



LES CONTRÔLES AVANCÉS BASÉS SUR LES DONNÉES OPÉRATIONNELLES POUR OPTIMISER LA PERFORMANCE DES BÂTIMENTS

Etienne Saloux
CanmetENERGIE à Varennes
Réseau Énergie et Bâtiments, 16 février 2022

CONFÉRENCIER



Etienne Saloux
Chercheur scientifique
CanmetÉNERGIE à Varennes
Ressources Naturelles Canada



OBJECTIFS D'APPRENTISSAGE

- Au terme de la session, les participants seront en mesure de:
 - Connaître les axes de R-D de CanmetÉNERGIE à Varennes portant sur les bâtiments intelligents
 - Comprendre en quoi consistent les données opérationnelles des bâtiments et comment en tirer profit pour améliorer l'opération des bâtiments
 - Accroître les connaissances liées au développement et à l'utilisation de modèles basés sur les données comme le contrôle à base de modèles et le contrôle prédictif



SECTEUR DES TECHNOLOGIES DE L'ÉNERGIE DE RNCAN: CENTRES DE RECHERCHE

VARENNES (QC)



- Bâtiments
- Procédés industriels
- Intégration des énergies renouvelables
- RETScreen International

OTTAWA (ON)



- Communautés et infrastructures
- Procédés industriels
- Électricité propre
- Bioénergie
- Énergies renouvelables
- Transports

HAMILTON (ON)



- Transports (matériaux)
- Production d'énergie propre
- Pipelines
- Secteur manufacturier



CANMETENERGIE À VARENNES | APERÇU



INDUSTRIE

 **3 M\$**  **38 employés**

- Procédés écoefficaces pour une décarbonisation profonde du secteur industriel
- Bioraffinage et bioéconomie
- Intelligence artificielle pour des procédés industriels écoénergétiques

INTÉGRATION DES ÉNERGIES RENOUVELABLES

 **3,5 M\$**  **30 employés**

- Evaluation des systèmes PV et développement des technologies
- Réseaux intelligents et microréseaux pour les systèmes électriques résilients
- Villes et communautés intelligentes
- Transition vers une intégration élevée des énergies renouvelables au réseau

RETScreen INTERNATIONAL

 **2 M\$**  **15 employés**

- Logiciel de gestion d'énergies propres RETScreen
- Service RETScreen Entreprise
- Renforcement des capacités et préparation de rapports

BÂTIMENTS

 **4,3 M\$**  **32 employés**

- Systèmes de chauffage et de refroidissement renouvelables
- Exploitation optimale des bâtiments
- Expertise technique en soutien à l'Écologisation des opérations du gouvernement fédéral
- Systèmes d'énergie pour les infrastructures nordiques et éloignées



BÂTIMENTS INTELLIGENTS | VISION

BÂTIMENTS ACTUELS

Passifs et réactifs

Réagissent à des perturbations

Traitent les plaintes d'occupants lorsqu'elles surviennent

S'alimentent du réseau électrique de façon passive



BÂTIMENTS FUTURS

Dynamiques et proactifs

Anticipent les changements

Prédisent la consommation future d'énergie

Participent activement au réseau électrique intelligent

BÂTIMENTS INTELLIGENTS | ACTIVITÉS

Bâtiments intelligents: principaux axes de R&D

Amélioration en continu de l'efficacité énergétique

Évaluation de la performance énergétique à partir des données, identification de l'opération sous-optimale, mesures correctives

Stratégies de contrôle optimales

Contrôles basés sur des modèles, stratégies prédictives (MPC) basées sur l'utilisation future de l'énergie et les conditions extérieures

Bâtiments flexibles écoénergétiques

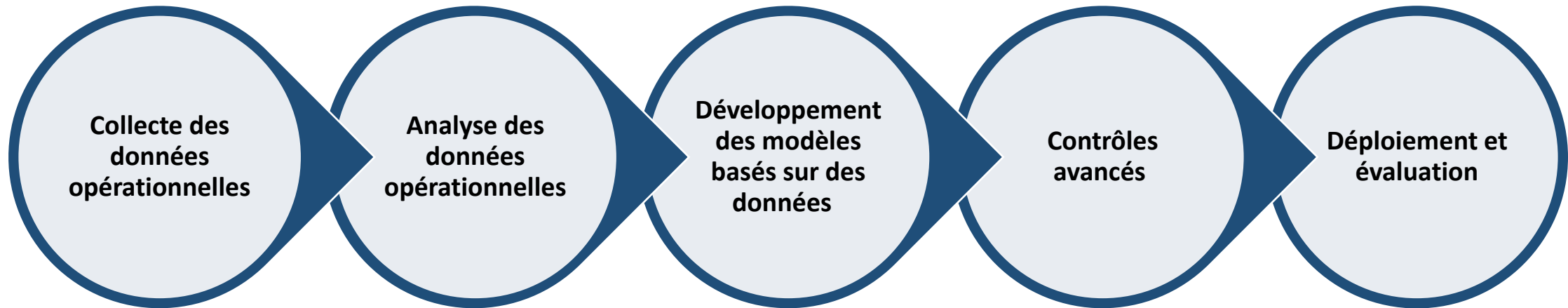
Gestion de la demande, du stockage et de la génération d'énergie, pour répondre aux exigences du réseau électrique

Modèles axés sur le contrôle et basés sur les données visant l'amélioration de l'opération de bâtiments

- Modèles thermiques de bâtiments à la fois simple et « suffisamment précis » pour évaluer les séquences de contrôle
- Solutions basées sur les données : modèles type « boîte grise » et « boîte noire » (IA) facilement adaptable



TIRER PROFIT DES DONNÉES OPÉRATIONNELLES



- Granularité des données: 5-15 min, 1h
- Identification et sélection des variables clés
- Installation de nouveaux instruments de mesure si nécessaire

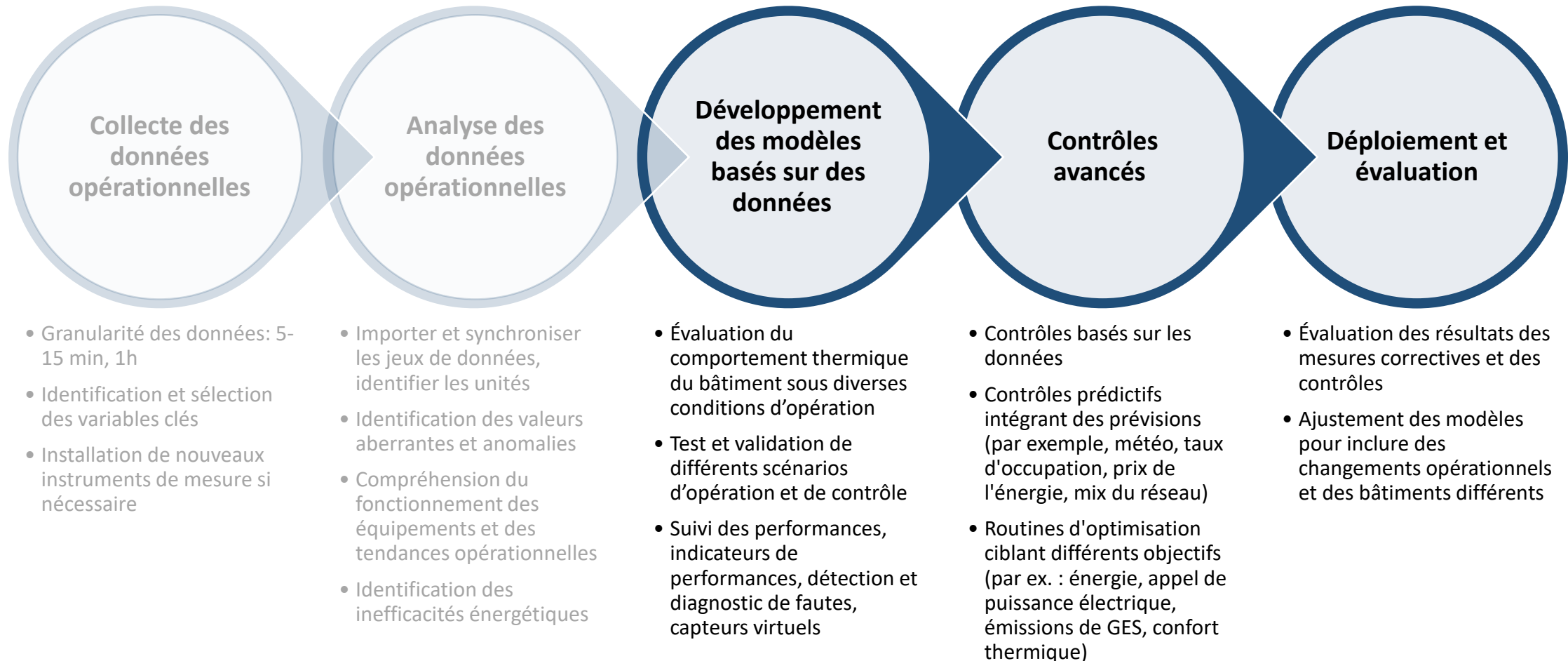
- Importer et synchroniser les jeux de données, identifier les unités
- Identification des valeurs aberrantes et anomalies
- Compréhension du fonctionnement des équipements et des tendances opérationnelles
- Identification des inefficacités énergétiques

- Évaluation du comportement électrique ou thermique du bâtiment sous diverses conditions d'opération
- Test et validation de différents scénarios d'opération et de contrôle
- Suivi de performance, détection et diagnostic de fautes, capteurs virtuels

- Contrôles basés sur des modèles
- Contrôles prédictifs intégrant des prévisions (par exemple, météo, taux d'occupation, prix de l'énergie, mix du réseau)
- Routines d'optimisation ciblant différents objectifs (par ex. : énergie, appel de puissance électrique, émissions de GES, confort thermique)

- Évaluation des résultats des mesures correctives et des contrôles
- Ajustement des modèles pour inclure des changements opérationnels et des bâtiments différents

TIRER PROFIT DES DONNÉES OPÉRATIONNELLES

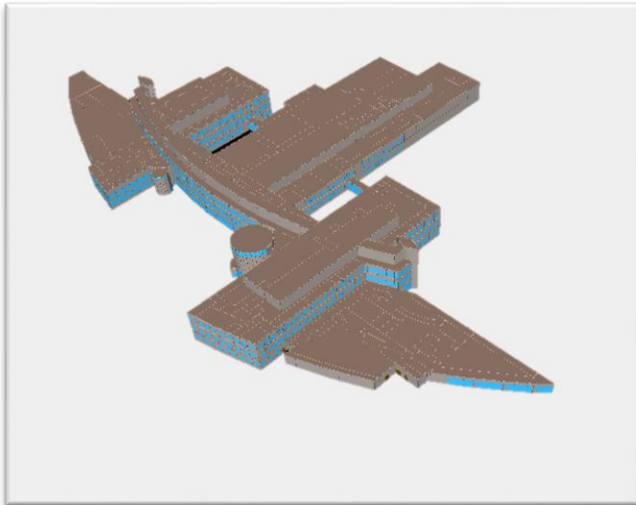


MODÉLISATION | TYPES DE MODÈLES

← Calibré avec des factures
d'énergie mensuelles →

Boîte blanche

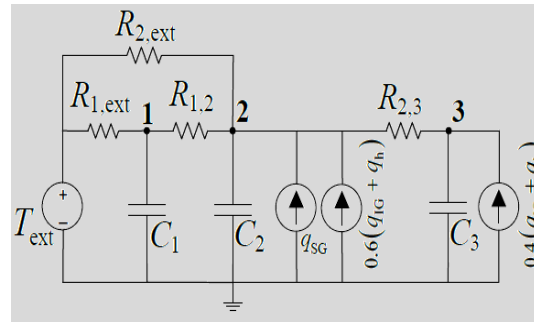
(EnergyPlus, eQuest, TRNSYS, Modelica, etc.)



Basé sur des **principes physiques**
théoriques combinés à des **données de**
conception

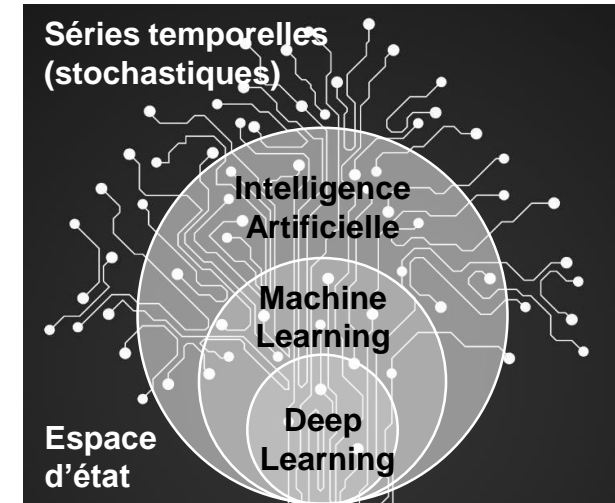
← Calibré avec des données
opérationnelles →

Boîte grise



Basé sur des **principes physiques**
combinés à des **données**
opérationnelles

Boîte noire



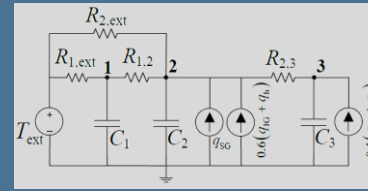
Basé sur les **données**
opérationnelles (entrées, sorties)
sans aucun principe physique

MODÉLISATION | TYPES DE MODÈLES

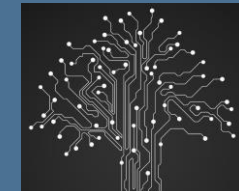
Boîte blanche



Boîte grise



Boîte noire



- Basé sur les données de conception
- Simulations détaillées basées sur des principes physiques
- Capacité à tester des scénarios détaillés (équipement, occupation, éclairage)

- Compromis entre les modèles de type boîte blanche et de type boîte noire
- Un nombre relativement faible de variables opérationnelles requises
- Flexible et robuste à l'extrapolation

- Facilité de développement
- Fréquemment basé sur des techniques d'IA entièrement basées sur des données historiques
- Aucun besoin de connaissances sur les principes du système



- Calibré avec des factures d'énergie mensuelles, rarement avec des données opérationnelles
- Peu de flexibilité ou d'adaptabilité
- Effort de développement important

- Requiert diverses estimations (paramètres, état du système, etc.)
- Moins détaillé que des modèles de boîte blanche
- Moins précis que des modèles de type boîte noire

- Besoin d'un volume élevé de données opérationnelles historiques, risque de sur-apprentissage
- Ne fonctionne pas bien avec l'extrapolation (i.e. conditions d'opération n'ayant pas été « vues » pour le développement du modèle)

MODÉLISATION | UTILISATION



Capteurs virtuels

- Calculer des variables qui **ne sont pas mesurées**
- Utiliser **toutes les données** existantes
- Boîte blanche (principalement)
- Précision: le plus possible

Ex: débit d'air ou d'eau, température de mélange, charge de chauffage d'une zone spécifique, charge latente de refroidissement du bâtiment



Suivi de performance (KPI)

- Évaluer le **niveau de performance** selon un critère spécifique
- Utiliser **toutes les données** existantes
- Boîte blanche
- Précision: le plus possible

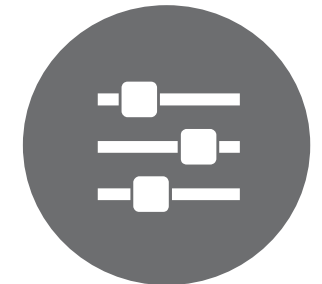
Ex: intensité énergétique du bâtiment, performance d'un refroidisseur, potentiel de flexibilité énergétique du bâtiment



Détection et diagnostic de fautes

- Détecter et corriger des **fautes d'opération**
- Utiliser **toutes les données** existantes
- Boîte blanche, grise, noire
- Précision: le plus possible

Ex: détection de valves bloquées, confort thermique compromis, points de contrôle en mode manuel, écart de valeur par rapport à une consigne



Contrôle basé sur les modèles, contrôle prédictif

- Améliorer la **prise de décision** ou le **contrôle** en temps réel
- Utiliser **certaines données** (contrôlables, non-contrôlables mais connues à l'avance)
- Boîte grise, noire
- Précision: suffisamment précis & simple

Ex: ajuster la charge de chauffage lors de la journée, maximiser l'utilisation des réservoirs de stockage, optimiser le séquençage de systèmes

MODÉLISATION | OUTILS COMMERCIAUX

Technologies de système d'information sur la gestion de l'énergie (SIGE)



Système d'information sur l'énergie

- Niveau bâtiment
- Suivi de la consommation, analyse comparative, mesure et vérification, tableau de bord (voire signature énergétique, KPI, détection d'anomalies)



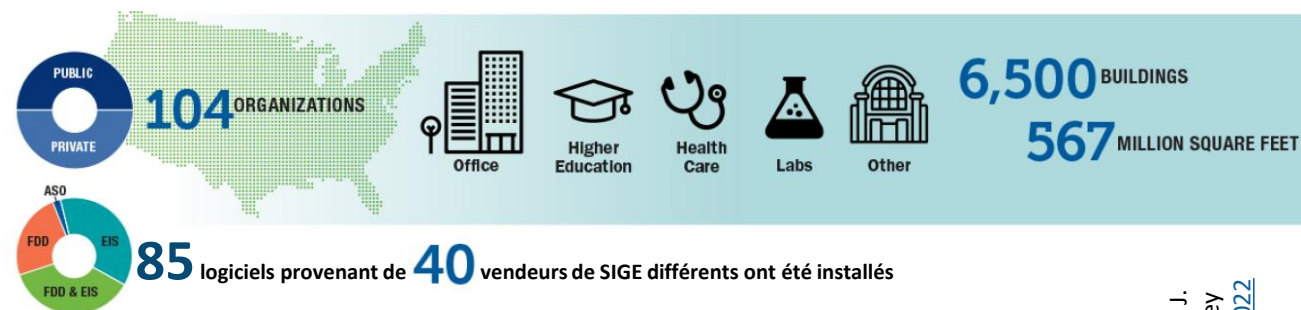
Système de détection et diagnostic de fautes

- Niveau système
- KPI, détection de fautes par système expert (point de consigne vs. mesure réelle, stabilité des contrôleurs, vannes coincées, chauffage et climatisation simultanée)



Optimisation automatisée de système

- Niveau système
- Modification dynamique et automatique de certains paramètres de contrôle (gestion de charge de chauffage, pointe électrique, opération et cyclage des unités)



Économies d'énergie annuelles pour les organisations avec un SIGE :

3% SIE

9% DDF

3 M\$ ÉCONOMIES ANNUELLES pour le portefeuille médian (15 millions de pi²)

95 M\$ ÉCONOMIES ANNUELLES PROJÉTÉES pour toutes les organisations

Coûts d'installation et de logiciel pour la première année :

SIE
0,02 \$ / pi²

DDF
0,08 \$ / pi²

Période de retour sur l'investissement :

2 ans



Source : Kramer, H., Lin, G., Curtin, C., Crowe, E., and Granderson, J. Proving the Business Case for Building Analytics. Lawrence Berkeley National Laboratory, octobre 2020. <https://doi.org/10.20357/B7G022>

BESOINS IDENTIFIÉS



Contrôles existants non optimaux dans beaucoup de bâtiments mais manque de lignes directrices pour les améliorer

(ASHRAE Guideline 36 *High-Performance Sequences of Operation for HVAC Systems* pour centrales de traitement d'air et bientôt boucles d'eau)

Lignes directrices pour l'opération générale du bâtiment (pré-chauffage ou pré-refroidissement, stockage thermique, etc.)



Recherche scientifique abondante sur le contrôle prédictif mais **peu d'études de cas avec implantation sur site**

Cas d'étude avec implantation de contrôles basés sur des modèles et de contrôle prédictif



Manque d'outils simples pour tester et évaluer différentes stratégies de contrôle selon plusieurs critères (énergie, pointe électrique, coûts, émissions de GES)

Développement d'outils pour faciliter l'analyse de données opérationnelles, l'évaluation de stratégies de contrôle et l'implantation du contrôle prédictif

QUELQUES PROJETS DE CONTRÔLES AVANCÉS



Centre CanmetENERGIE à Varennes (QC)

Chaudières électrique et au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz de 20%



École, région de Montréal (QC)

Chaudières électrique et au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz de 30%



École, région de Montréal (QC)

Pompes à chaleur, plancher radiant, stockage d'énergie
Réduction de la pointe électrique de 10%



Indoor Air Research Laboratory, Ottawa (ON)

Chauffage électrique, panneaux PV, batteries
Réduction des coûts d'énergie de 10%



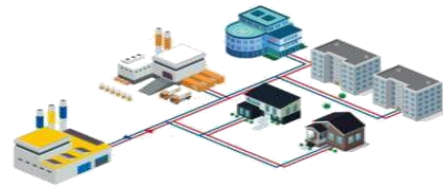
Bâtiment commercial, Montréal (QC)

Plinthes électriques et refroidisseurs centraux
Réduction de la consommation d'énergie (en cours)



Bâtiment institutionnel, St-Hubert (QC)

Chaudières électrique et au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz (en cours)



Réseaux de partage d'énergie (QC, ON)

Chaudières au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz (en cours)



Communauté solaire de Drake Landing (AB)

Capteurs solaires, stockage thermique, chaudière au gaz
Réduction de la consommation d'énergie primaire de 30%



QUELQUES PROJETS DE CONTRÔLES AVANCÉS



Centre CanmetENERGIE à Varennes (QC)
Chaudières électrique et au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz de 20%



École, région de Montréal (QC)
Chaudières électrique et au gaz naturel
Réduction de la consommation de gaz de 30%



École, région de Montréal (QC)
Pompes à chaleur, plancher radiant, stockage d'énergie
Réduction de la pointe électrique de 10%

Application #1: contrôle prédictif pour une centrale thermique bi-énergie

Application #2: contrôles basés sur des modèles pour la gestion des systèmes de stockage thermique



APPLICATION #1: CENTRALE THERMIQUE BI-ÉNERGIE

BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | DESCRIPTION ET OBJECTIF



Étude de cas: bâtiment CanmetÉNERGIE à Varennes (Québec)

- Bâtiment d'un étage (bureaux), 5 257 m²
- Chaudière électrique (1 x 200-kW)
- Chaudières au gaz naturel (2 x 470-kW)
- Limite dynamique (230-260 kW) de la puissance électrique totale

Objectif : réduire la consommation de gaz naturel pour le chauffage

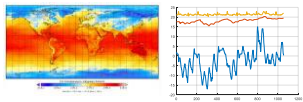
- Les chaudières au gaz naturel sont démarrées lorsque la chaudière électrique n'est pas en mesure de satisfaire la demande de chauffage
- La demande en chauffage dépend des points de consigne de la température intérieure et des conditions extérieures
- Des profils de points de consigne (PC) optimaux conduisent à une réduction de la consommation de gaz naturel

BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | CONCEPT DE CONTRÔLE PRÉDICTIF

Contrôle prédictif (MPC)

Données opérationnelles,
météo, occupation,
objets connectés, etc.

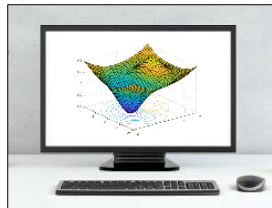
Prévisions des
perturbations
(météo, occupation)



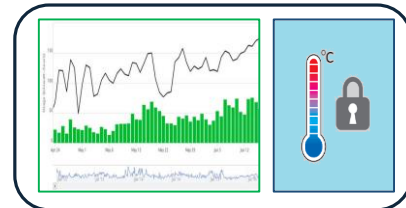
CanMÉTÉ



Modèle de
bâtiment



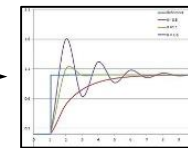
Optimisation



Contrôle optimal
(points de consigne)
Consommation
d'énergie future
optimale

Point de
consigne

+



Contrôleur



Actuateurs



Bâtiment

Perturbations
(météo, occupation)

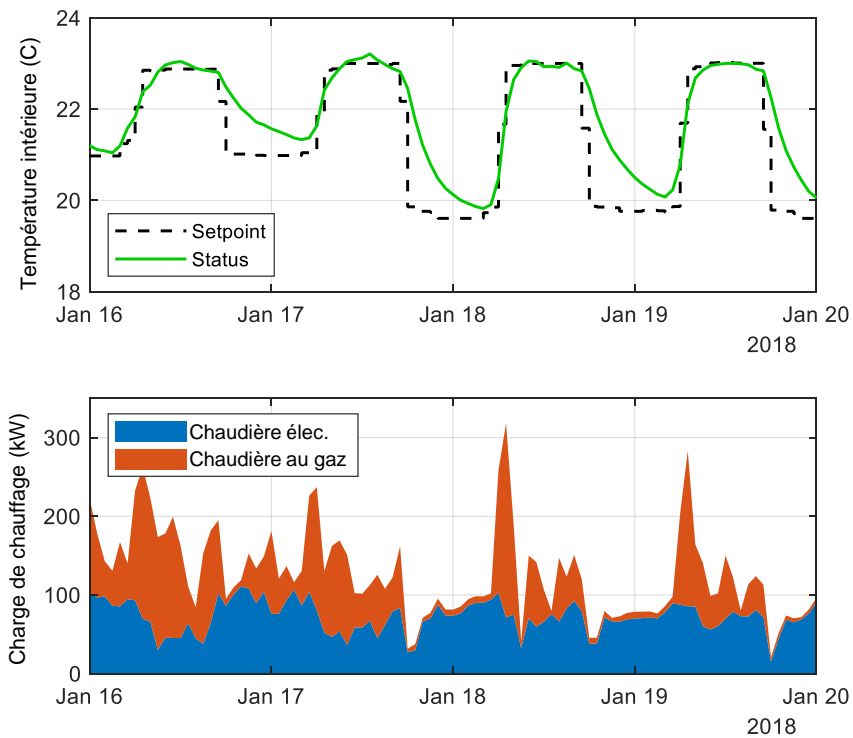
Rétroaction

La fonction objective est définie par l'utilisateur:
minimiser la consommation d'énergie, les coûts,
les émissions de GES, etc.



BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | APPLICATION DU CONTRÔLE PRÉDICTIF

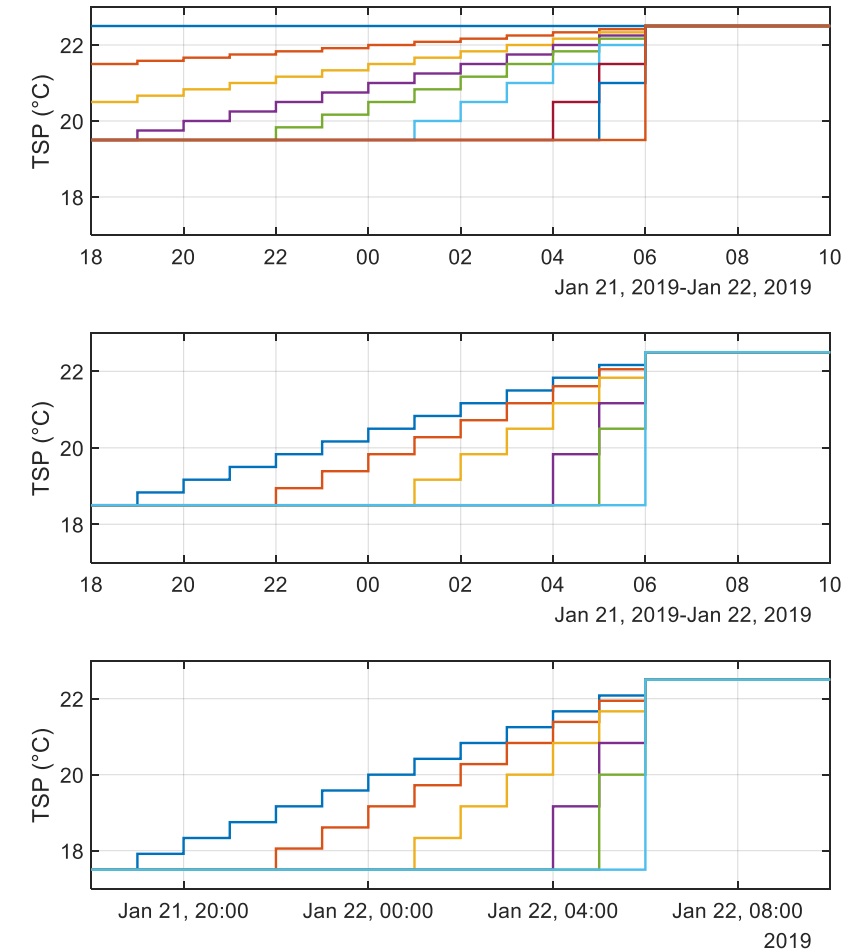
Température de l'air intérieur et charge de chauffage



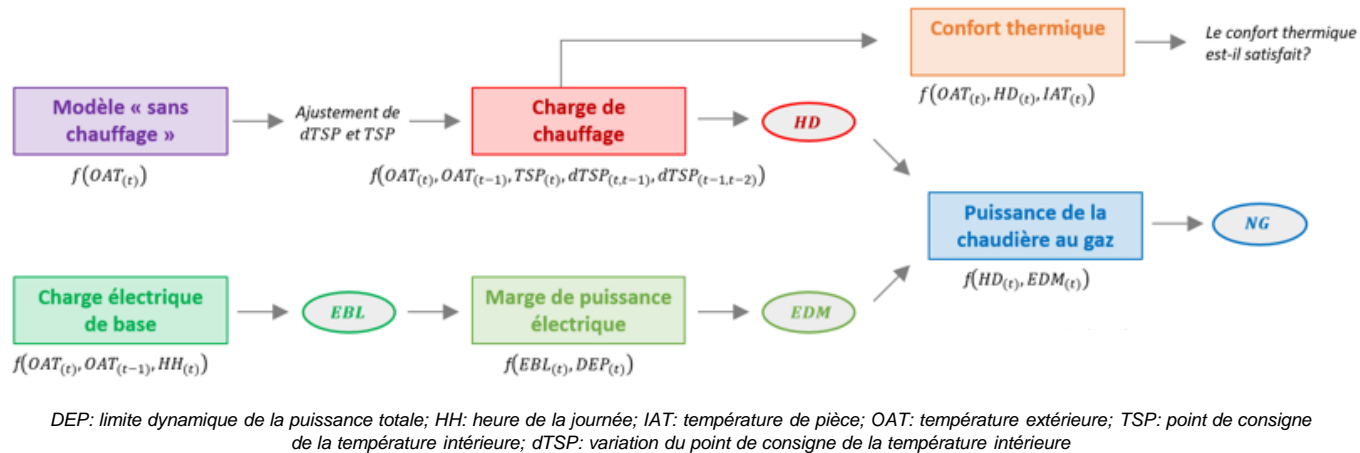
Contrôle prédictif

- Préchauffage du bâtiment pour maximiser l'utilisation de la chaudière électrique la nuit en fonction des prévisions météo
- Détermination du profil optimal de point de consigne de température pour gérer la transition entre les conditions de nuit et celles de jour

Profils de point de consigne de température



BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | MÉTHODOLOGIE



Structure des modèles

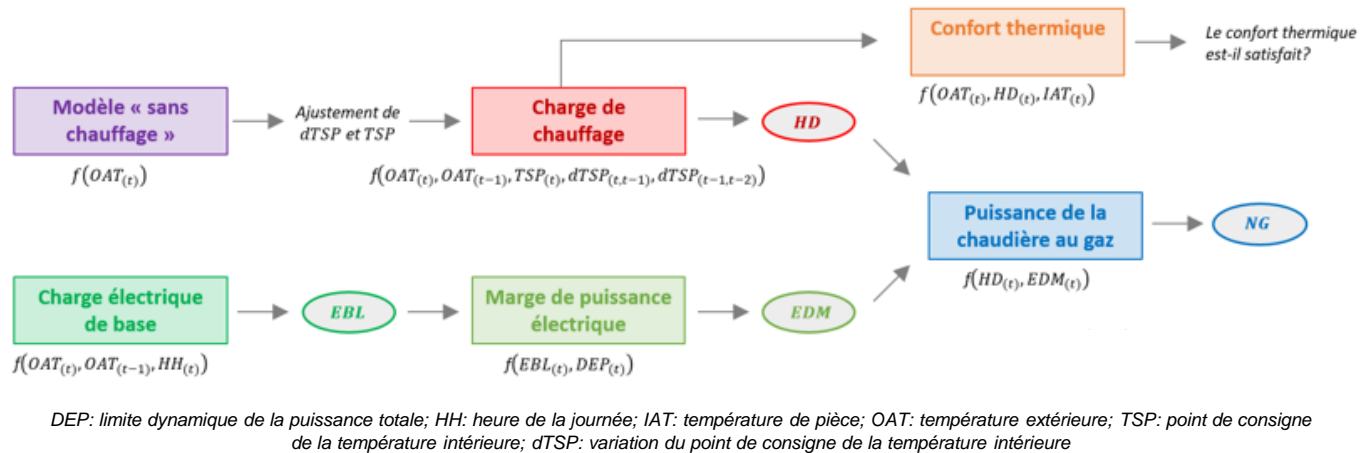
Des modèles de type boîte grise et boîte noire

- Comportement thermique
- Charge électrique de base
- Consommation de gaz naturel
- Confort thermique
- Fluctuation libre

Routine d'optimisation

- Réduire la consommation de gaz naturel tout en maintenant le confort et la pointe électrique
- Calcul des profils optimaux de point de consigne pour le lendemain en fonction de la demande de chauffage attendue

BÂTIMENT CANMET ÉNERGIE | MÉTHODOLOGIE



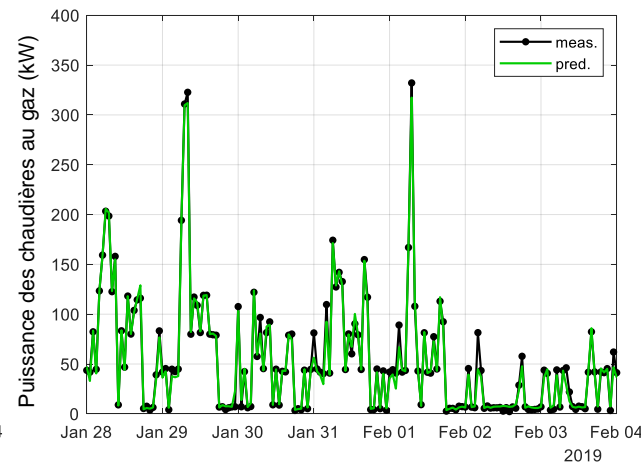
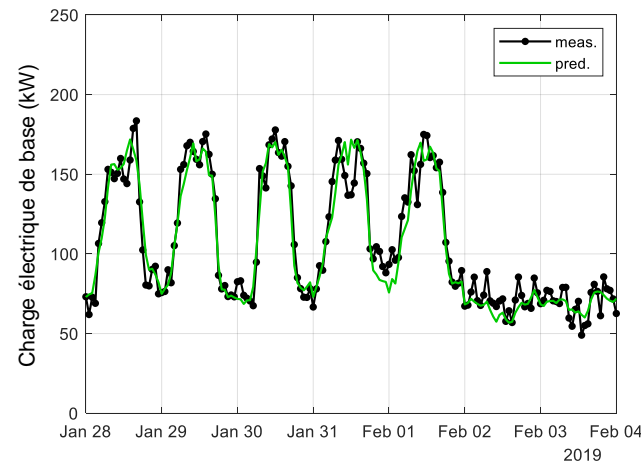
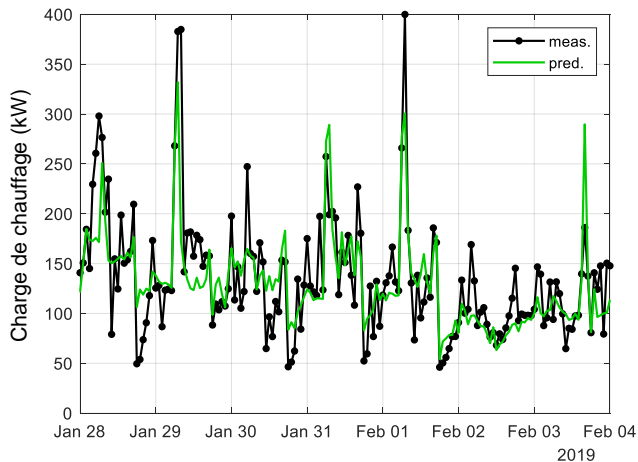
Structure des modèles

Des modèles de type boîte grise et boîte noire

- Comportement thermique
- Charge électrique de base
- Consommation de gaz naturel
- Confort thermique
- Fluctuation libre

Routine d'optimisation

- Réduire la consommation de gaz naturel tout en maintenant le confort et la pointe électrique
- Calcul des profils optimaux de point de consigne pour le lendemain en fonction de la demande de chauffage attendue

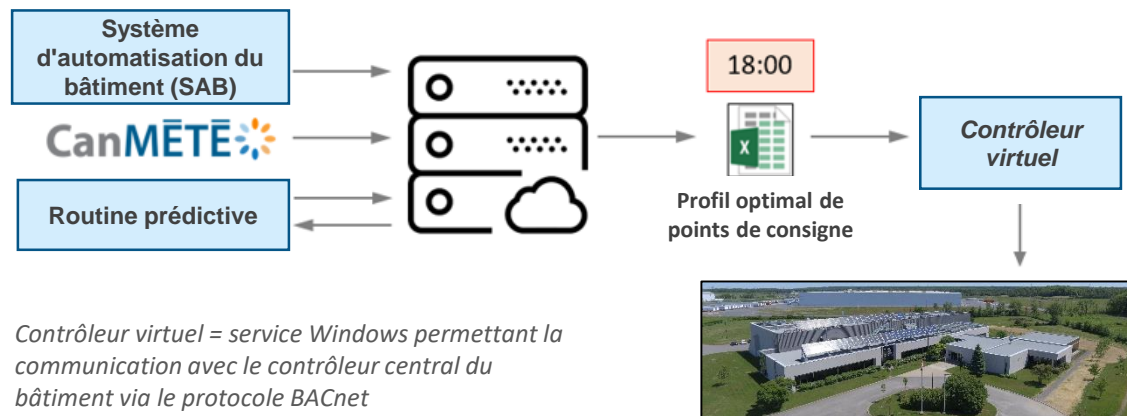


Modèle	Erreur*
Charge de chauffage	34.0 kW
Charge électrique de base	15.0 kW
Chaudière au gaz	7.3 kW
Modèle sans chauffage	0.14°C
Confort thermique	0.22°C

* Root Mean Squared Error sur le jeu de données de validation



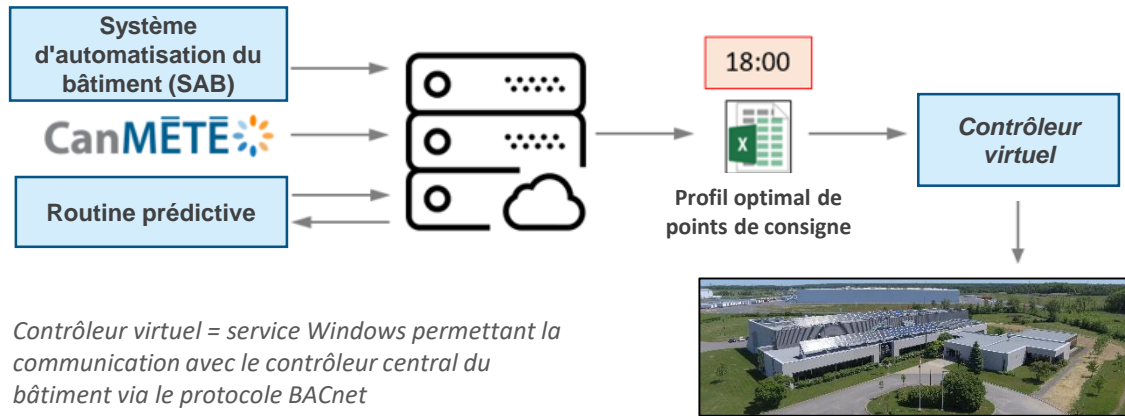
BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | RÉSULTATS



Approche automatique

- Valeur de la limite dynamique de la demande électrique extraite du système d'automatisation du bâtiment (SAB)
- Demande de chauffage du bâtiment calculée en fonction des prévisions météorologiques
- Profils de consigne optimaux calculés et envoyés quotidiennement au SAB
- Contrôle de supervision : consignes envoyées au SAB qui à son tour commande les contrôleurs locaux de zones

BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | RÉSULTATS



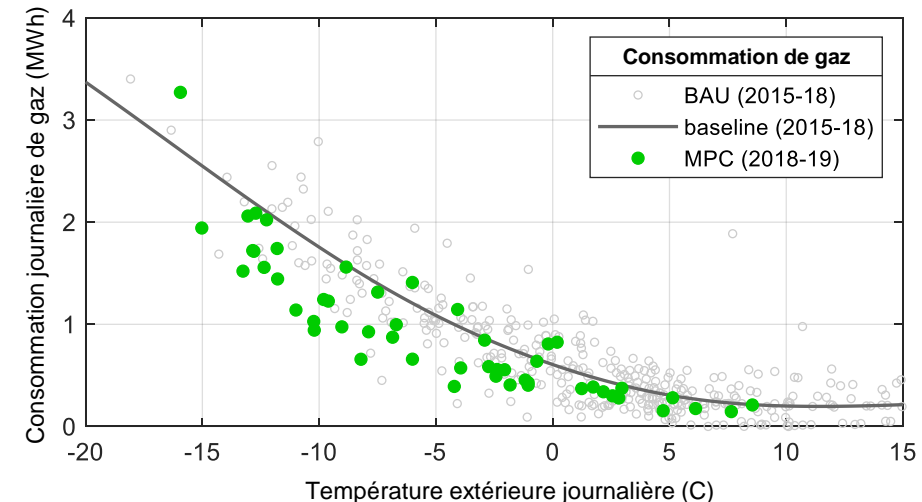
Approche automatique

- Valeur de la limite dynamique de la demande électrique extraite du système d'automatisation du bâtiment (SAB)
- Demande de chauffage du bâtiment calculée en fonction des prévisions météorologiques
- Profils de consigne optimaux calculés et envoyés quotidiennement au SAB
- Contrôle de supervision : consignes envoyées au SAB qui à son tour commande les contrôleurs locaux de zones

Résultats (2018-19)

Demande de chauffage	- 4.3 %
Consommation de la chaudière électrique	+ 7.7 %
Consommation des chaudières au gaz	- 22.2 %
Coûts d'énergie	+ 0.1 %
Émissions de GES	- 21.9 %

Des réductions de gaz similaires ont été obtenues pour les saisons de chauffage **2019-20** et **2020-2021**



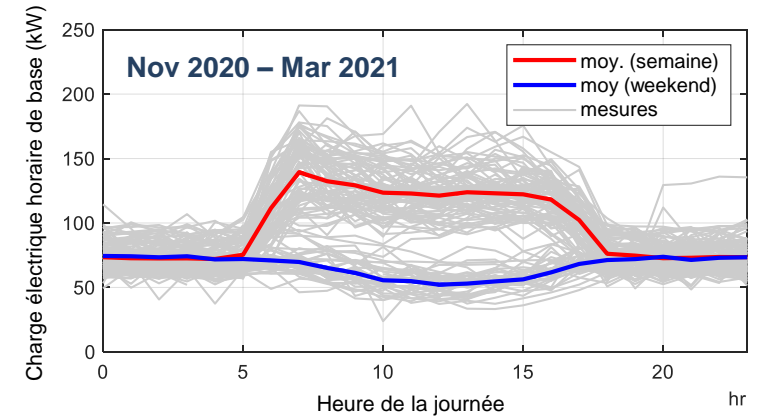
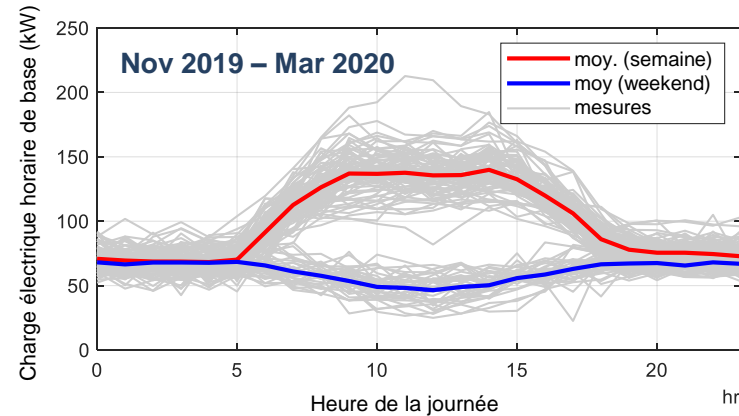
Cotruffo, Saloux, Hardy, Candanedo, Platon (2020). A Practical Artificial Intelligence-Based Approach for Predictive Control in Commercial and Institutional Buildings. *Energy and Buildings* 206, 109563.

BÂTIMENT CANMETÉNERGIE | RÉSULTATS EN TEMPS DE COVID-19

Quel a été l'impact de la pandémie de COVID-19 sur les performances du bâtiment?

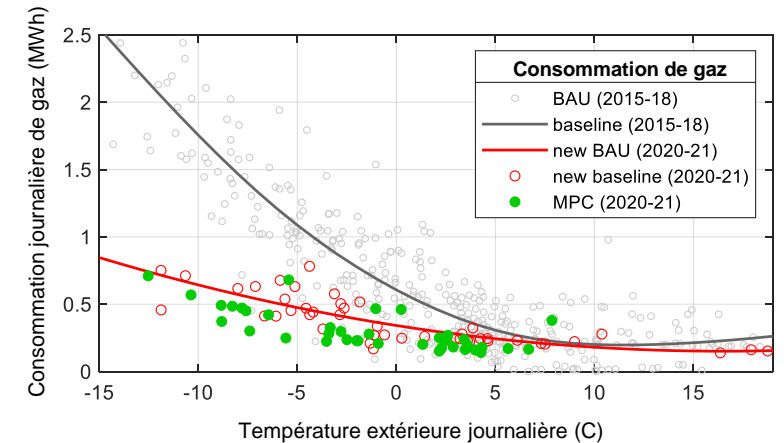
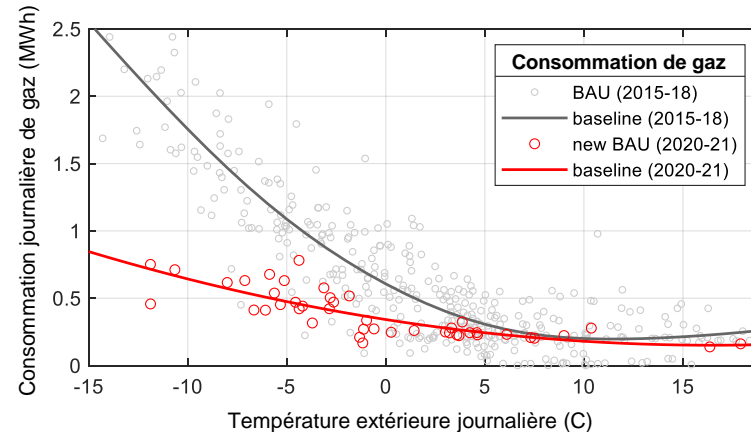
Charge électrique de base du bâtiment

- Réduction d'environ 15 kW en journée, permettant d'utiliser plus la chaudière électrique
- Gains internes – occupants, lumière – plus faibles (diminution estimée à 6 kW)



Consommation journalière de gaz

- Réduction drastique de la consommation de gaz naturel avec la COVID (-51.5%)
- Le MPC a été capable de réduire encore plus la consommation de gaz (-21.8%)
- Une **recalibration des modèles** est requise pour s'adapter à la nouvelle situation et maximiser les performances



Saloux, Cotrufo, Candanedo (2021). A Practical Data-Driven Multi-Model Approach to Model Predictive Control: Results from Implementation in an Institutional Building. 6th International High Performance Buildings Conference at Purdue, May 24-27, 2021



APPROCHE SIMILAIRE DANS UNE ÉCOLE



Étude de cas: école dans la région de Montréal (Québec)

- Bâtiment de 2 étages, $\sim 4\,700\text{ m}^2$
- Chaudière électrique (1 x 200-kW, limitée à 50 kW)
- Chaudières au gaz naturel (1 x 918-kW)

Objectif: réduire la consommation de gaz naturel pour le chauffage

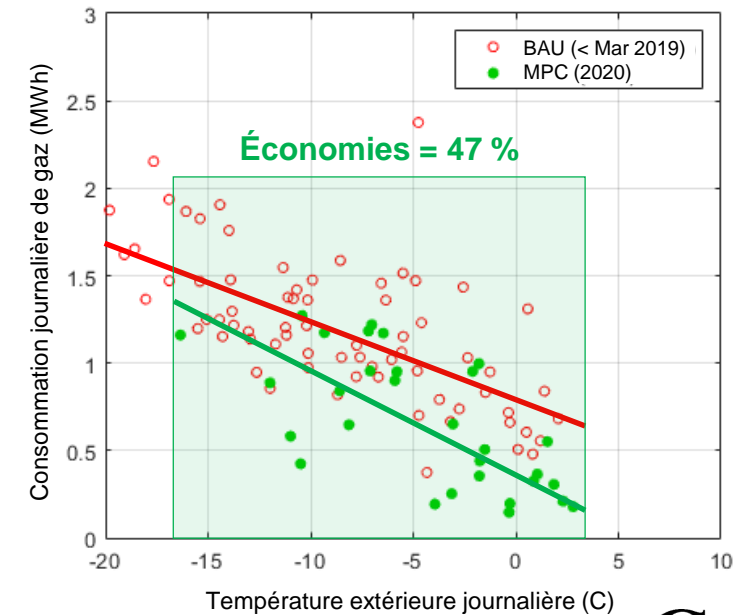
Stratégie: appliquer une stratégie MPC similaire au bâtiment CanmetENERGIE

Points de consigne des températures intérieures

- Avant mars 2019: point de consigne **constant** (22°C) = référence
- Mar 2019 – Jan 2020: **rampes** d'une durée de 3 à 5h, passant de 18 à 22°C
- Fév 2020 – Avr 2020: **MPC** ajustant la transition de 18 à 22°C

Résultats d'implantation

- Économies de gaz d'environ **29 %** à l'aide des rampes par rapport à la référence
- Économies de gaz d'environ **47 %** à l'aide du MPC par rapport à la référence
- Ordre de grandeur similaire à ce qui a été trouvé pour le bâtiment CanmetENERGIE



APPLICATION #2: GESTION DES SYSTÈMES DE STOCKAGE THERMIQUE

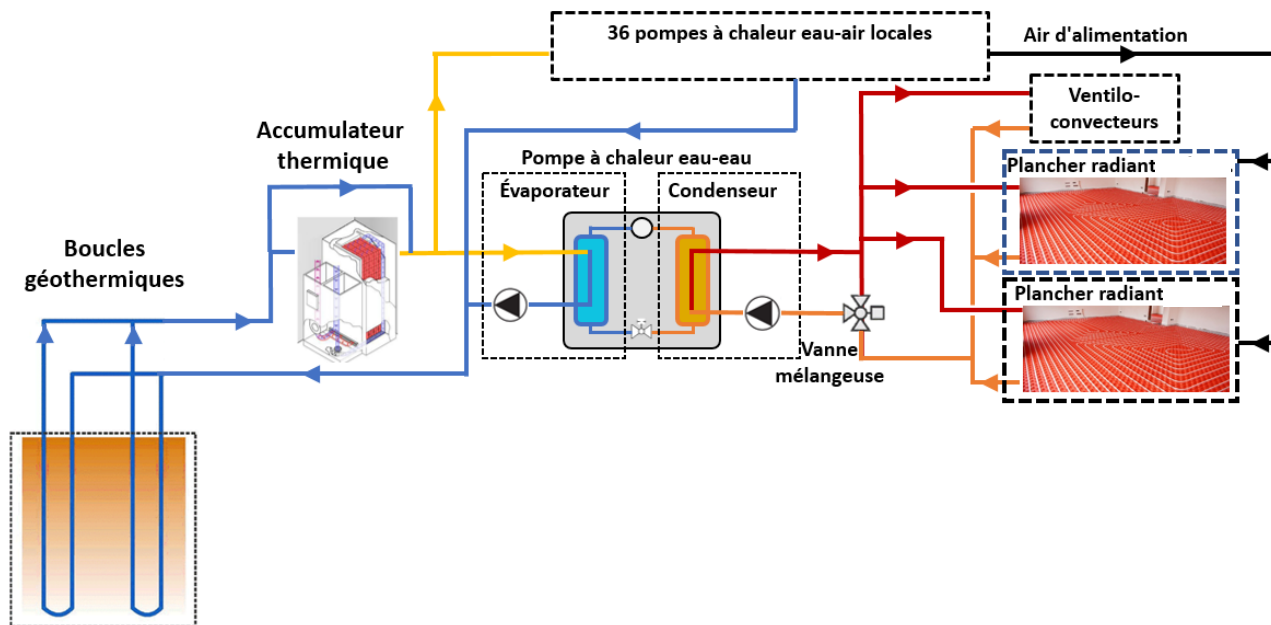
ÉCOLE | DESCRIPTION ET OBJECTIF



Étude de cas: école dans la région de Montréal (Québec)

- Bâtiment de 2 étages, ~ 5 200 m²
- Chauffage 100 % électrique
- Géothermie, accumulateur thermique, pompes à chaleur (PAC) centrale (eau-eau) et décentralisées (eau-air), plancher radiant

Objectif: réduire l'appel de puissance électrique



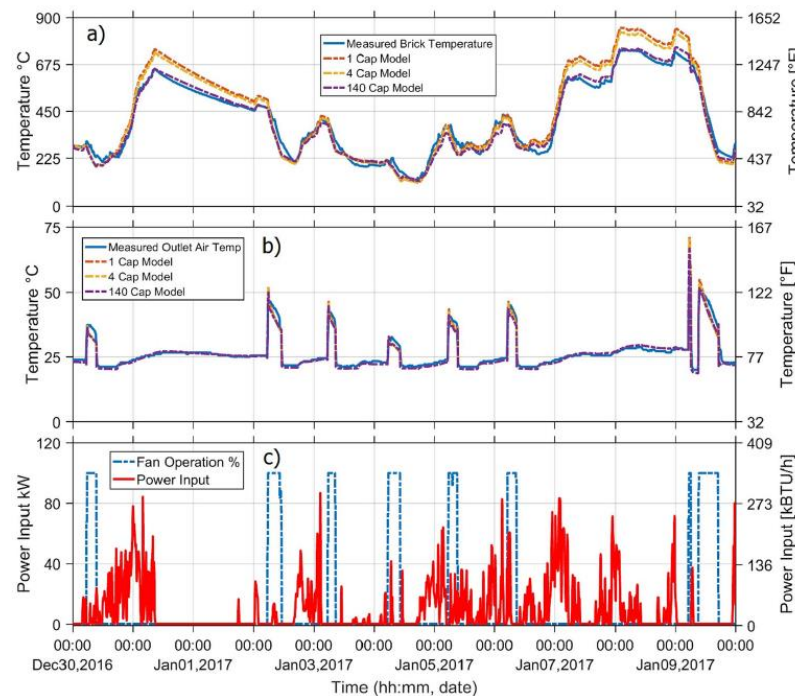
Stratégie:

- Optimisation du fonctionnement des systèmes de stockage thermique afin de réduire l'appel de puissance des pompes à chaleur en période de pointe
- Utilisation de modèles pour aider à la prise de décision



ÉCOLE | ACCUMULATEUR THERMIQUE ET POMPES À CHALEUR

- L'accumulateur thermique est utilisé afin de préchauffer l'eau d'alimentation des pompes à chaleur locales
- Un modèle simplifié, de type « boîte grise », a été développé pour l'accumulateur thermique; ce modèle a été calibré avec des données opérationnelles
- Le modèle a été utilisé afin de tester différentes stratégies pour
 - Améliorer le préchauffage de l'eau d'alimentation des PAC
 - Réduire l'appel de puissance de l'accumulateur thermique pendant les périodes de pointe du réseau électrique



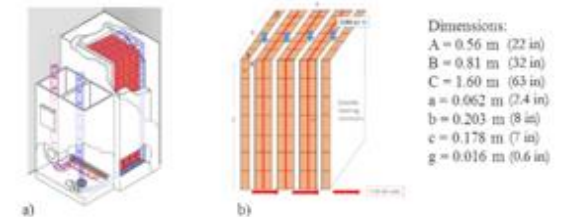
Modèle simplifié

Le modèle représente l'échange thermique entre l'accumulateur thermique et l'eau d'alimentation des PAC locales.

```

function y = Accumulateur_air(Epower,Tb_before,Ta_in,Flowrate,TS)
% Based on Date et al. (2020), "Based on development of reduced order thermal dynamic models
% for building load flexibility of an electrically-heated high temperature thermal storage device"
% Science and Technology for the Built Environment 26 (7), 956-974

% One Capacitance Model Of Thermelect (Energy storage device)
% Tb_next - Brick temperature at next time step.
% INPUTS
% Epower - Electric power in W
% Tb_before - Brick temperature (before)
% Ta_in - Air temperature in
% Flowrate - Air flowrate (m/s)
% TS - Time step
% OUTPUTS
% Tb_next - Brick temperature after one TS
% Ta_out - Air temperature after passing through bricks
% Qheat - Heat transfer from brick
    
```



$$T_{brick}^{i+1} = T_{brick}^i + \frac{\Delta t}{C} (P_{elec} - Q_{heat})$$

$$Q_{heat} = \dot{m}_w c_p (T_{w,out} - T_{in})$$

$$T_{w,out} = T_{w,in} + (T_{brick} - T_{w,in}) e^{-\left(\frac{2WLh_{conv}}{\dot{m}\rho c_p}\right)}$$

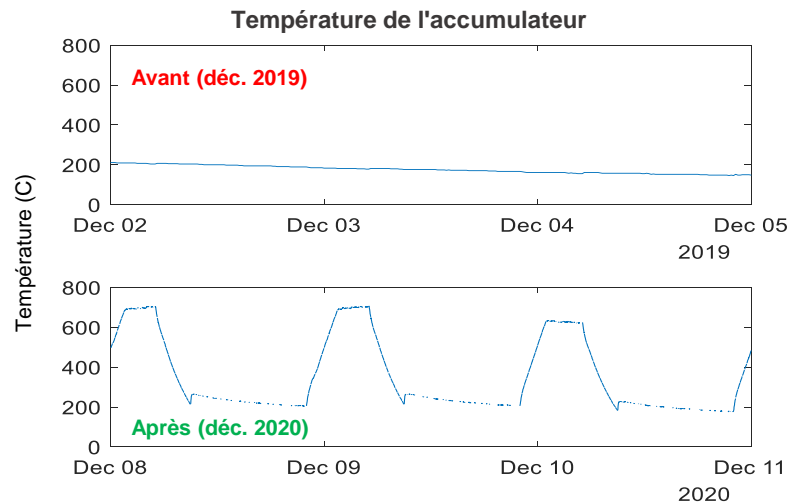
Date, J., Candanedo, J., Athienitis, A.K., and Lavigne, K. 2020, Development of reduced order thermal dynamic models for building load flexibility of an electrically-heated high temperature thermal storage device, Science and Technology for the Built Environment, 26:7, 956-974: DOI: 10.1080/23744731.2020.1735260



ÉCOLE | ACCUMULATEUR THERMIQUE ET POMPES À CHALEUR

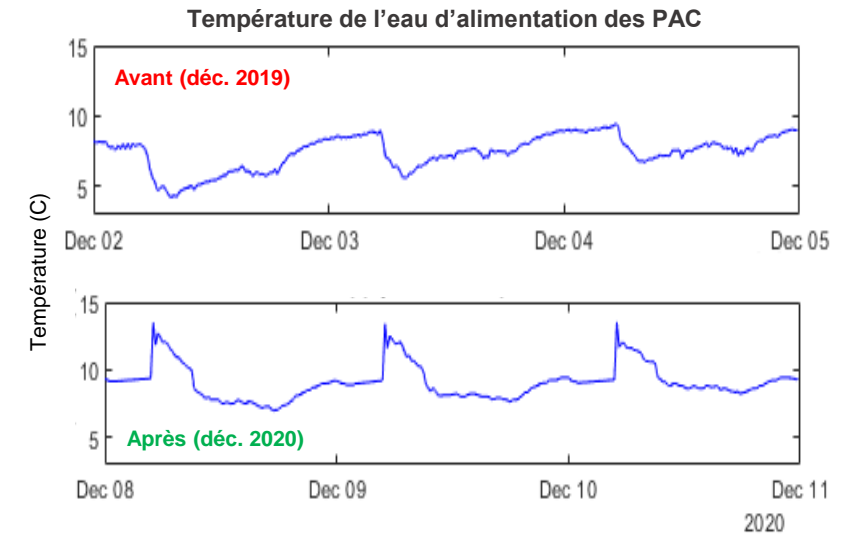
Opération de l'accumulateur

- L'énergie stockée par l'accumulateur thermique pendant les heures creuses est livrée pendant les heures de pointe



Amélioration de la performance des PAC

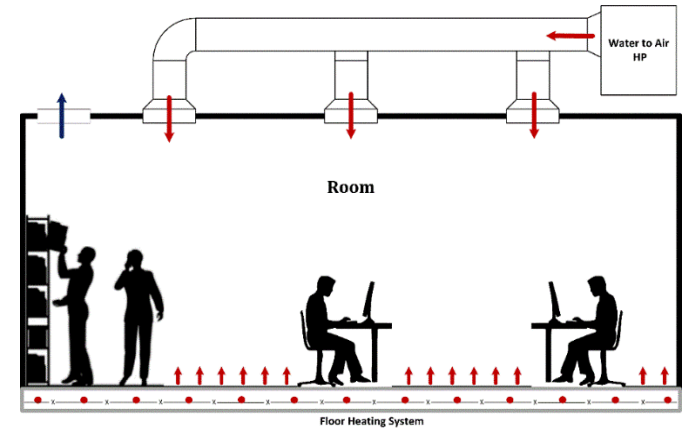
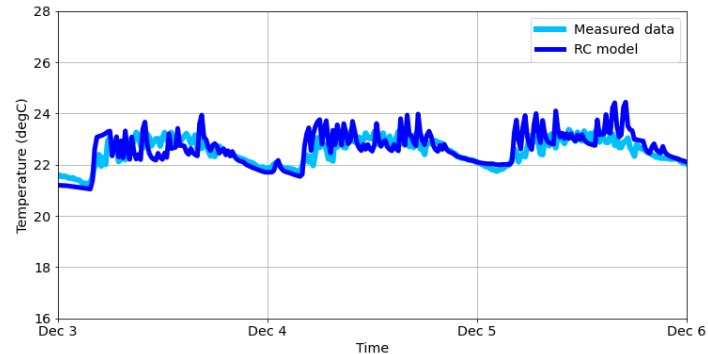
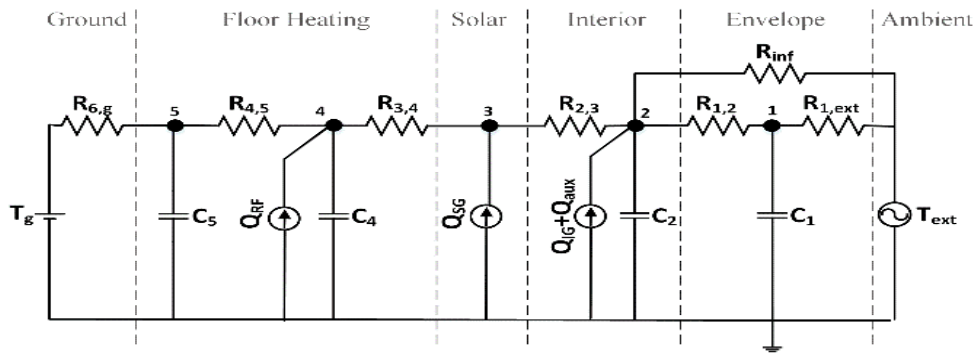
- L'augmentation de la température de l'eau d'alimentation améliore la performance des PAC



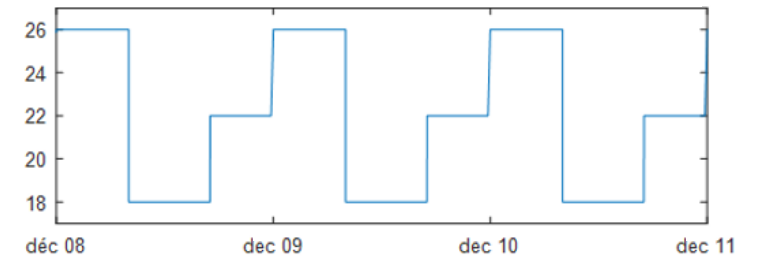
	Avant	Après
Température de l'eau d'alimentation des PAC	7°C	14°C
Coefficient de performance de PAC	3.9	4.4

ÉCOLE | PLANCHER RADIANT

- Un modèle de type « boîte grise » du plancher radiant et du bâtiment a été développé et ensuite calibré avec des données opérationnelles
- Le modèle a été utilisé pour déterminer les profils de point de consigne optimaux de la température de la pièce et de la surface du plancher radiant afin de
 - Réduire l'appel de puissance en déchargeant le plancher radiant
 - Maintenir le confort thermique



Points de consigne du plancher radiant

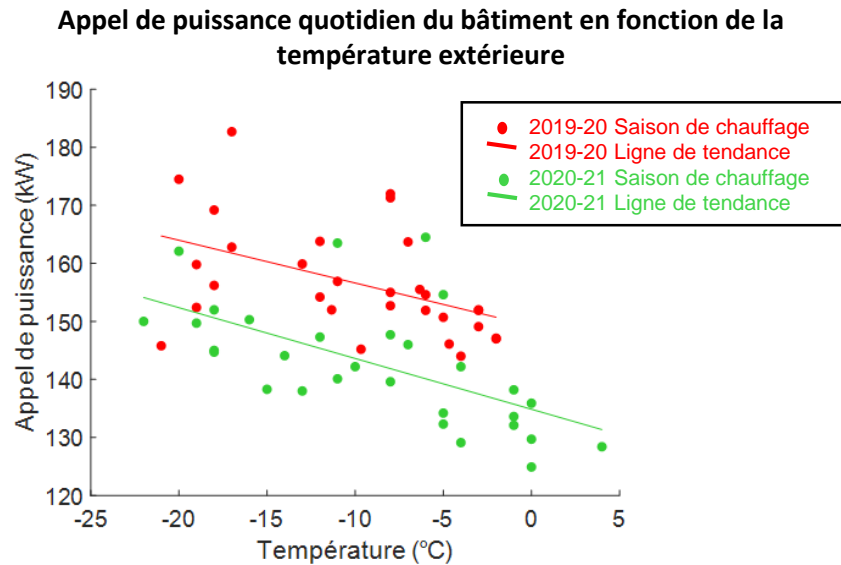


Morovat, N., Candanedo, J.A., Athienitis, A.K. 2021, Energy flexibility quantification with integrated heat pump, floor heating system and thermal storage in a school building, Building Simulation 2021, Bruges, Belgium, September 1-3.



ÉCOLE | RÉSULTATS

- Une réduction de l'appel de puissance journalier de 10 % a été constaté suite à l'implémentation de la nouvelle stratégie d'opération basée sur des modèles



Les appels de puissance électrique élevés se produisent plus rarement après l'implémentation des nouvelles stratégies

Analyse statistique		
	2019/20	2020/21
Appel de puissance maximale (kW)	182.7	164.5
95% des valeurs en dessous de	124.1	116.9
95% des valeurs en dessous de	144.4	131.1

- Fort potentiel de répliquabilité, d'autant plus que le stockage thermique est de plus en plus présent dans les bâtiments
- Optimiser le fonctionnement du stockage d'énergie → amélioration de la flexibilité énergétique des bâtiments → aider le réseau à faire face avec succès à l'électrification des bâtiments

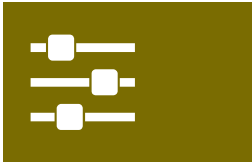
CONCLUSIONS



Rôle grandissant des données opérationnelles pour optimiser la performance énergétique des bâtiments



Les modèles basés sur les données peuvent grandement aider à la prise de décision et remplir différents objectifs selon les besoins



Des stratégies de contrôle avancé basées sur des modèles, comme le contrôle prédictif, peuvent améliorer de façon significative la performance des bâtiments

Etienne Saloux

Chercheur scientifique (RNCAN)

etienne.saloux@NRCan-RNCan.gc.ca





Les contrôles avancés basés sur les données opérationnelles pour optimiser la performance des bâtiments

Etienne Saloux (etienne.saloux@NRCCan-RNCan.gc.ca)

QUESTIONS du public

Prochain Webinaire le 9 mars midi:

***Enjeux et freins pour la décarbonation
par MM. Florian Pedroli et Normand Mousseau
Institut de l'Énergie Trottier***

Canada 

© Sa Majesté la reine en chef du Canada, représentée par le ministre des Ressources naturelles Canada, 2022