

# De l'apprentissage machine vers l'intelligence artificielle

Radu Zmeureanu, ing.

Centre d'études des bâtiments à énergie nulle

Département de génie du bâtiment et des génies civils et de l'environnement,

Ecole de génie et d'informatique Gina-Cody

*Avec nos remerciements à Stephan Drolet and Daniel Gauthier, Gestion immobilière, Université Concordia*

*Symposium: Des Bâtiments Intelligents pour une meilleur efficacité énergétique*

*Organise par: Réseau Energie et Bâtiments*

---

12 décembre 2022

## Bâtiment intelligent (BI)

- Le BI est le grand rêve commun pour l'avenir de bâtiments
- Il y a plusieurs définitions de BI
- Il y a des BI construits selon ces définitions
- Cependant, il n'existe pas un seul BI qui imite ou dépasse les **capacités cognitives humaines**
- Le BI devrait avoir des systèmes CVAC perçus comme intelligents
- Le nom de BI est le vecteur le plus utilisé pour promouvoir les efforts et besoins de l'industrie et de la recherche

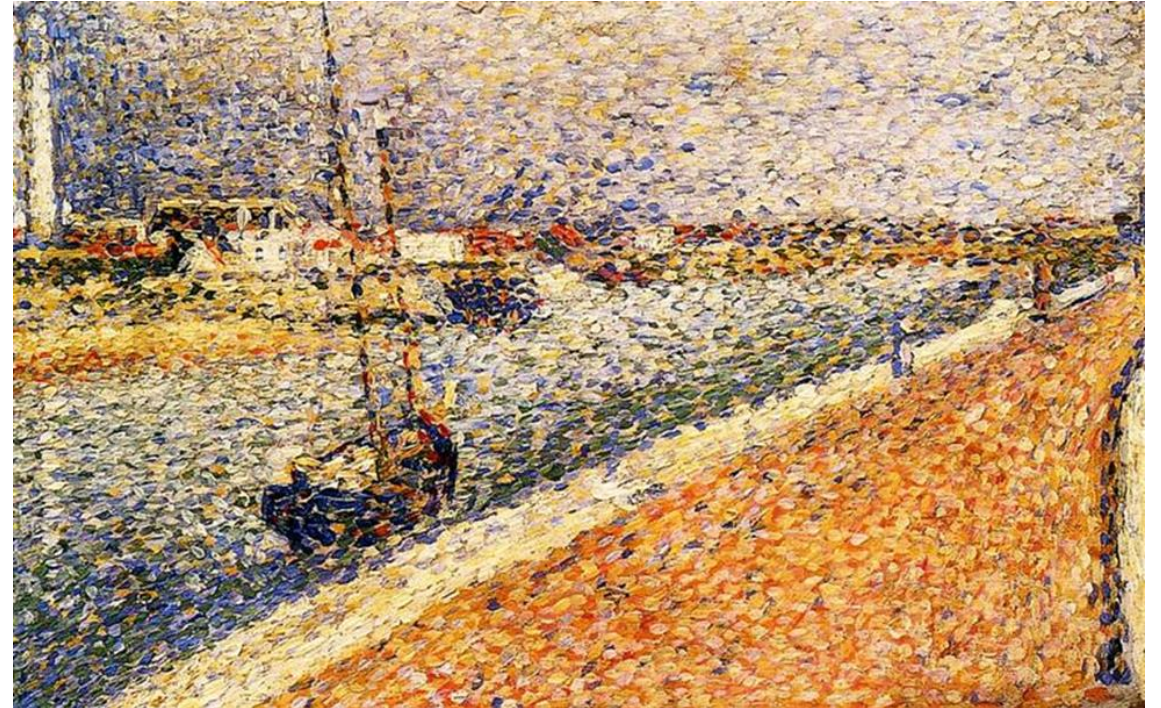
## Apprentissage machine ou automatique (AM) pour les bâtiments intelligents (BI)

- AM est une composante importante dans la prise de décision par les BI
- AM utilise plusieurs types de méthodes pour:
  - l'analyse automatique de données
  - la prévision automatique des valeurs de variables cibles dans un système CVAC
  - la reconnaissance automatique du mode de fonctionnement
- Le terme « **apprentissage** » souligne que la méthode choisie prend une décision basée sur **l'expérience passée**
- Apprentissage machine n'est pas la panacée pour résoudre toutes les problèmes dans les bâtiments

## **Développement des modèles basées sur les données mesurées et enregistrées dans le BAS (système d'automatisation du bâtiment)**

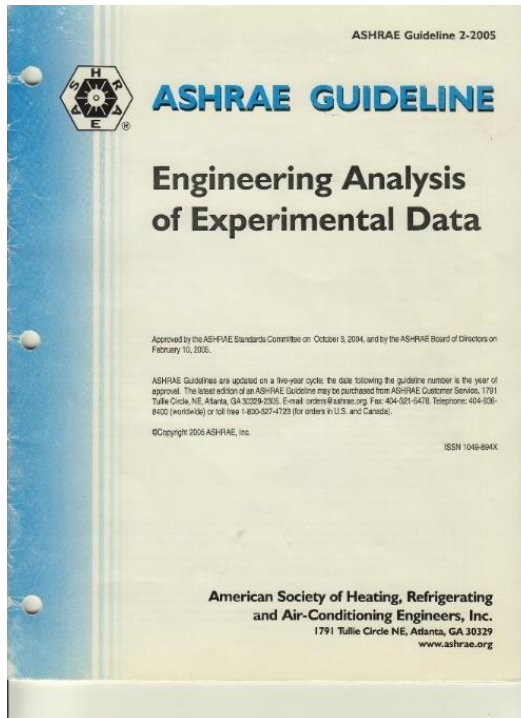
- Le BAS donne l'accès à des centaines de points de mesures, toutefois pas toujours suffisants pour l'AM
- Il n'y a pas des mesures détaillées disponibles pour les cas de fautes dans les systèmes CVAC
- Il faut analyser des millions des mesures enregistrées à environ 15 minute d'intervalle
- Il y a des données suffisantes pour les modèles en régime stationnaire, mais insuffisantes pour le régime transitoire rapide
- Fréquemment les fichiers contient des données erronées ou incomplètes

- Les points de couleurs captés par l'oeil en regardant le tableau de Seurat et intégrés par le cerveau aident à comprendre l'harmonie de l'ensemble
- Les mesures du BAS doivent être analysées par des applications dans le BAS pour comprendre le fonctionnement (l'harmonie) d'un system CVAC
- **Conclusion:** Il reste à développer plus d'applications intelligentes pour les BI à l'aide de l'apprentissage machine (automatique)



Une peinture pointilliste de Georges Seurat (1859-1891)

## Traitement de mesures provenant du BAS



- Analyse et validation des mesures enregistrées par le BAS
- Incertitude des mesures  $U_{X1}, U_{X2}, \dots$

Par exemple :  $T_{eau,en}, T_{eau,sor}, V_{eau}, E_{comp} \dots$

$$U_X = \sqrt{B_X^2 + (Ru_X)^2}$$

- Incertitude des calculs  $U_Y = f(U_{X1}, U_{X2} \dots)$

Par exemple :  $COP = COP_{moy} \pm U_{COP}$

## **Automatisation du développement des modèles et adaptation à des nouvelles conditions (sans l'intervention humaine)**

Validation de mesures

Jeu de données no.1 :

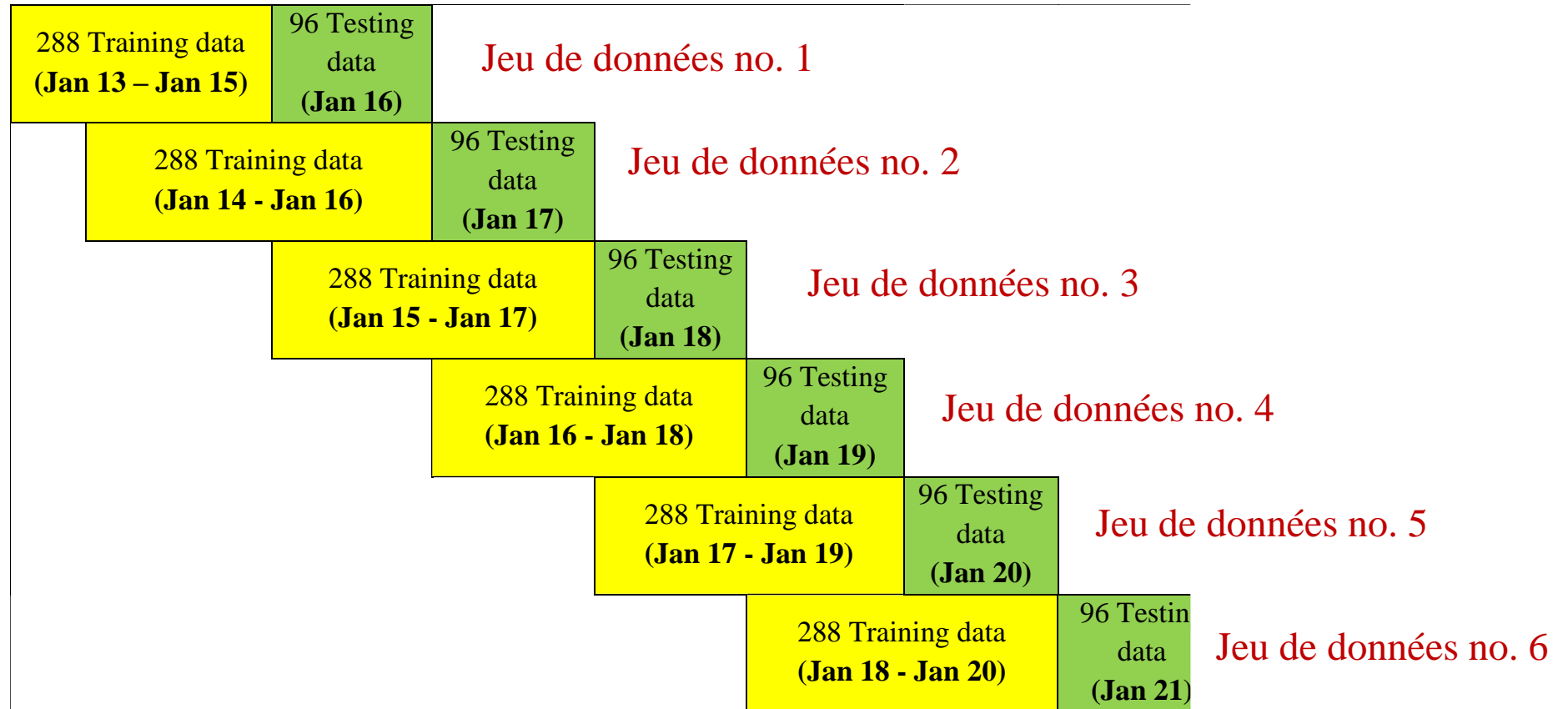
Développement des modèles et sélection des variables utilisées par les modèles  
Apprentissage (ex: 70% de données), vérification (ex: 30%), application

Jeu de données no.2 :

Vérification des modèles no.1 avec les nouvelles mesures

Si les modèles ne sont plus valables, on passe à la :

Réapprentissage (ex: 70% de données), vérification (ex: 30%), application

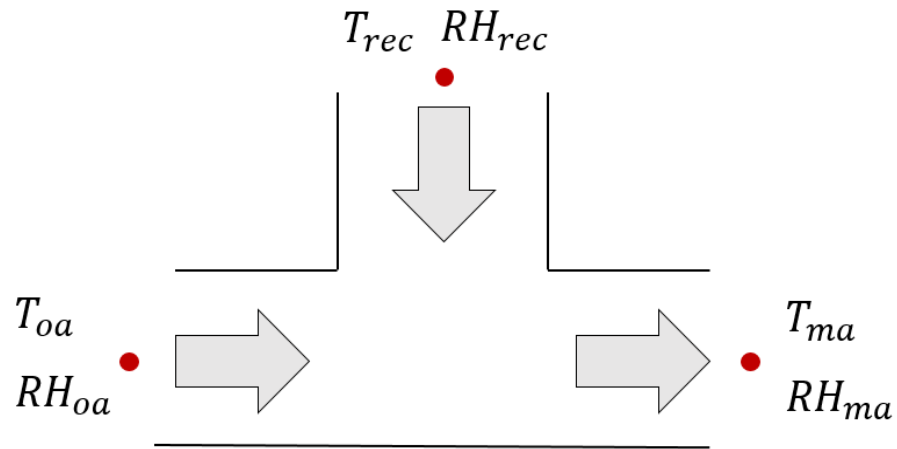


Apprentissage du modèle de type boîte grise de prédiction de la température d'air de mélange et vérification avec la technique de la fenêtre glissante entre le 13 janvier et 21 janvier.

B. Bezyan (2022) Detection and diagnosis of multiple dependent faults in HVAC systems using machine learning techniques



## **1. Développement d'une sonde virtuelle (digitale) pour le débit d'air extérieur**



$$0 \leq \alpha = \frac{\dot{m}_{oa}}{\dot{m}_{ma}} \leq 1$$

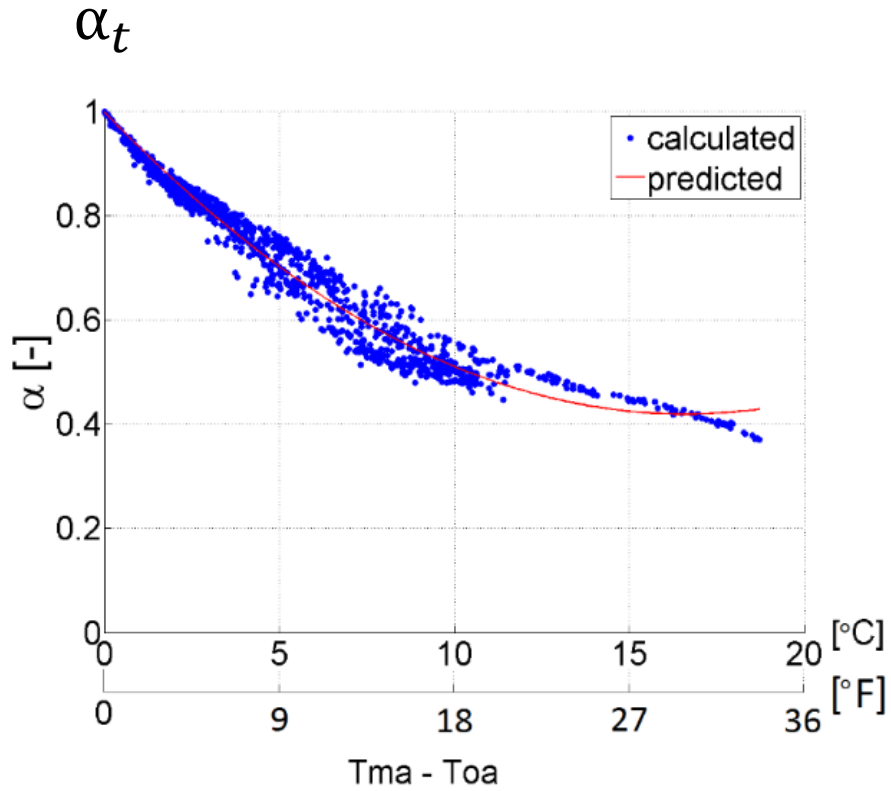
$$\alpha_t = \frac{\dot{m}_{oa}}{\dot{m}_{ma}} = \frac{T_{ma} - T_{rca}}{T_{oa} - T_{rca}}$$

$$\alpha_{es} = \frac{\dot{m}_{oa}}{\dot{m}_{ma}} = \frac{C_{pa} \cdot T_{ma} + x_{rca} \cdot (h_{fg} + C_{pv} \cdot T_{ma}) - h_{rca}}{(h_{fg} + C_{pv} \cdot T_{ma}) \cdot (x_{rca} - x_{oa}) + h_{oa} - h_{rca}}$$

Apprentissage : 7 avril 7 – 5 mai

Vérification : 6 mai – 12 mai

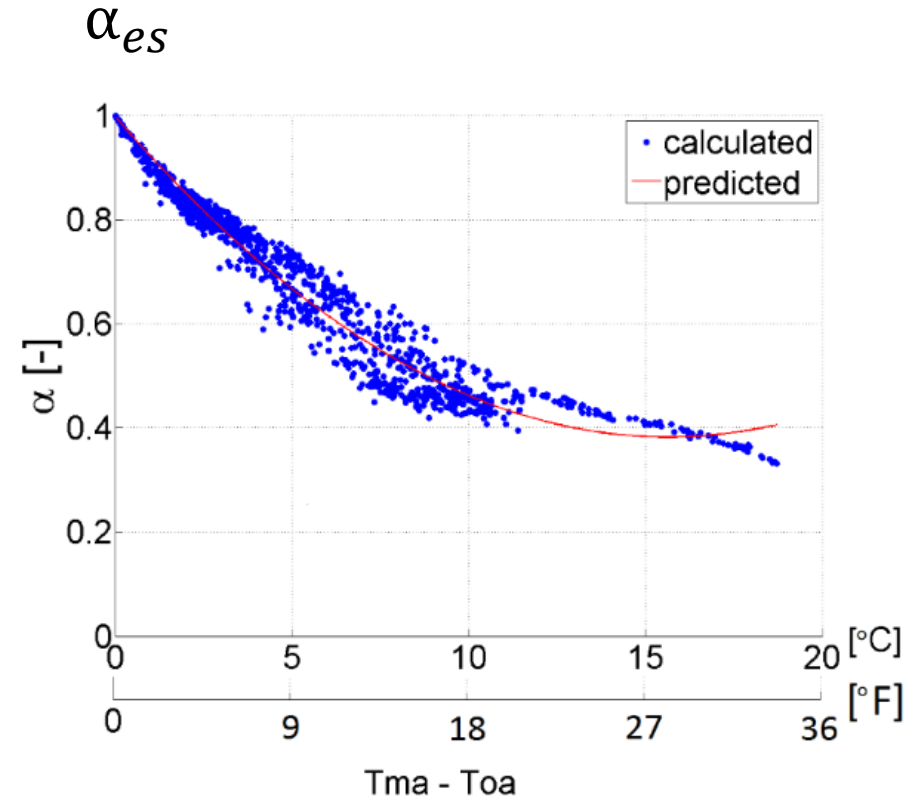
Cotrufo, N., Natale, L., Zmeureanu, R., (2016) Virtual outdoor air flow meter for the ongoing commissioning of HVAC systems: lessons from a case study building. ASHRAE Transactions.



Apprentissage  
 $R^2 = 0.97$   
CV = 2.8%

Vérification  
 $R^2 = 0.87$   
CV = 4.3%

$$\alpha = 0.71 \pm 0.09$$



Apprentissage  
 $R^2 = 0.96$   
CV = 3.8%

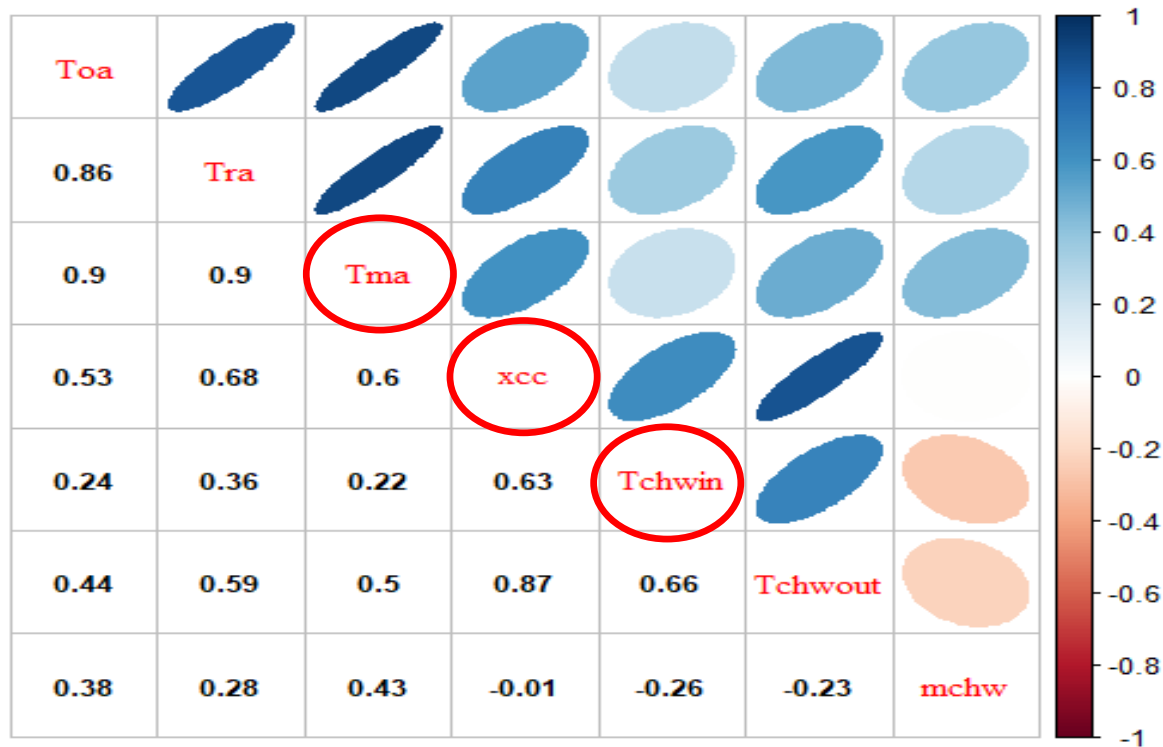
Vérification  
 $R^2 = 0.80$   
CV = 4.6%

$$\alpha = 0.71 \pm 0.96$$

Cotrufo, N., Natale, L., Zmeureanu, R., (2016) Virtual outdoor air flow meter for the ongoing commissioning of HVAC systems: lessons from a case study building. ASHRAE Transactions.

## **2. Développement d'une sonde virtuelle (digitale) pour la température de l'air d'alimentation d'une unité de ventilation**

## Sélection des variables du modèle de changement de la température d'air dans le serpentine de refroidissement à l'aide de l'analyse de corrélation



Après l'élimination des variables redondantes:

$$\Delta T_{cc} = f(T_{ma}, x_{cc}, T_{chwin})$$

Md Shamim Ahamed, R. Zmeureanu, N. Cotrufo, J. Candanedo (2020) Gray-box virtual sensor of the supply air temperature of air handling units. Science and Technology for the Built Environment

## Modèles de type boîte grise

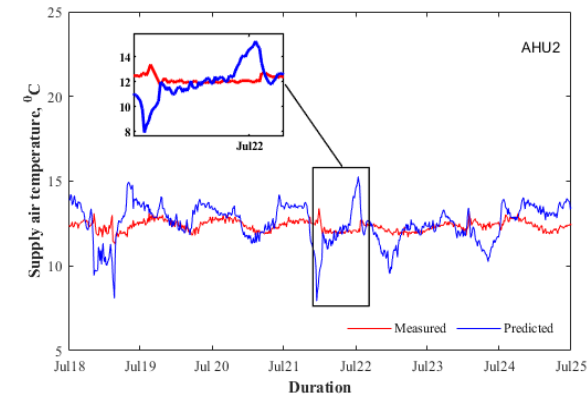
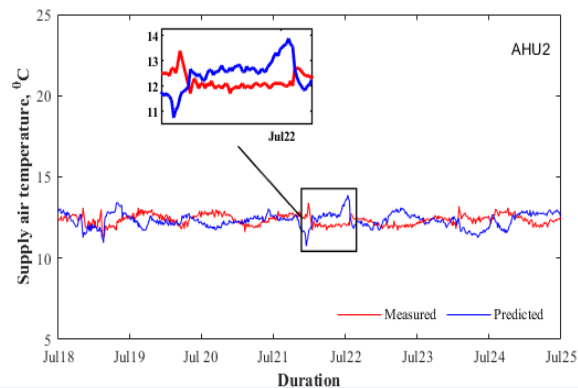
Température de l'air d'alimentation:  $T_{sa} = T_{ma} - \Delta T_{cc} + \Delta T_{fan}$

Modèle A :  $T_{sa} = T_{ma} - a \cdot (T_{ma} - T_{chwin}) \cdot x_{cc}^b + \Delta T_{fan}$

Modèle B :  $T_{sa} = T_{ma} - a \cdot (T_{ma} - T_{chwin}) \cdot x_{cc} + \Delta T_{fan}$

Md Shamim Ahamed, R. Zmeureanu, N. Cotrufo, J. Candanedo (2020) Gray-box virtual sensor of the supply air temperature of air handling units.  
Science and Technology for the Built Environment

## Comparaison entre mesures et prévisions du modèle B de type boîte grise pour une unité de ventilation



Apprentissage ( $\Delta T_{cc}$ )			Verification ( $\Delta T_{cc}$ )		
Modèles	$R^2$ (-)	RMSE (°C)	RMSE (°C)	CV-RMSE (%)	Incertitude (°C)
<b>A</b> : $1.03(T_{ma} - T_{chwin})x_{cc}^{0.44}$	0.98	0.57	0.63	5.18	$\pm 0.73$
<b>B</b> : $1.4(T_{ma} - T_{chwin})x_{cc}$	0.92	1.20	1.10	9.05	$\pm 0.72$

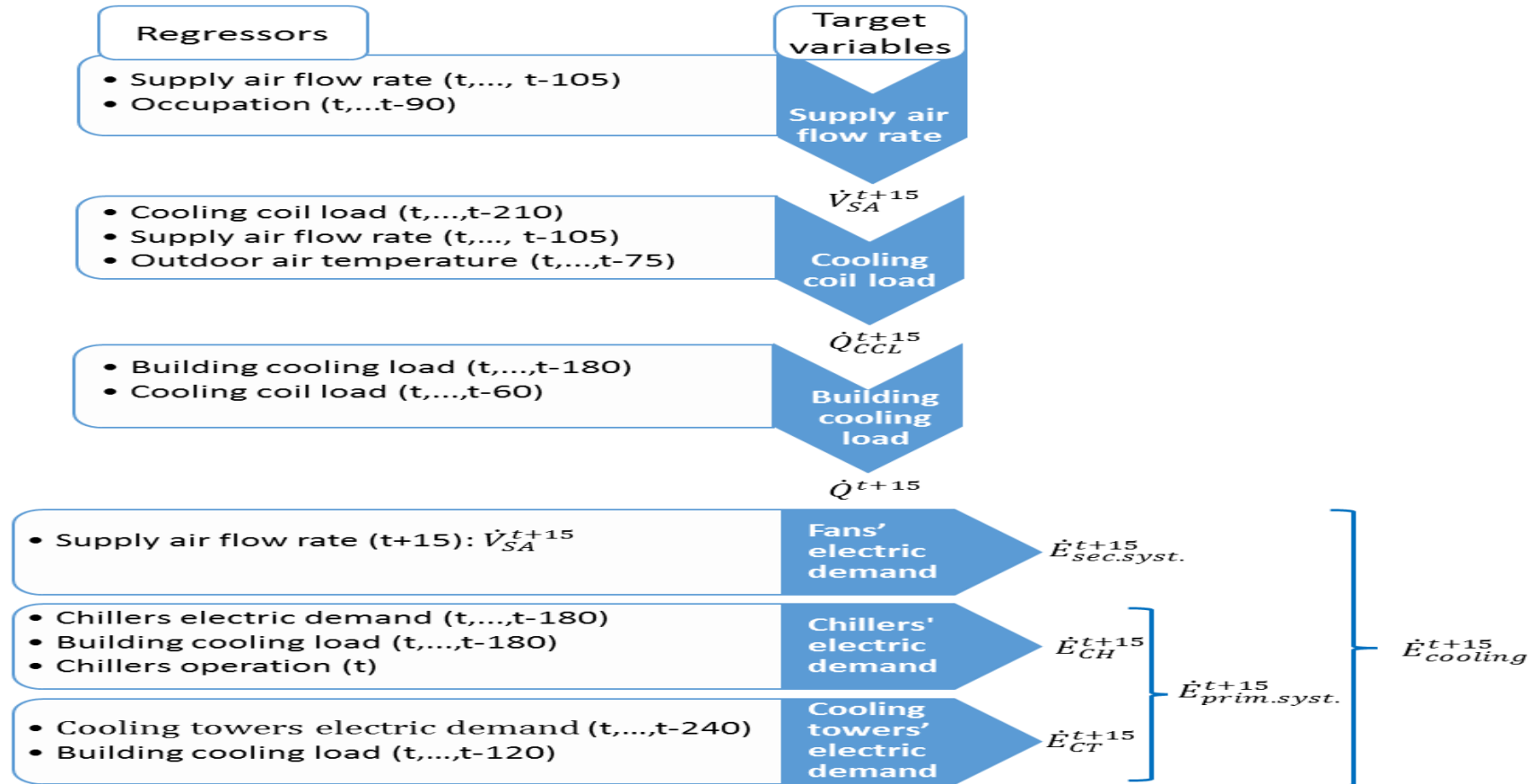
Md Shamim Ahamed, R. Zmeureanu, N. Cotrufo, J. Candanedo (2020) Gray-box virtual sensor of the supply air temperature of air handling units. Science and Technology for the Built Environment

## Apprentissage du modèle B de type boîte grise pour une unité de ventilation

Apprentissage ( $\Delta T_{cc}$ )				Vérification ( $\Delta T_{cc}$ )		
	Modèle	$R^2$	RMSE (°C)		RMSE (°C)	CV-RMSE (%)
27 jun-11 juillet	$1.03(T_{ma} - T_{chwin})x_{cc}$	0.95	1.34	11-17 juillet	1.23	7.80
4-17 juillet	$1.05(T_{ma} - T_{chwin})x_{cc}$	0.94	1.26	18-24 juillet	1.35	8.56
	<b>Moyenne</b>	<b>0.95</b>	<b>1.30</b>		<b>1.29</b>	<b>8.18</b>

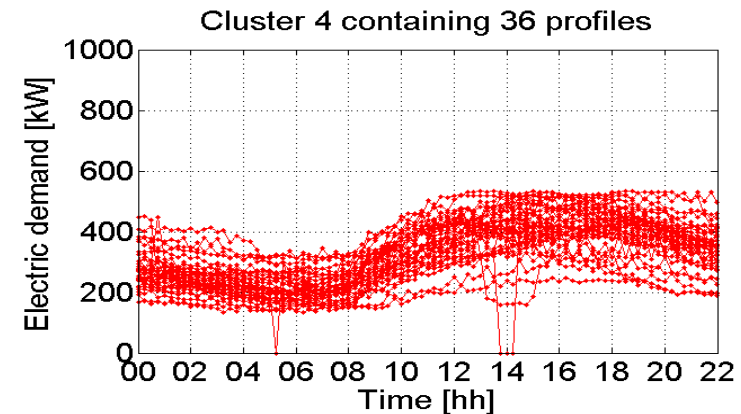
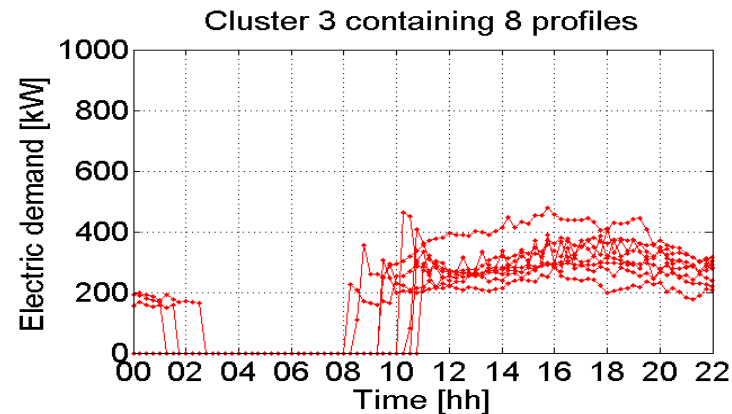
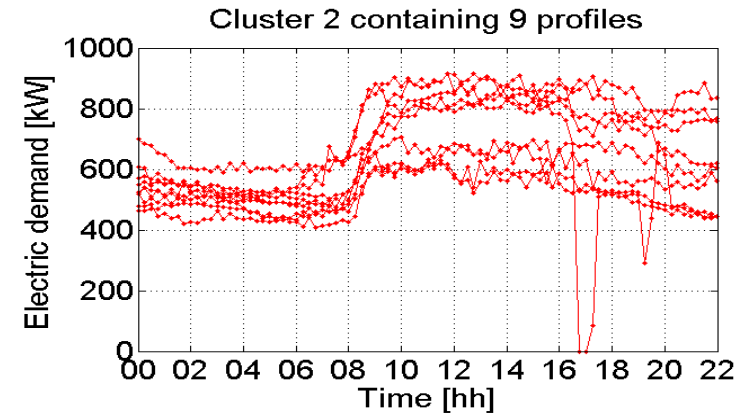
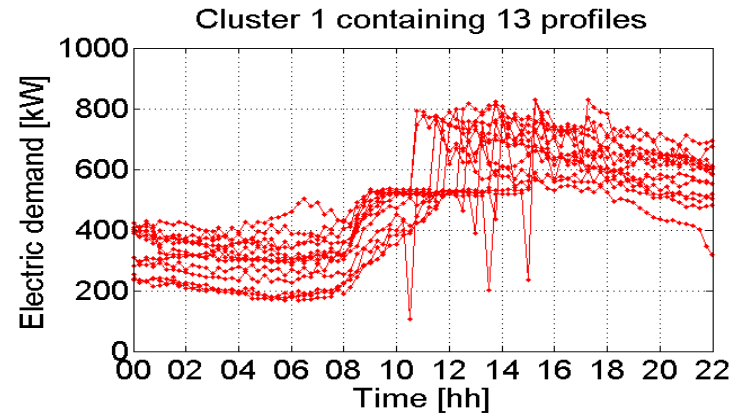


### **3. Modèle de prévision de type cascade de la demande électrique d'un système de refroidissement**



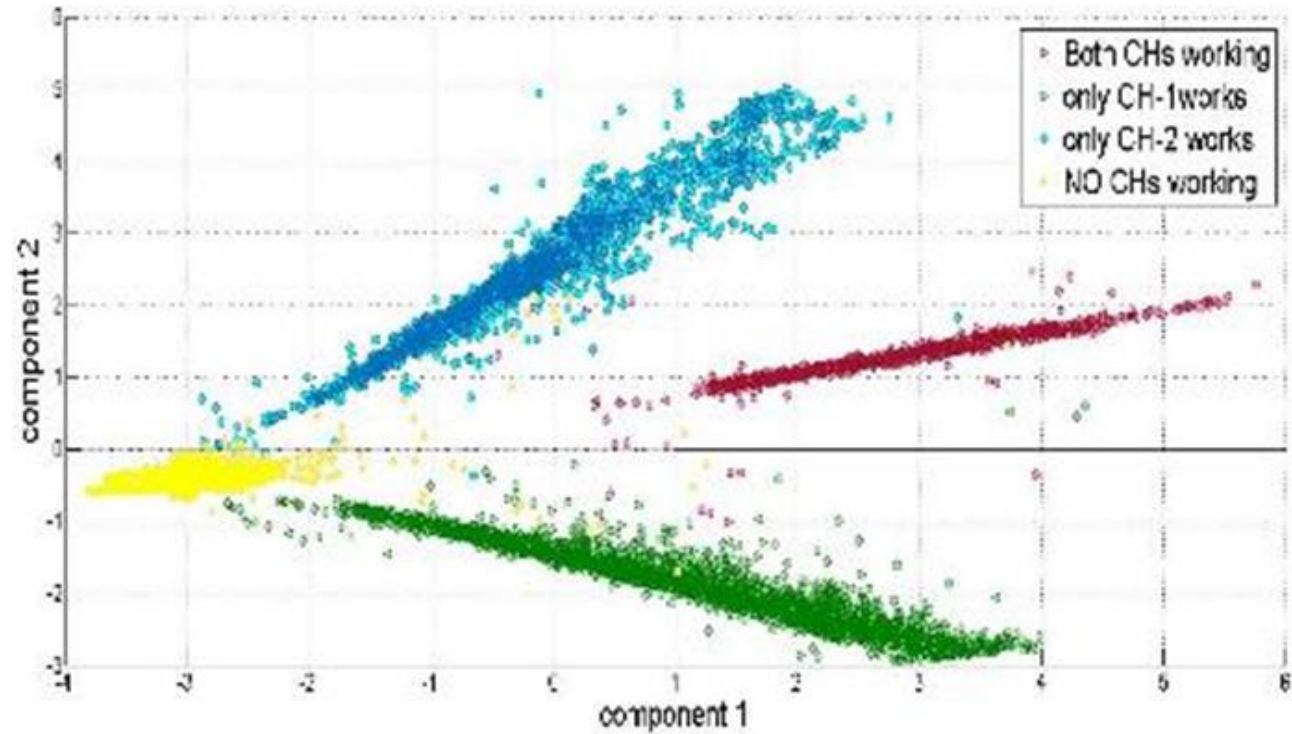
M. Le Cam, R. Zmeureanu<sup>1</sup>, A. Daoud (2017) Cascade-based short-term forecasting method of the electric demand of HVAC system. Energy.

*Groupes de profils journaliers de la demande électrique des refroidisseurs pendant l'été 2014*



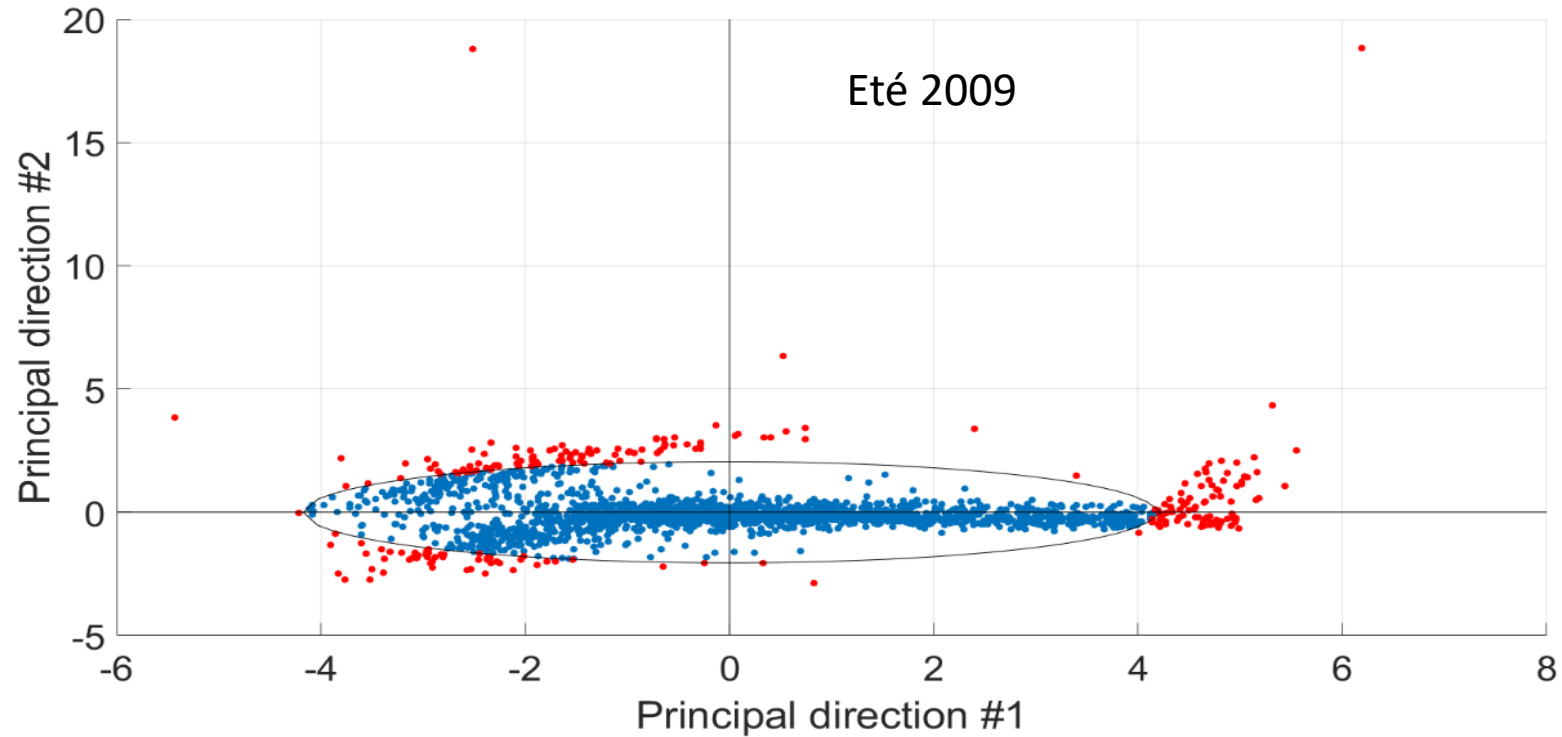
M. Le Cam, R. Zmeureanu<sup>1</sup>, A. Daoud (2017) Cascade-based short-term forecasting method of the electric demand of HVAC system. Energy.

## **4. Modèle FDD des refroidisseurs avec la méthode PCA**



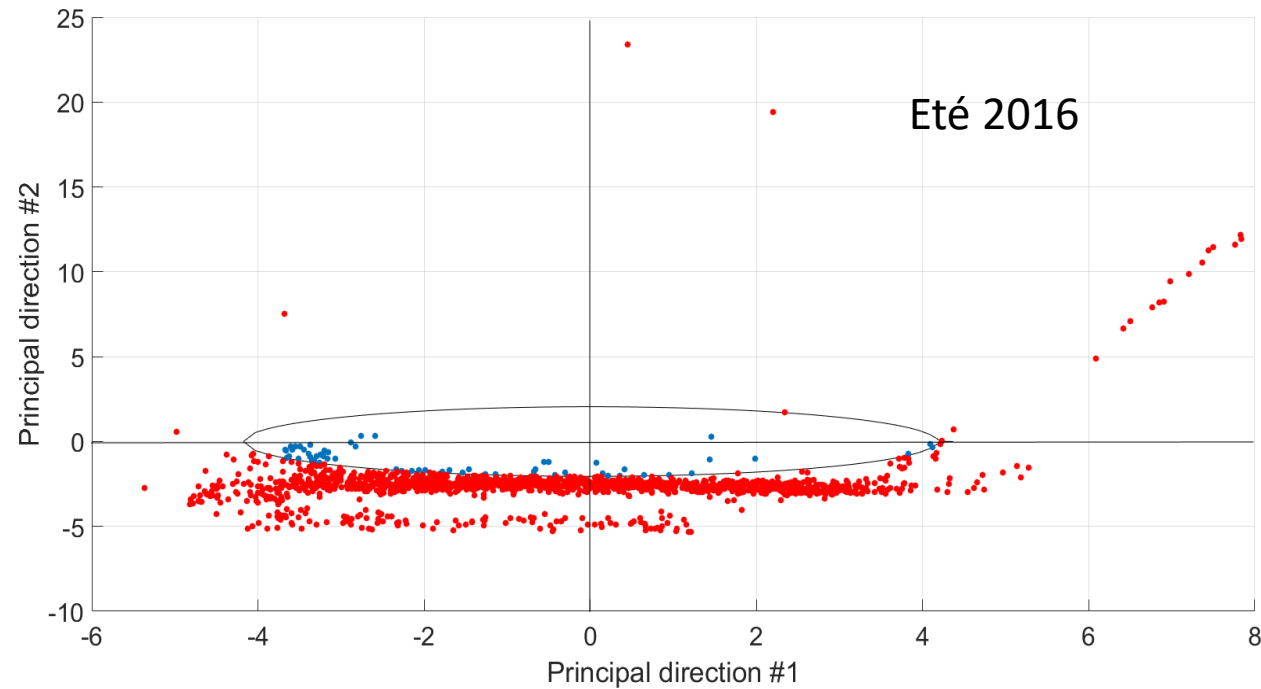
N. Cotrufo, R. Zmeureanu (2016) PCA-based method of soft fault detection and identification for the ongoing commissioning of chillers. [Energy and Buildings](#)

## Modèle FDD d'un refroidisseur avec la méthode PCA



N. Cotrufo, R. Zmeureanu (2016) PCA-based method of soft fault detection and identification for the ongoing commissioning of chillers. [Energy and Buildings](#)

## FDD d'un refroidisseur avec la méthode PCA

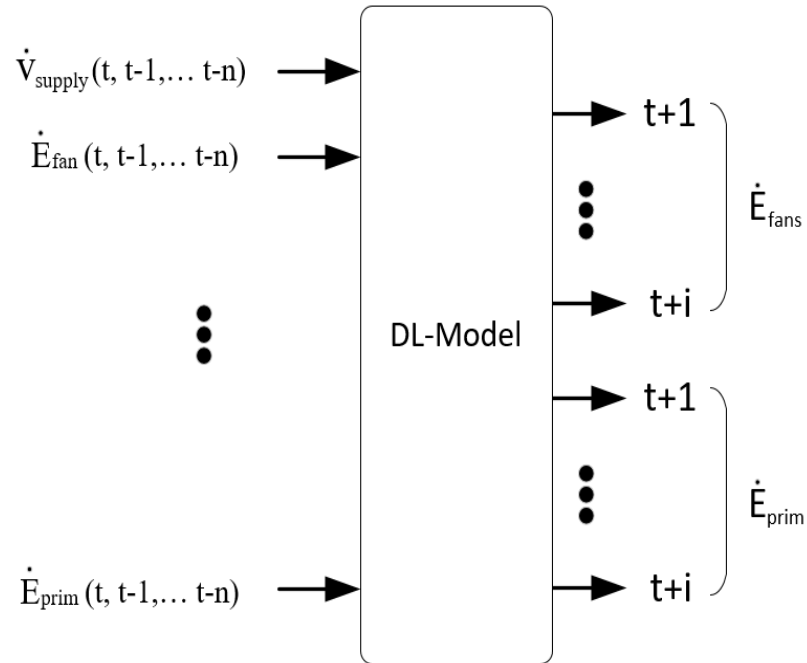


N. Cotrufo, R. Zmeureanu (2016) PCA-based method of soft fault detection and identification for the ongoing commissioning of chillers. [Energy and Buildings](#)

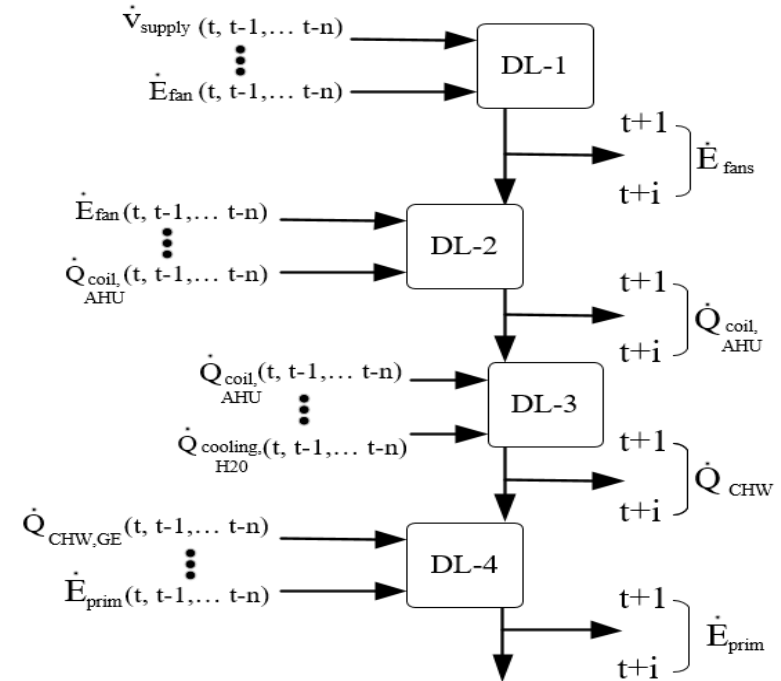
## **5. Modèles d'apprentissage profond automatique pour la prévision de la demande électrique d'un système de refroidissement**



### Architecture monolithique



### Architecture séquentielle



J. Runge, J., R. Zmeureanu, R., (2022) Forecasting the electric demand of a heating, ventilation and air conditioning system using deep learning techniques. Advanced Engineering Informatics

## Comparaison des modèles de prévision

Target Variable	Monolithic approach		Sequential approach	
	RMSE (kW)	CV(RMSE) (%)	RMSE (kW)	CV(RMSE) (%)
Electric demand of the secondary system	0.13	4.94	0.13	5.07
Air-side cooling load	N/A	N/A	15.57	13.79
Water-side cooling load	N/A	N/A	15.34	12.54
Electric demand of the primary system	5.11	5.41	7.26	7.24
Electric demand of the total HVAC system	5.25	5.43	6.09	6.21

J. Runge, J., R. Zmeureanu, R., (2022) Forecasting the electric demand of a heating, ventilation and air conditioning system using deep learning techniques. Advanced Engineering Informatics



*Merci pour votre attention*