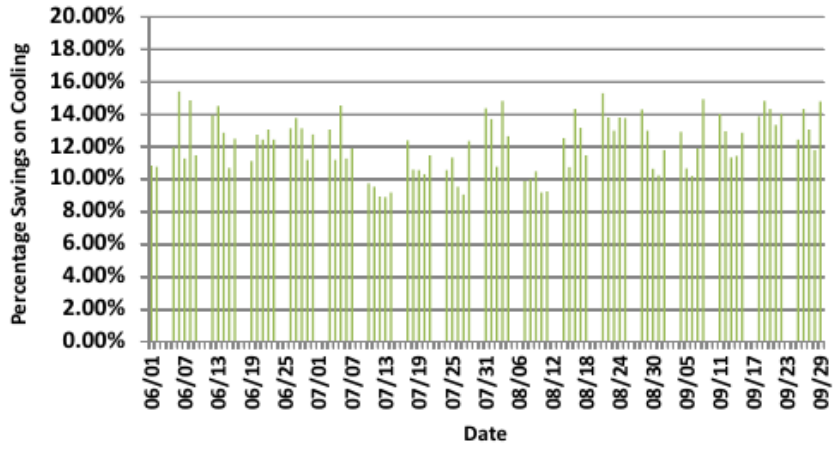


Fig. 6 · **Agarwal et al., BuildSys 2010** · doi:10.1145/1878431.1878433

À RETENIR

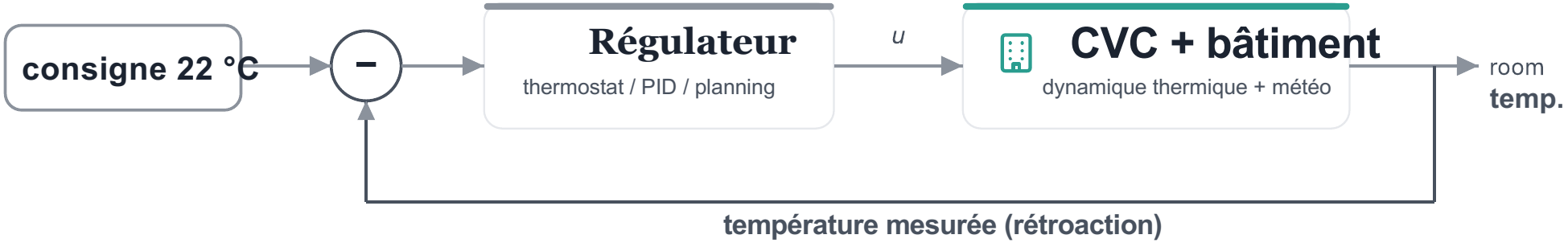
Un été d'économies quotidiennes grâce au ralenti piloté par l'occupation dans le modèle du bâtiment CSE de l'UCSD : 10 à 15 % chaque jour. Avec plus de 400 kW de charge CVC, 15 % = 480 kWh par journée de 8 heures.

Thermostats à détection de présence dans les logements : ~28 % d'économies de CVC pour ~25 $ de capteurs.

LE POINT DE DÉPART

Pendant des décennies : plannings, thermostats, PID

Régulation classique : réagir à l'écart entre température mesurée et consigne



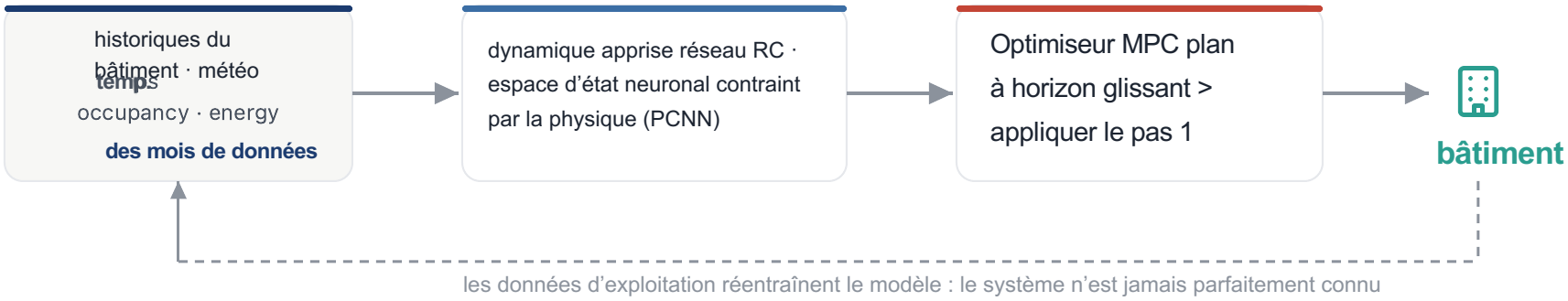
N'agit que sur l'écart actuel : ni prévision météo, ni anticipation, ni signal de prix.

À RETENIR

Simple, robuste et présent dans presque tous les bâtiments. Mais il ne réagit qu'à l'écart actuel : il ne peut pas prérefroidir avant une canicule annoncée ni décaler la charge hors d'une pointe de prix. Ajouter la détection de présence à un planning fixe a été la première réussite fondée sur les données.

Apprendre la dynamique, puis planifier

Apprendre à partir des données le modèle dont le MPC a besoin, au lieu d'étalonner la physique à la main



À RETENIR

Remplacer la physique construite à la main par un modèle appris sur les historiques (un réseau RC, ou un réseau de neurones contraint par la physique qui reste stable et interprétable), puis exécuter le MPC par-dessus. Une variante moins coûteuse entraîne un réseau à imiter un MPC lent et s'exécute en millisecondes. Les deux s'attaquent au coût d'étalonnage qui freine le MPC

QUELLE BOÎTE POUR QUELLE TÂCHE ?

Adapter le modèle à la tâche, ou les combiner

Blanche > conception Le bâtiment n’existe pas encore : seule la physique peut répondre, mais elle est lente et demande un étalonnage une fois le bâtiment construit.

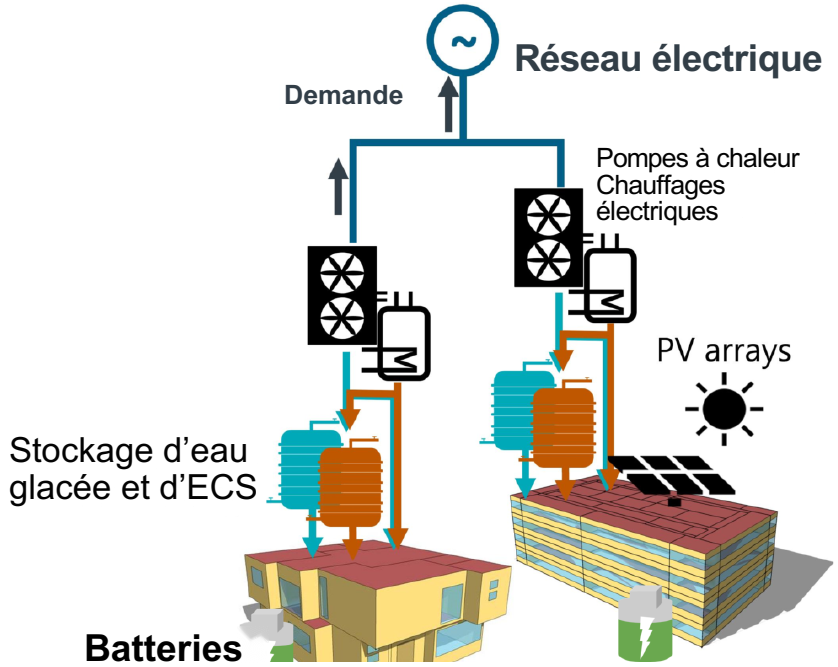
Grise > pilotage Le MPC recalcule toutes les 15 minutes ; un circuit à 2 paramètres est rapide, stable et interprétable.

Noire > prévision Avec des années d’historique de compteur, laissez parler les données, comme dans la partie prévision que nous venons de voir.

À RETENIR

Et la frontière les combine : intégrer la physique dans le réseau, avec l’AA informé par la physique (PIML) et les réseaux contraints par la physique (PCNN) > ~15 % d’erreur en moins, horizons plus longs, moins de données, sans prédire l’impossible physiquement.

Bancs d’essai pour le pilotage des bâtiments



Ce que simule CityLearn : un bâtiment interactif avec le réseau (PV, stockage, pompes à chaleur)

CityLearn Environnement Gym pour l’effacement multi-bâtiments ; défi annuel.

BOPTEST

Émulateurs Modelica + indicateurs ; MPC contre AR.

Sinergym EnergyPlus encapsulé dans un environnement Gym.

À RETENIR

Comme NILMTK pour la désagrégation, des environnements partagés permettent de comparer les régulateurs sur un pied d’égalité.

Gnu-RL : compétent dès le premier jour, sans simulateur

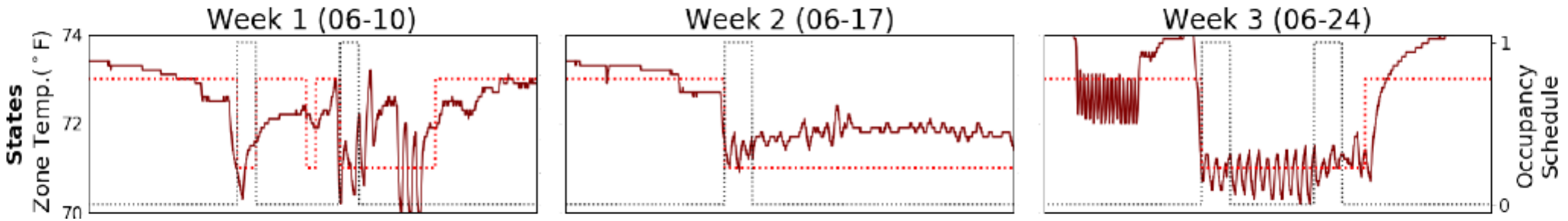
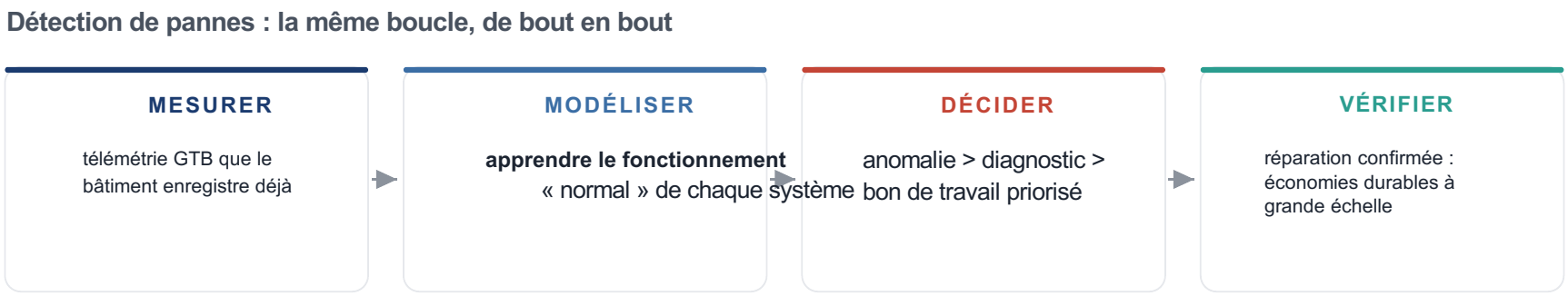


Fig. 8 (température de zone, semaines 1-3) · Chen et al., BuildSys 2019 · doi:10.1145/3360322.3360849

À RETENIR

La politique est un MPC différentiable, préentraîné en imitant les historiques du régulateur existant, puis amélioré en ligne avec PPO. Dans une vraie salle de conférence de la CMU, il a réduit la demande de froid de 16,7 % en trois semaines tout en suivant bien mieux la consigne (RMSE de 1,02 °F contre 2,4 °F), sans qu'aucun simulateur n'ait été construit.

La détection de pannes de bout en bout



changez d'application, gardez la boucle : c'est la compétence transférable du domaine

À RETENIR

Quatrième passage : aucun nouveau capteur, aucune autorité de pilotage, et pourtant le plus grand gisement d'économies vérifiées dans les bâtiments tertiaires. La boucle est la constante ; l'application est la variable.

SUR LES ÉPAULES DES GÉANTS

Travaux fondateurs sur lesquels repose le domaine

NILMTK — e-Energy Test-of-Time '25
open NILM benchmarking
Batra+ '14

SmartCharge — e-Energy Test-of-Time '24
home storage cuts the bill
Mishra, Shenoy+ '12

Synergy occupancy
the most-cited BuildSys paper
Agarwal, Gupta+ '10

Brick
a unified building metadata schema
Balaji, Srivastava+ '16

Neural NILM
deep nets for disaggregation
Kelly & Knottenbelt '15

Private Memoirs
what a smart meter reveals
Molina-Markham, Shenoy+ '10

Smart Thermostat
occupancy-driven HVAC, ~28% saved
Lu, Whitehouse+ '10

sMAP → BOSS → Mortar
portable building software
Culler, Fierro+ '10–'18

Gnu-RL
RL that controls a real room, day one
Chen, Bergés+ '19

REDD · UK-DALE · ACN · BDG2
the datasets the field runs on
2011–2020

TAKEAWAY

Jeux de données, bancs d'essai et systèmes ouverts, issus en grande partie de BuildSys et e-Energy.

SI VOUS NE LISEZ QUE CINQ CHOSES

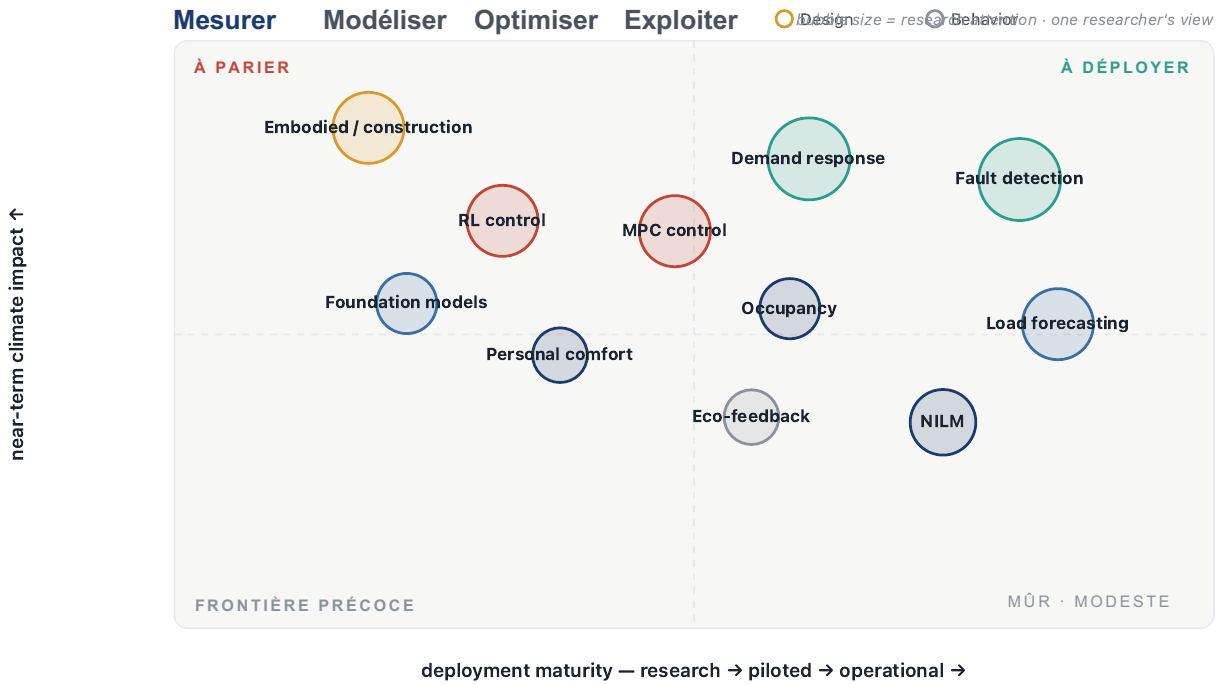
Synthèses à lire

- **The field in one paper** — Tackling Climate Change with ML, Buildings & Cities[68]; end-to-end ML-for-buildings survey[69]
- **Control** — RL reviews[40, 70], why RL isn't deployed yet[41], the MPC tutorial-review[39]
- **NILM** — deep-learning review[17], evaluation pitfalls[18]
- **Data scarcity** — transfer learning for smart buildings[71]
- **Operations** — AI for fault detection[72]

Pratique : notebooks didactiques de CCAI (CityLearn, BOPTEST, prévision de charge, analyse de compteurs intelligents) : github.com/climatechange-ai-tutorials

VUE D'ENSEMBLE

Les problèmes qui comptent le plus



À RETENIR

La détection de pannes, le pilotage et l'effacement peuvent être déployés dès maintenant et économisent de l'énergie réelle. Le carbone intrinsèque a un fort potentiel mais est moins mûr. La désagrégation et l'éco-retour sont bien étudiés mais affichent des économies mesurées plus modestes.

Références (1/6)

[1] International Energy Agency. **Buildings — energy system overview**. IEA, Paris, 2024. link

[2] Copernicus Climate Change Service (C3S/ECMWF). **Surface air temperature anomaly, June 2025**. Copernicus C3S, 2025. link

[3] International Energy Agency. **The Future of Cooling: Opportunities for energy-efficient air conditioning**. IEA, Paris, 2018. link

[4] Ember. **Heat and power: impacts of the 2025 heatwave in Europe**. Ember, 2025. link

[5] U.S. Energy Information Administration. **Use of energy in homes (RECS 2020)**. EIA, 2020. link

[6] Eurostat. **Energy use in EU households down second year in a row**. Eurostat, 2025. link

[7] G. o. I. Bureau of Energy Efficiency. **Residential Energy Consumption Patterns and Appliance Ownership in India: Insights from a 2024 Household Survey**. 2025. link

[8] S. National Climate Change Secretariat. **Buildings: Singapore's Climate Action**. 2026. link

[9] K. C. Armel, A. Gupta, G. Shrimali, A. Albert. **Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity**. Energy Policy, 2013. doi:10.1016/j.enpol.2012.08.062

[10] S. Darby. **The effectiveness of feedback on energy consumption**. 2006. link

[11] T. W. Hnat et al. **The hitchhiker's guide to successful residential sensing deployments**. ACM SenSys, 2011. doi:10.1145/2070942.2070966

[12] N. Batra, M. Gulati, A. Singh, M. B. Srivastava. **It's different: Insights into home energy consumption in India**. ACM BuildSys, 2013. doi:10.1145/2528282.2528293

Références (2/6)

[13] G. W. Hart. **Nonintrusive appliance load monitoring**. Proceedings of the IEEE, 1992. doi:10.1109/5.192069

[14] J. Z. Kolter, T. Jaakkola. **Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation**. AISTATS, 2012.

[15] J. Kelly, W. Knottenbelt. **Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821672

[16] C. Zhang et al. **Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring**. AAAI, 2018. doi:10.1609/aaai.v32i1.11873

[17] P. Huber, A. Calatroni, A. Rumsch, A. Paice. **Review on deep neural networks applied to low-frequency NILM**. Energies, 2021. doi:10.3390/en14092390

[18] L. Pereira, N. Nunes. **Performance evaluation in non-intrusive load monitoring: Datasets, metrics, and tools — a review**. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2018. doi:10.1002/widm.1265

[19] N. Batra et al. **NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring**. ACM e-Energy, 2014. doi:10.1145/2602044.2602051

[20] N. Batra et al. **Towards reproducible state-of-the-art energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360844

[21] N. Batra, A. Singh, K. Whitehouse. **If you measure it, can you improve it? Exploring the value of energy disaggregation**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821660

[22] A. Molina-Markham et al. **Private memoirs of a smart meter**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878446

[23] P. Palensky, D. Dietrich. **Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads**. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011. doi:10.1109/TII.2011.2158841

[24] M. Fleschutz et al. **The effect of price-based demand response on carbon emissions in European electricity markets: The importance of adequate carbon prices**. Applied Energy, 2021. doi:10.1016/j.apenergy.2021.117040

Références (3/6)

[25] A. Mishra et al. **SmartCharge: Cutting the electricity bill in smart homes with energy storage**. ACM e-Energy, 2012. doi:10.1145/2208828.2208857

[26] O. Ardakanian, C. Rosenberg, S. Keshav. **Distributed control of electric vehicle charging**. ACM e-Energy, 2013. doi:10.1145/2487166.2487178

[27] E. C. Kara et al. **Quantifying flexibility of residential thermostatically controlled loads for demand response**. ACM BuildSys, 2014. doi:10.1145/2674061.2674082

[28] U.S. Department of Energy. **DOE's National Roadmap for Grid-Interactive Efficient Buildings**. U.S. Department of Energy, 2021. link

[29] K. Amasyali, N. M. El-Gohary. **A review of data-driven building energy consumption prediction studies**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018. doi:10.1016/j.rser.2017.04.095

[30] C. Miller et al. **The ASHRAE Great Energy Predictor III competition: Overview and results**. Science and Technology for the Built Environment, 2020. doi:10.1080/23744731.2020.1795514

[31] Andreas Veit et al. **Household electricity demand forecasting: benchmarking state-of-the-art methods**. ACM e-Energy, 2014. doi:10.1145/2602044.2602082

[32] Guy R. Newsham, Benjamin J. Birt. **Building-level occupancy data to improve ARIMA-based electricity use forecasts**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878435

[33] P. Emami, A. Sahu, P. Graf. **BuildingsBench: A large-scale dataset of 900K buildings and benchmark for short-term load forecasting**. NeurIPS Datasets and Benchmarks, 2023. link

[34] P. O. Fanger. **Thermal Comfort: Analysis and Applications in Environmental Engineering**. 1970.

[35] T. Cheung et al. **Analysis of the accuracy on PMV–PPD model using the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II**. Building and Environment, 2019. doi:10.1016/j.buildenv.2019.01.055

[36] R. J. de Dear, G. S. Brager. **Thermal comfort in naturally ventilated buildings: Revisions to ASHRAE Standard 55**. Energy and Buildings, 2002. doi:10.1016/S0378-7788(02)00005-1

Références (4/6)

[37] B. Balaji et al. **Brick: Towards a unified metadata schema for buildings**. ACM BuildSys, 2016. doi:10.1145/2993422.2993577

[38] P. Bacher, H. Madsen. **Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings**. Energy and Buildings, 2011. doi:10.1016/j.enbuild.2011.02.005

[39] J. Drgoňa et al. **All you need to know about model predictive control for buildings**. Annual Reviews in Control, 2020. doi:10.1016/j.arcontrol.2020.09.001

[40] J. R. Vázquez-Canteli, Z. Nagy. **Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques**. Applied Energy, 2019. doi:10.1016/j.apenergy.2018.11.002

[41] Z. Nagy et al. **Ten questions concerning reinforcement learning for building energy management**. Building and Environment, 2023. doi:10.1016/j.buildenv.2023.110435

[42] M. Röck et al. **Embodied GHG emissions of buildings — The hidden challenge for effective climate change mitigation**. Applied Energy, 2020. doi:10.1016/j.apenergy.2019.114107

[43] P. Westermann, R. Evins. **Surrogate modelling for sustainable building design — A review**. Energy and Buildings, 2019. doi:10.1016/j.enbuild.2019.05.057

[44] B. Ekici, C. Cubukcuoglu, M. Turrin, I. S. Sariyildiz. **Performative computational architecture using swarm and evolutionary optimisation: A review**. Building and Environment, 2019. doi:10.1016/j.buildenv.2018.10.023

[45] A. Pertzborn, D. A. Veronica. **Baseline Control Systems in the Intelligent Building Agents Laboratory**. 2021. doi:10.6028/NIST.TN.2178

[46] Zachary J. Lee, Tongxin Li, Steven H. Low. **ACN-Data: Analysis and Applications of an Open EV Charging Dataset**. ACM e-Energy, 2019. doi:10.1145/3307772.3328313

[47] Diptyaroop Maji, Prashant J. Shenoy, Ramesh K. Sitaraman. **CarbonCast: multi-day forecasting of grid carbon intensity**. ACM BuildSys, 2022. doi:10.1145/3563357.3564079

[48] F. Burlig et al. **Machine learning from schools about energy efficiency**. Journal of the Association of Environmental and Resource Economists, 2020. doi:10.1086/710606

Références (5/6)

[49] H. Chao. **Demand response in wholesale electricity markets: the choice of customer baseline**. Journal of Regulatory Economics, 2011. doi:10.1007/s11149-010-9135-y

[50] K. Kok, S. Widergren. **A society of devices: Integrating intelligent distributed resources with transactive energy**. IEEE Power and Energy Magazine, 2016. doi:10.1109/MPE.2016.2524962

[51] D. S. Callaway. **Tapping the energy storage potential in electric loads to deliver load following and regulation, with application to wind energy**. Energy Conversion and Management, 2009. doi:10.1016/j.enconman.2008.12.012

[52] Z. Wen, D. O'Neill, H. Maei. **Optimal demand response using device-based reinforcement learning**. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015. doi:10.1109/TSG.2015.2396993

[53] J. R. Vázquez-Canteli, J. Kämpf, G. Henze, Z. Nagy. **CityLearn v1.0: An OpenAI Gym environment for demand response with deep reinforcement learning**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360998

[54] José R. Vázquez-Canteli, Gregor Henze, Zoltán Nagy. **MARLISA: Multi-Agent Reinforcement Learning with Iterative Sequential Action Selection for Load Shaping of Grid-Interactive Connected Buildings**. ACM BuildSys, 2020. doi:10.1145/3408308.3427604

[55] Peter Xiang Gao, Srinivasan Keshav. **SPOT: a smart personalized office thermal control system**. ACM e-Energy, 2013. doi:10.1145/2487166.2487193

[56] A. Bhattacharya, J. Ploennigs, D. Culler. **Short Paper: Analyzing Metadata Schemas for Buildings: The Good, the Bad, and the Ugly**. ACM BuildSys, 2015. doi:10.1145/2821650.2821669

[57] G. Fierro et al. **Mortar: An open testbed for portable building analytics**. ACM BuildSys, 2018. doi:10.1145/3276774.3276793

[58] Yuvraj Agarwal et al. **Occupancy-driven energy management for smart building automation**. ACM BuildSys, 2010. doi:10.1145/1878431.1878433

[59] J. Lu et al. **The smart thermostat: Using occupancy sensors to save energy in homes**. ACM SenSys, 2010. doi:10.1145/1869983.1870005

[60] Z. Chen, C. Jiang, L. Xie. **Building occupancy estimation and detection: A review**. Energy and Buildings, 2018. doi:10.1016/j.enbuild.2018.03.084

Références (6/6)

[61] L. Di Natale, B. Svetozarevic, P. Heer, C. N. Jones. **Physically consistent neural networks for building thermal modeling: Theory and analysis**. Applied Energy, 2022. doi:10.1016/j.apenergy.2022.119806

[62] J. Drgoňa, A. R. Tuor, V. Chandan, D. L. Vrabie. **Physics-constrained deep learning of multi-zone building thermal dynamics**. Energy and Buildings, 2021. doi:10.1016/j.enbuild.2021.110992

[63] J. Drgoňa, D. Picard, M. Kvasnica, L. Helsen. **Approximate model predictive building control via machine learning**. Applied Energy, 2018. doi:10.1016/j.apenergy.2018.02.156

[64] M. C. Kennedy, A. O'Hagan. **Bayesian calibration of computer models**. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 2001. doi:10.1111/1467-9868.00294

[65] D. Blum et al. **Building optimization testing framework (BOPTEST) for simulation-based benchmarking of control strategies in buildings**. Journal of Building Performance Simulation, 2021. doi:10.1080/19401493.2021.1986574

[66] J. Jiménez-Raboso et al. **Sinergym: A building simulation and control framework for training reinforcement learning agents**. ACM BuildSys, 2021. doi:10.1145/3486611.3488729

[67] Bingqing Chen, Zicheng Cai, Mario Bergés. **Gnu-RL: A Precocial Reinforcement Learning Solution for Building HVAC Control Using a Differentiable MPC Policy**. ACM BuildSys, 2019. doi:10.1145/3360322.3360849

[68] D. Rolnick et al. **Tackling climate change with machine learning**. ACM Computing Surveys, 2022. doi:10.1145/3485128

[69] H. P. Das et al. **Machine learning for smart and energy-efficient buildings**. Environmental Data Science, 2024. doi:10.1017/eds.2023.43

[70] Z. Wang, T. Hong. **Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges**. Applied Energy, 2020. doi:10.1016/j.apenergy.2020.115036

[71] G. Pinto et al. **Transfer learning for smart buildings: A critical review of algorithms, applications, and future perspectives**. Advances in Applied Energy, 2022. doi:10.1016/j.adapen.2022.100084

[72] Y. Zhao, T. Li, X. Zhang, C. Zhang. **Artificial intelligence-based fault detection and diagnosis methods for building energy systems: Advantages, challenges and the future**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019. doi:10.1016/j.rser.2019.04.021