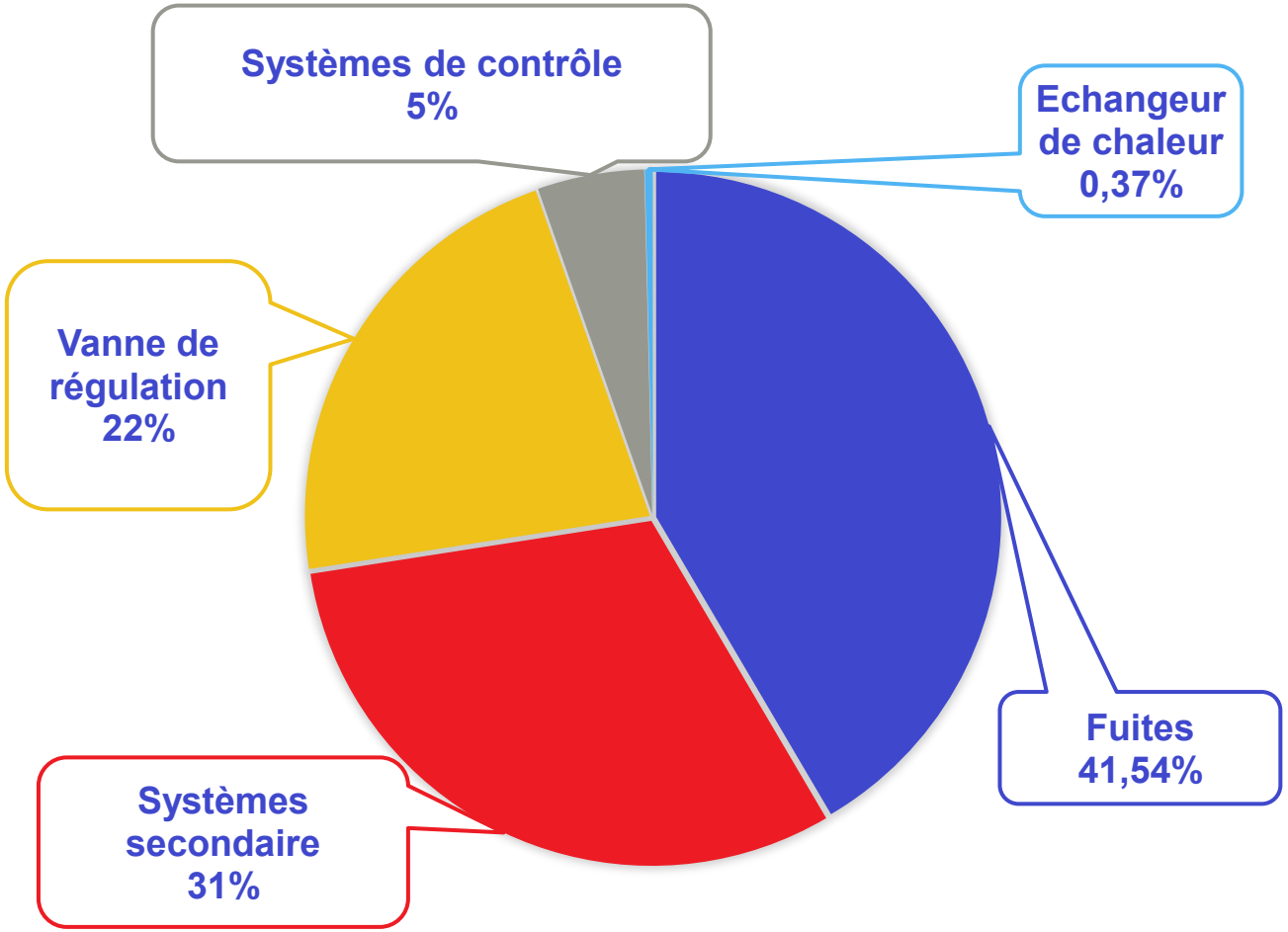
Module 5.3
Détection des dysfonctionnements



SHaKE – Sharing Heat and Knowledge on Energy Communities
Erasmus+ KA220-HED Cooperation Partnerships in Higher Education
Institution: Mines Paris – PSL
Auteur: Dr. Antoine Fabre
Date: Marchs 2026
Version 1.0

SHaKE
Sharing Knowledge on Energy Communities

1. Introduction



[Mansson & al, 2019]



Seulement 26 % des sous-station fonctionnent correctement

[Gadd et Werner, 2015]

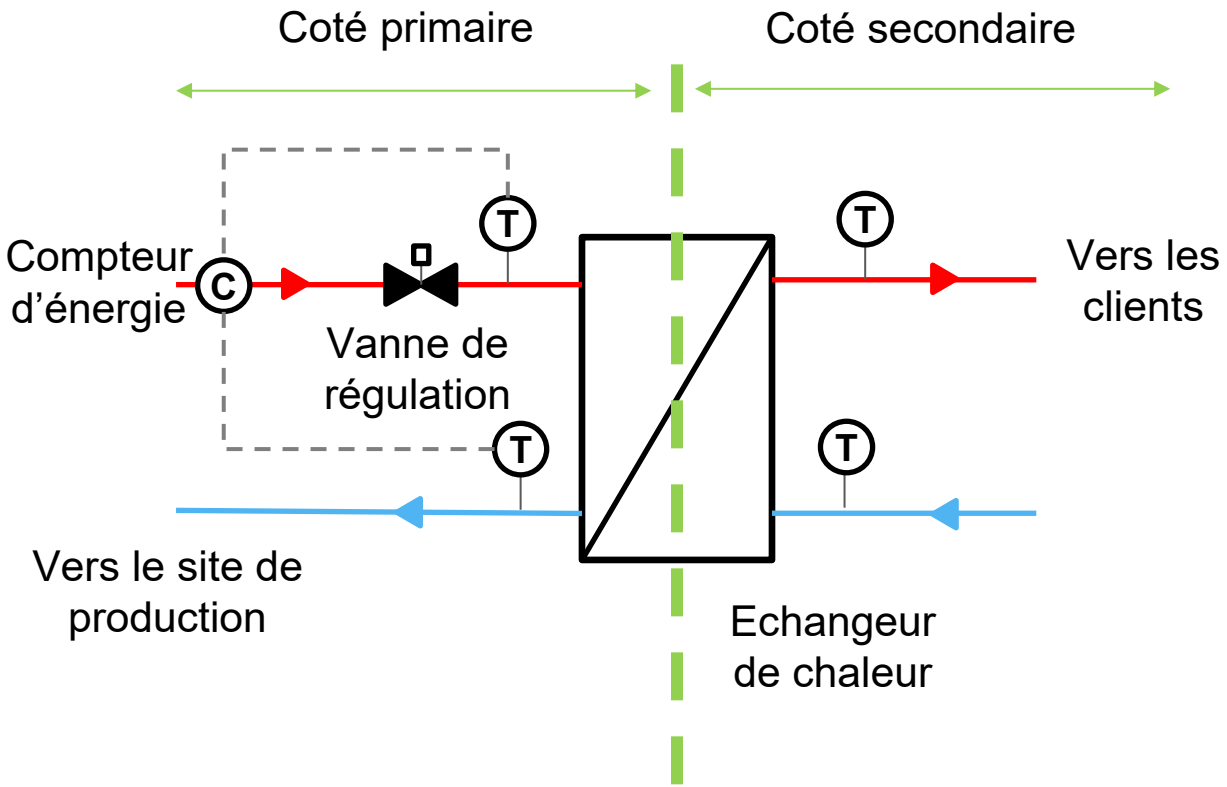


Les dysfonctionnements les plus impactant sont :

- Vannes de régulation défaillantes
- Systèmes du réseau secondaire inadaptés
- Systèmes ECS inadaptés

[Zinko et Al, 2005]

2. Qu’est-ce qu’un dysfonctionnement ?



Données disponibles :

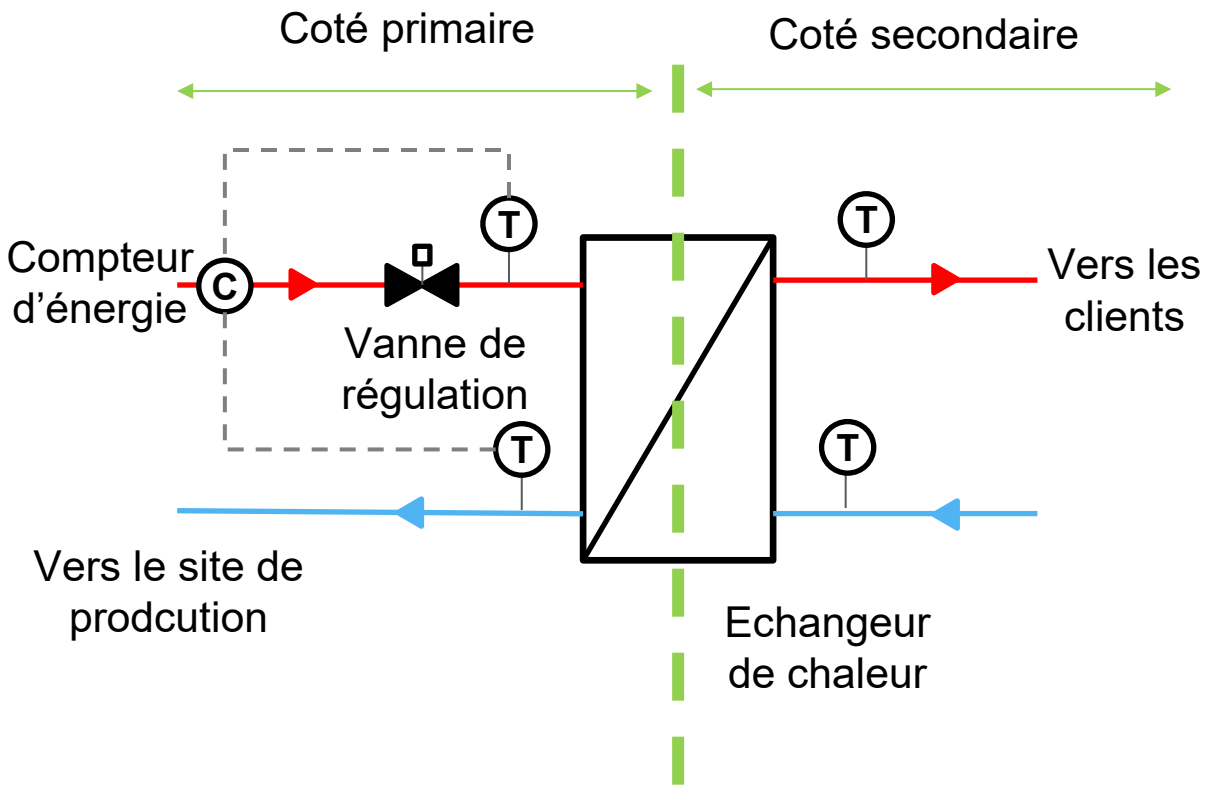
Légal:
- Température aller/retour au primaire
- Température aller secondaire
- Débit coté primaire
- Puissance échangée

Hautement nécessaire:
- Température retour secondaire
- Débit coté secondaire

Utile:
- Température de retour de chaque émetteur

Comment détecté si il y a un dysfonctionnement ?

2. Qu’est-ce qu’un dysfonctionnement ?



Méthodes de détection des dysfonctionnements utilisées par les opérateurs

- Analyses mensuelles des données de facturation des clients
- Indice de qualité basé sur les performances de l'installation
- Analyse des niveaux de température de retour
- Analyse des débits
- Méthode de surconsommation

2. Qu’est-ce qu’un dysfonctionnement ?

Détection d’anomalies

Tendances observées dans les données qui ne correspondent pas à une notion préalablement définie de comportement attendu et « normal »

- Valeurs aberrantes
- Déviations
- Comportement atypique
- Tendances anormales

Détection de défauts

Modification d'un système qui l'empêche de fonctionner correctement et de répondre aux besoins de ses utilisateurs

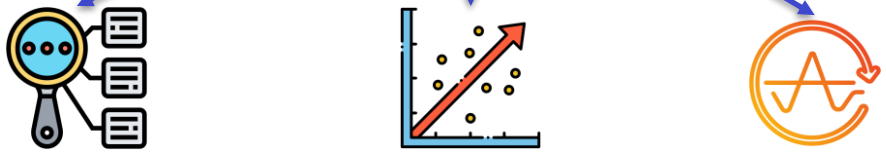
- Besoin de mesures correctives
- Identification des causes



Défauts ? Utilisation inefficace ? Changement dans le comportement des utilisateurs

2. Qu’est-ce qu’un dysfonctionnement ?

Détection d’anomalies



Classification Régression Seuils

Détection de défauts



Visualisation Clustering

Ces méthodes de détection des anomalies ou des défaillances peuvent être utilisées séparément ou en combinaison

3. Détection d’anomalies

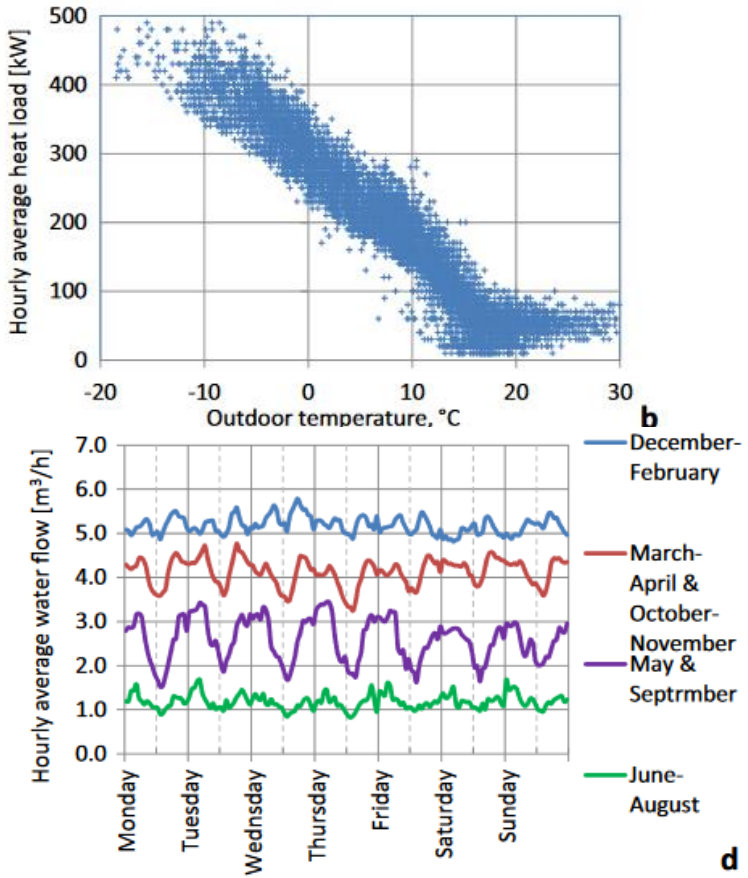


Visualisation &
Analyse manuelle

Des experts humains examinent les mesures des sous-stations ou les indicateurs dérivés à l'aide d'outils de visualisation → Grande flexibilité, mais approche subjective

3. Détection d'anomalies

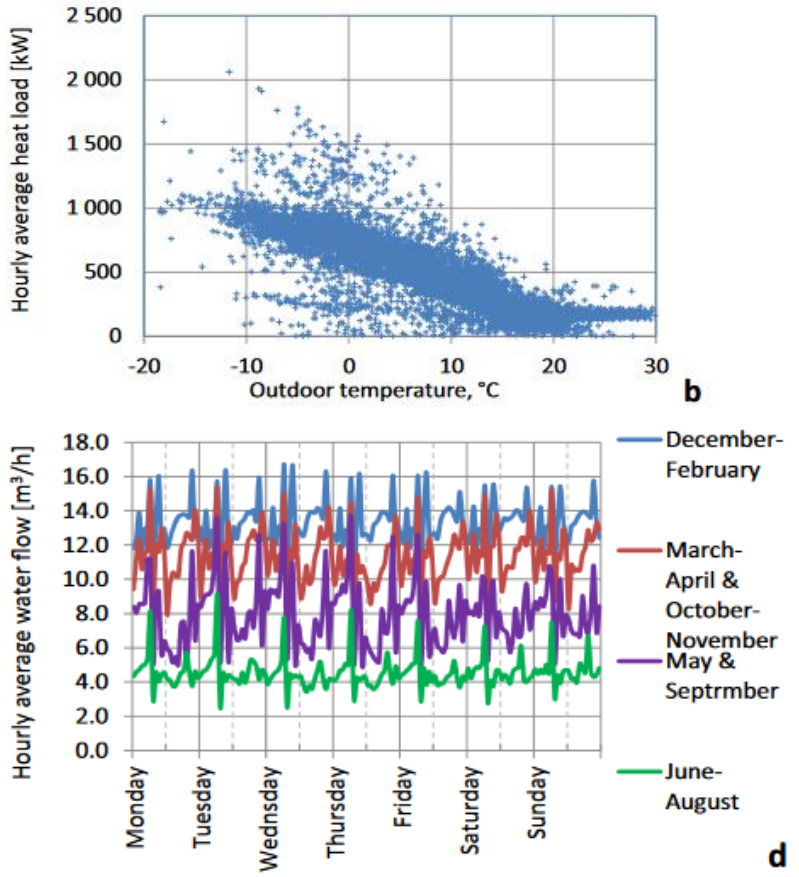
Comportement correct



Comportements différents de la sous-station par rapport à une sous-station de référence

[Gadd & Werner, 2015]

Comportement incorrect



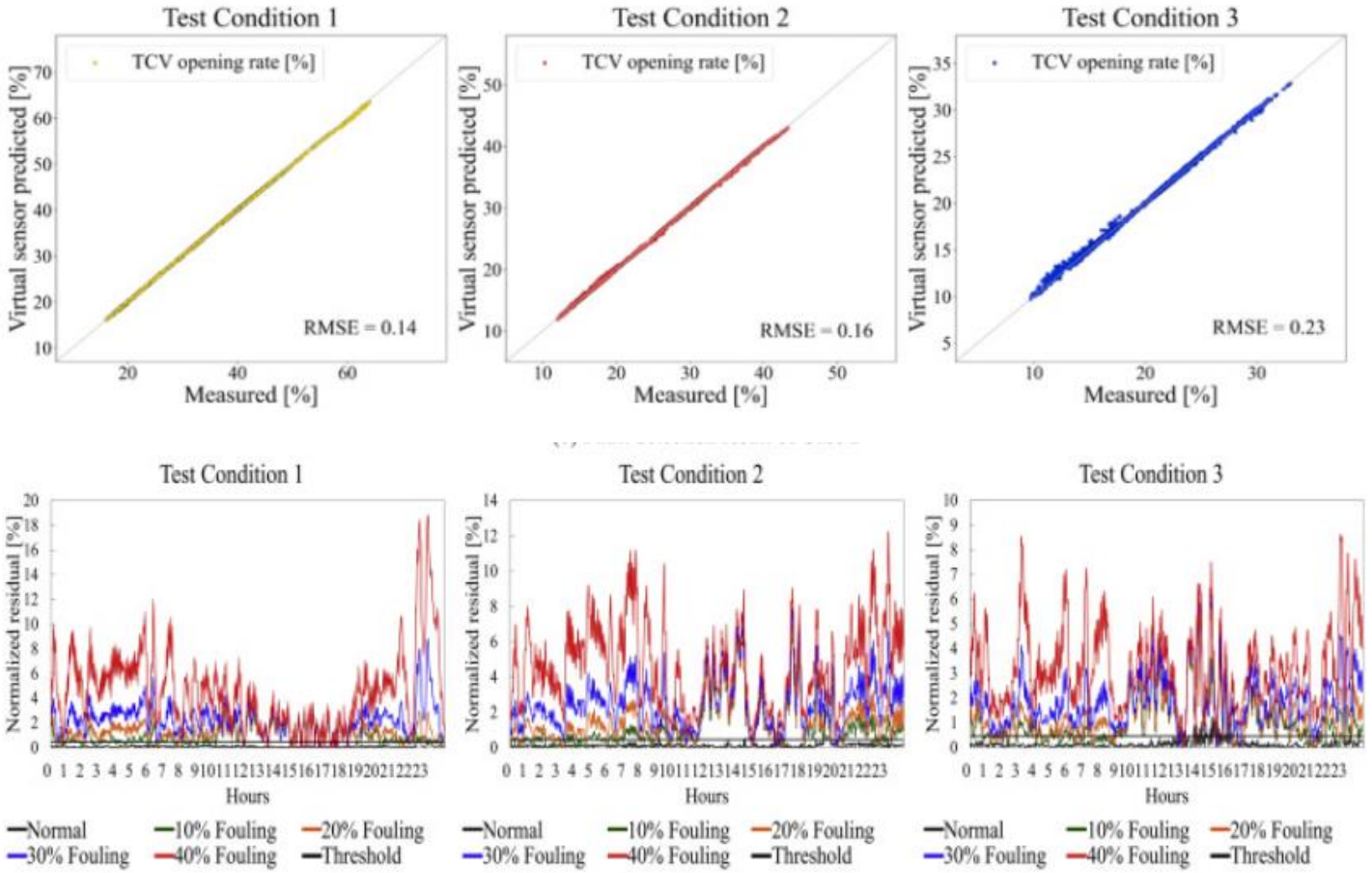
3. Détection d’anomalies

Seuils

Un seuil sert à déterminer l'état d'une sous-station. Les seuils peuvent être définis manuellement par un expert en fonction du taux d'erreur ou d'une analyse statistique.

[Kim & al , 2021]

3. Détection d'anomalies



[Kim & al , 2021]

Corrélation entre l'ouverture de la vanne de régulation mesurée et celle simulée par un modèle d'apprentissage automatique sans défauts

Calcul de l'écart normalisé entre l'ouverture simulée de la vanne et l'ouverture mesurée pour plusieurs cas d'encrassement

Un encrassement est détecté lorsque le seuil est dépassé.

Ce seuil est fixé en fonction du taux de fausses alarmes (inférieur à 3 %) en conditions normales de fonctionnement.

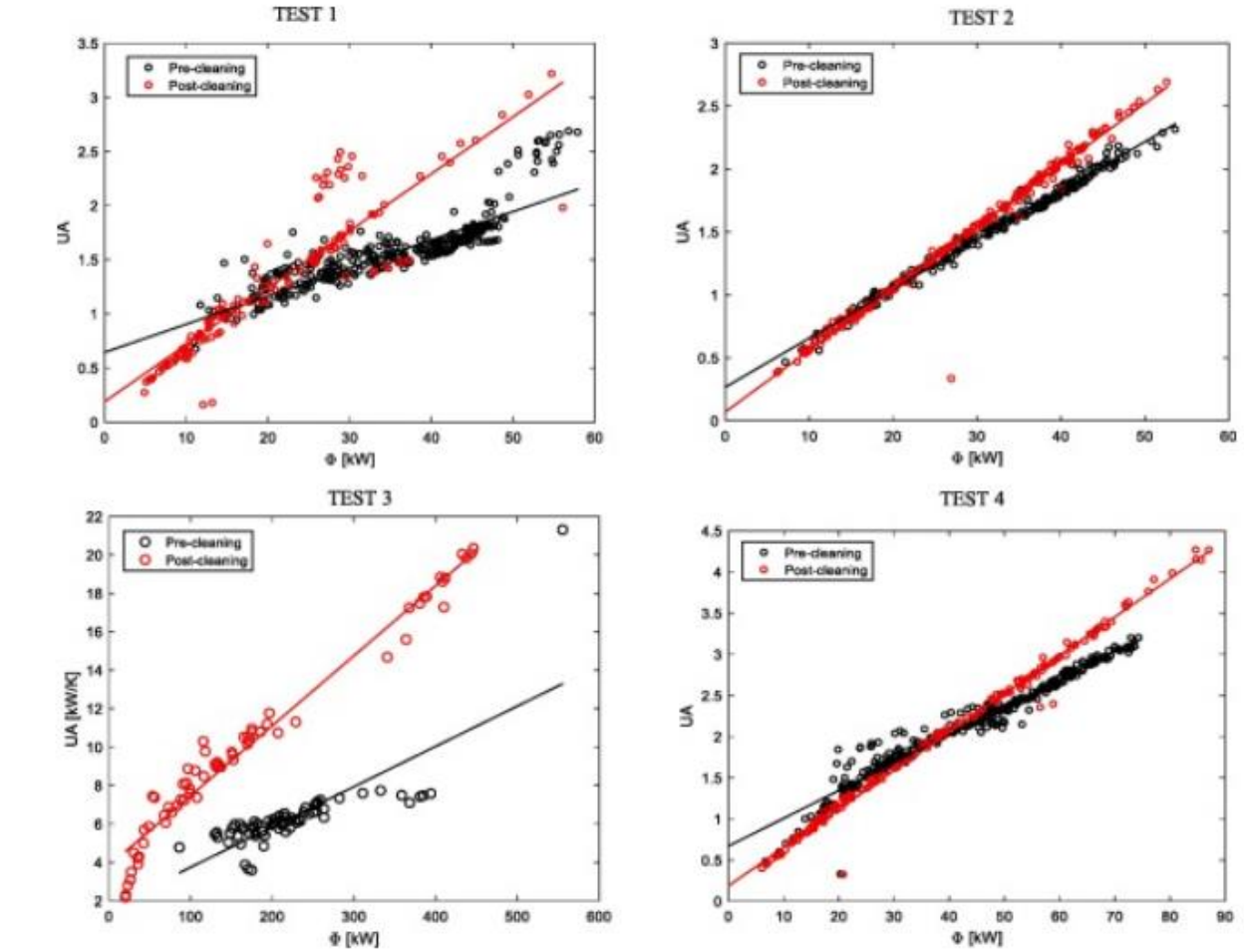
3. Détection d’anomalies



Régression

La régression vise à estimer la relation entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. Elle est généralement utilisée pour prévoir une variable donnée et évaluer l'écart entre les valeurs prévues et les valeurs mesurées.

3. Détection d'anomalies



[Guelpa & Verda , 2020]

Pour un échangeur de chaleur, il existe une relation de régression linéaire entre la puissance échangée et le coefficient global de transfert thermique UA.

$$UA = \frac{1}{DTLM} * \phi = \mathrm{a} * \phi$$

L'encrassement de l'échangeur de chaleur modifie la pente de la courbe linéaire.

Trois seuils sont définis en fonction de la variation de la pente :

- <15% → Etat propre
- 15% < x < 25 % → Etat partiellement encrassé
- >25% → Encrassement important

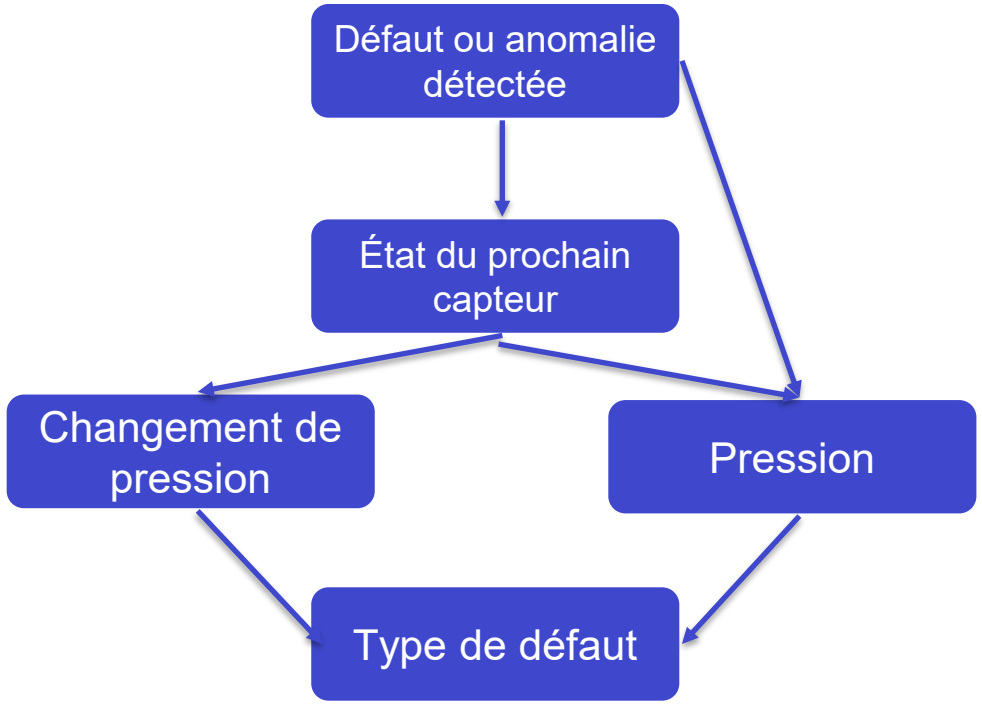
3. Détection d’anomalies



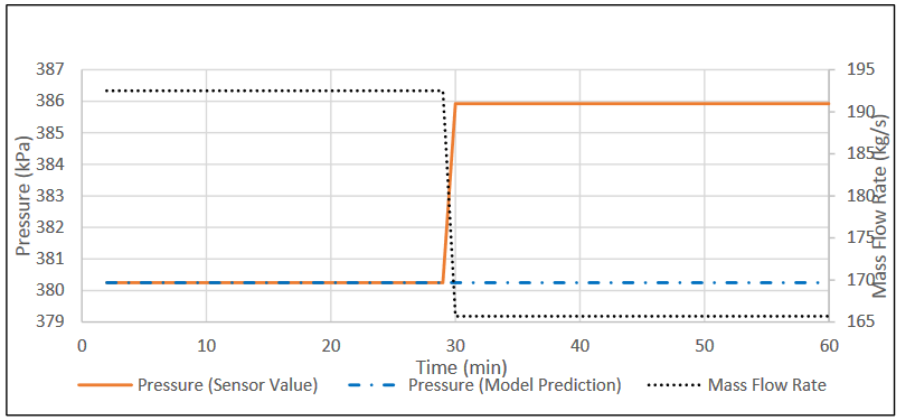
Classification

Tâche de machine learning consistant à classer un élément dans l'une des différentes classes données (par exemple, fonctionnement normal, fonctionnement anormal). Contrairement à la régression, le résultat d'un classificateur est l'affectation d'un élément représenté par un nombre entier.

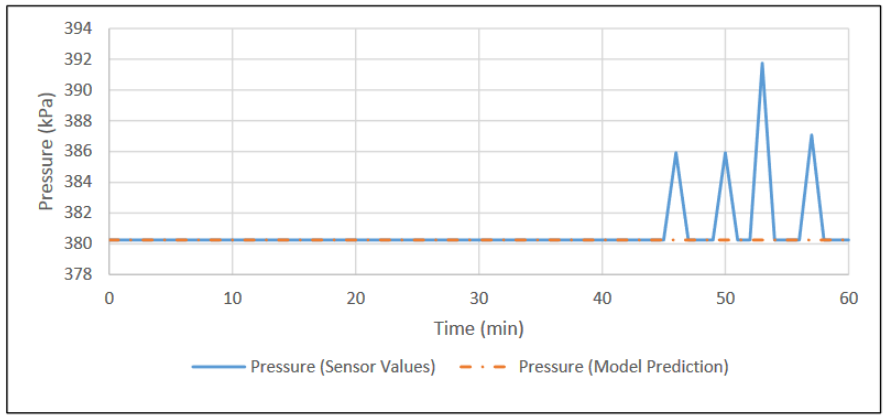
3. Détection d'anomalies



Fuite



Erreur de mesure de capteur



Les réseaux bayésiens peuvent être utilisés pour décrire de manière probabiliste les relations de cause à effet entre des grandeurs connues, en vue de la détection automatique des défauts.

Ici, la comparaison des mesures de pression sur une canalisation

[Zimmerman & al, 2020]

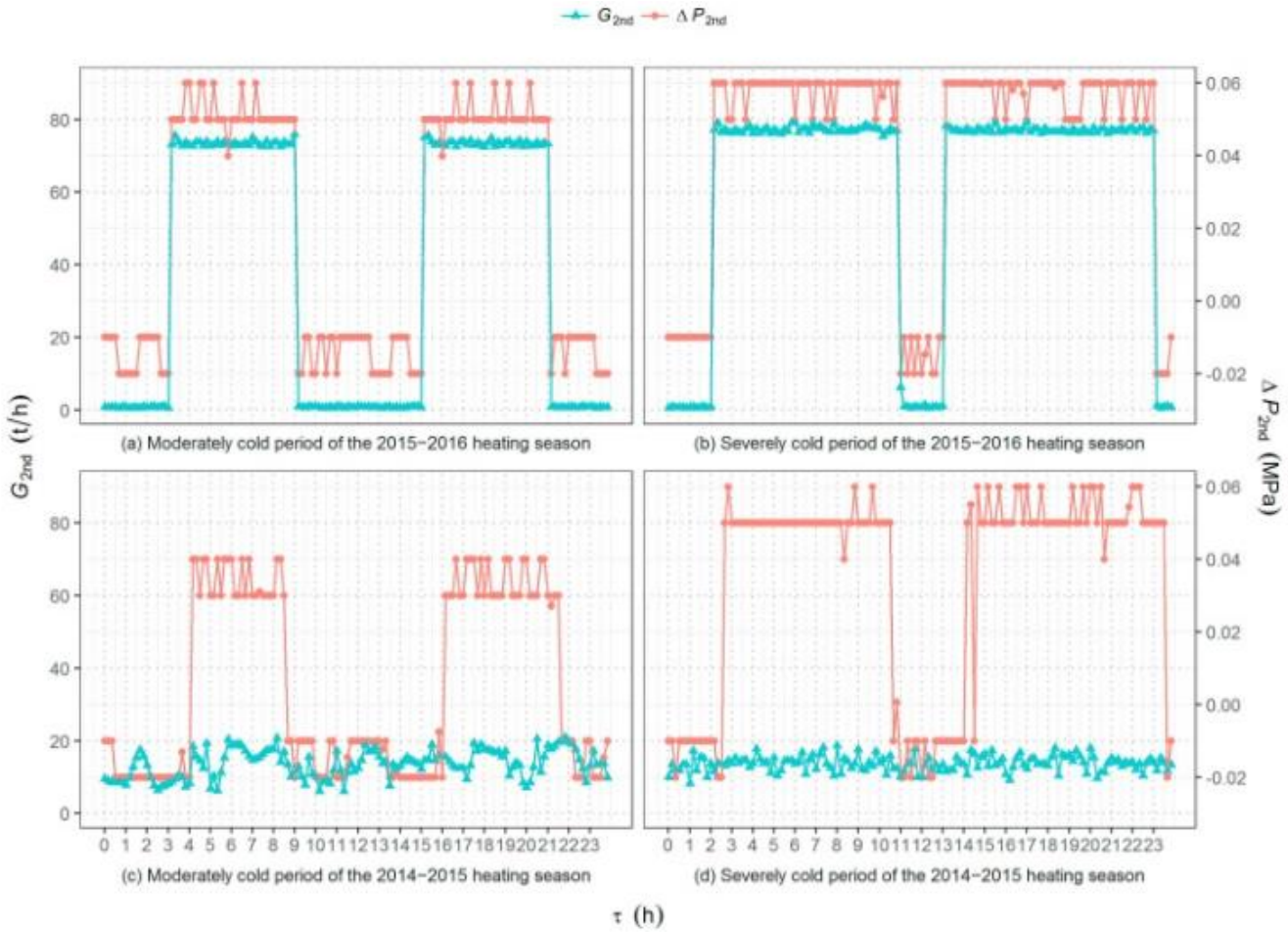
3. Détection d’anomalies



Clustering

Clustering s'apparente à la classification, mais au lieu d'apprendre à partir d'exemples annotés, il organise les éléments de manière à ce qu'ils partagent davantage de propriétés communes avec les éléments de leur cluster. Il est alors possible d'identifier et d'analyser les valeurs aberrantes ou clusters marginaux.

3. Détection d'anomalies



[Xue & al , 2017]

L'analyse par cluster permet d'identifier les schémas de fonctionnement saisonniers et quotidiens.

Différentes stratégies de régulation sont identifiées :

- Relation entre la différence de température primaire et la chaleur échangée
- Relation entre le débit massique secondaire et la chaleur échangée
- Relation entre le débit massique secondaire et la différence de pression secondaire
- Relation entre la chaleur échangée du côté primaire et du côté secondaire

Lorsqu'un de ces schémas ne correspond à aucun cluster, un défaut est détecté.

3. Détection d’anomalies

Toutes ces méthodes reposent sur le même principe : comparer les données mesurées à des données de fonctionnement normales afin de détecter d'éventuels écarts

Quelle est la qualité des données ?

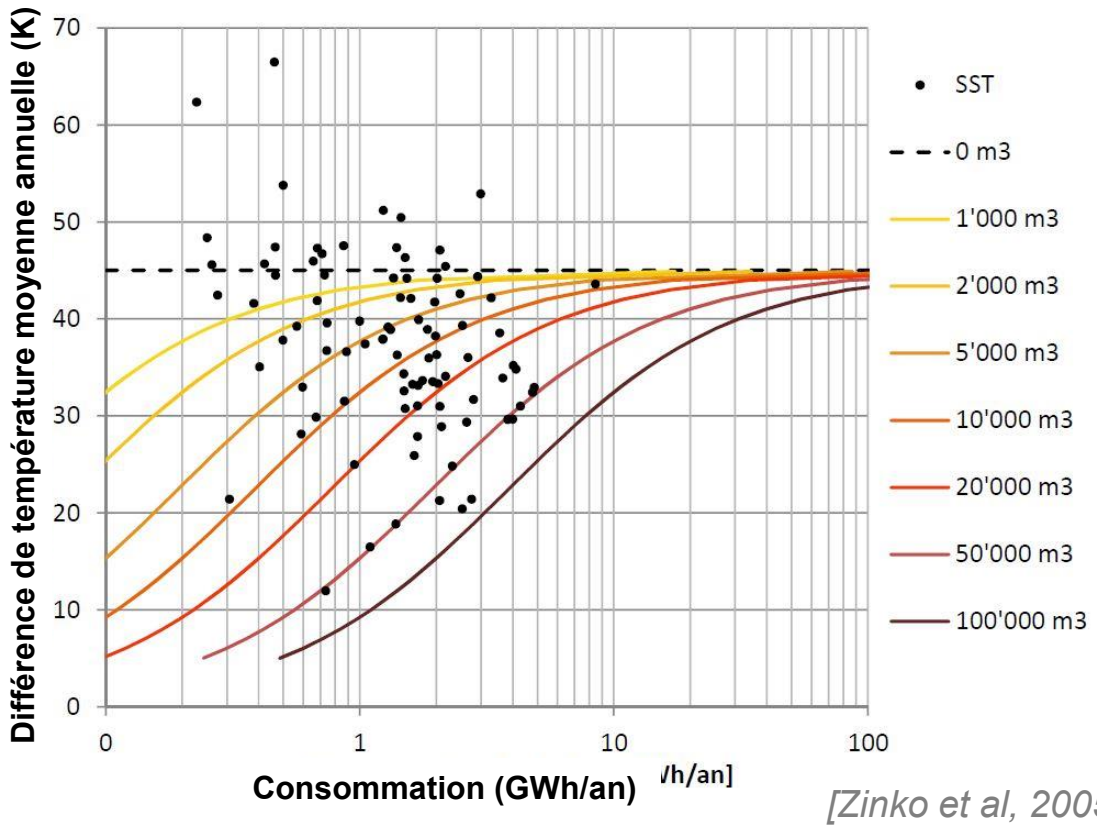
Qu'est-ce qu'un comportement normal ?



Quelles sont les causes de cette panne ?

Quel est le seuil de détection ?

3. Détection d'anomalies



[Zinko et al, 2005]



Peu de données nécessaires

Donne un ordre de priorité

Méthode Excess flow

$$V_{excess} = V_{mes} - V_{target}$$

$$V_{excess} = \frac{\dot{Q}_{mes}}{\rho Cp}\left(\frac{1}{T_{sup,mes} - T_{ret,mes}} - \frac{1}{T_{sup,mes} - T_{ret,target}}\right)$$

Plus le volume en excès est élevé, plus la sous-station nuit aux performances globales du réseau

La méthode Excess flow permet de classer les sous-stations (SST) et ainsi de sélectionner celles à examiner en priorité

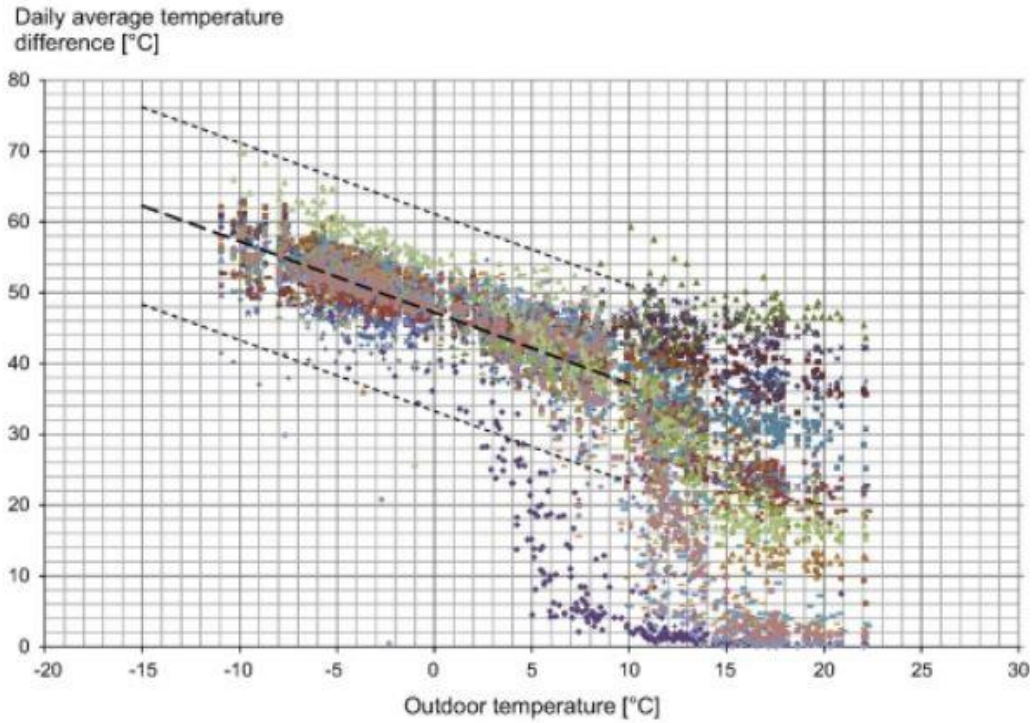


Comment choisir la température de référence ?

Ce n'est pas un outil d'usage quotidien

Aucune idée de l'origine du dysfonctionnement

3. Détection d'anomalies



[Gadd et Werner, 2014]

Méthode de la signature thermique

Sur la base des mesures suivantes :

$$\Delta T_{prim,moy} = a\, T_{out} + b$$

$$Threshold_{high} = \Delta T_{prim,moy} = +3\,\sigma$$

$$Threshold_{high} = \Delta T_{prim,moy} = -3\,\sigma$$

Lorsqu'une valeur mesurée deΔT_{prim} dépasse un seuil, une anomalie est détectée. Cet indicateur ne fonctionne pas si la sous-station ne fournit que de l'eau chaude sanitaire.



Peu de données nécessaires

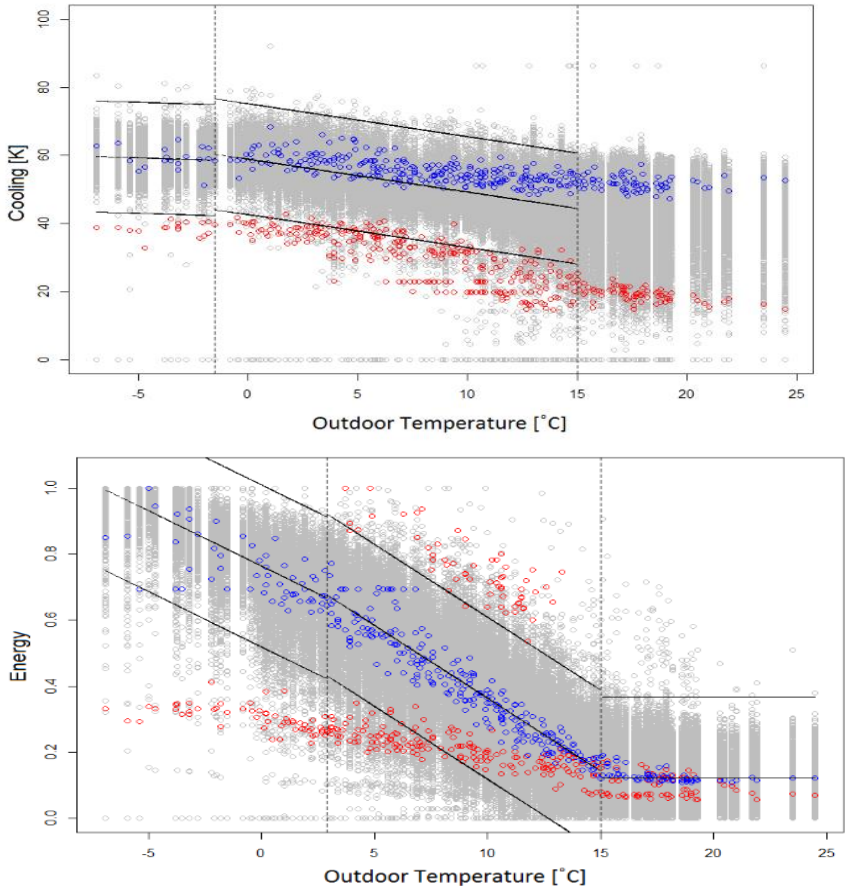
Détection rapide des anomalies



Comment choisir le comportement de référence ?

Aucune idée de l'origine du défaut

3. Détection d'anomalies



[Manson & al, 2018]

Amélioration de la méthode de signature thermique :

- Régression linéaire différente en fonction de la température extérieure
- Même seuil basé sur l'écart-type
- Nouvelles données utilisées (échange d'énergie et température de retour)



Peu de données nécessaires

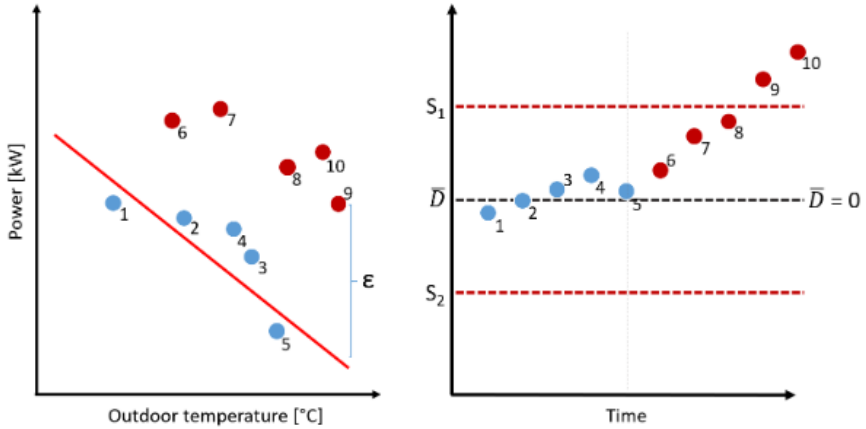
Détection rapide des anomalies

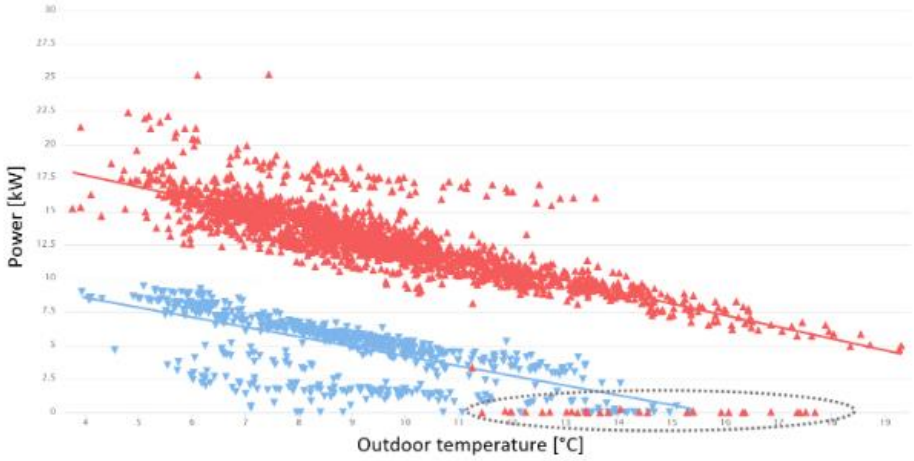


Comment choisir le comportement de référence ?

Aucune idée de l'origine du défaut

3. Détection d'anomalies





[Theusch & al, 2021]

Amélioration de la méthode de signature thermique :

- Regroupement des différents profils de charge thermique (différents types d'utilisateurs finaux)
- Différentes régressions linéaires en fonction de la température extérieure
- Seuil adaptatif basé sur des cluster



Peu de données nécessaires

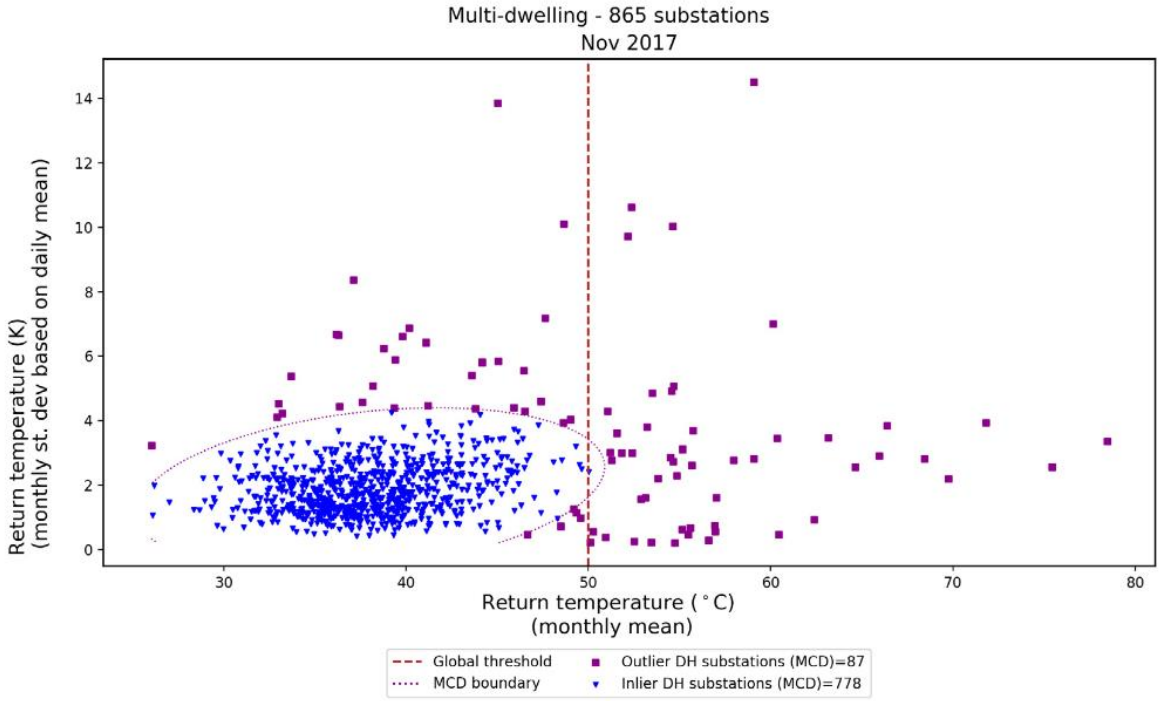
Détection rapide des anomalies



Besoin de données et d'informations fiables sur les utilisateurs finaux

Aucune indication sur l'origine de la panne

3. Détection d'anomalies



Amélioration de la méthode de signature thermique :

- Regroupement des différents profils de charge thermique (différents types d'utilisateurs finaux)
- Seuil adaptatif basé sur des clusters

[Farouq & al, 2020]



Peu de données nécessaires

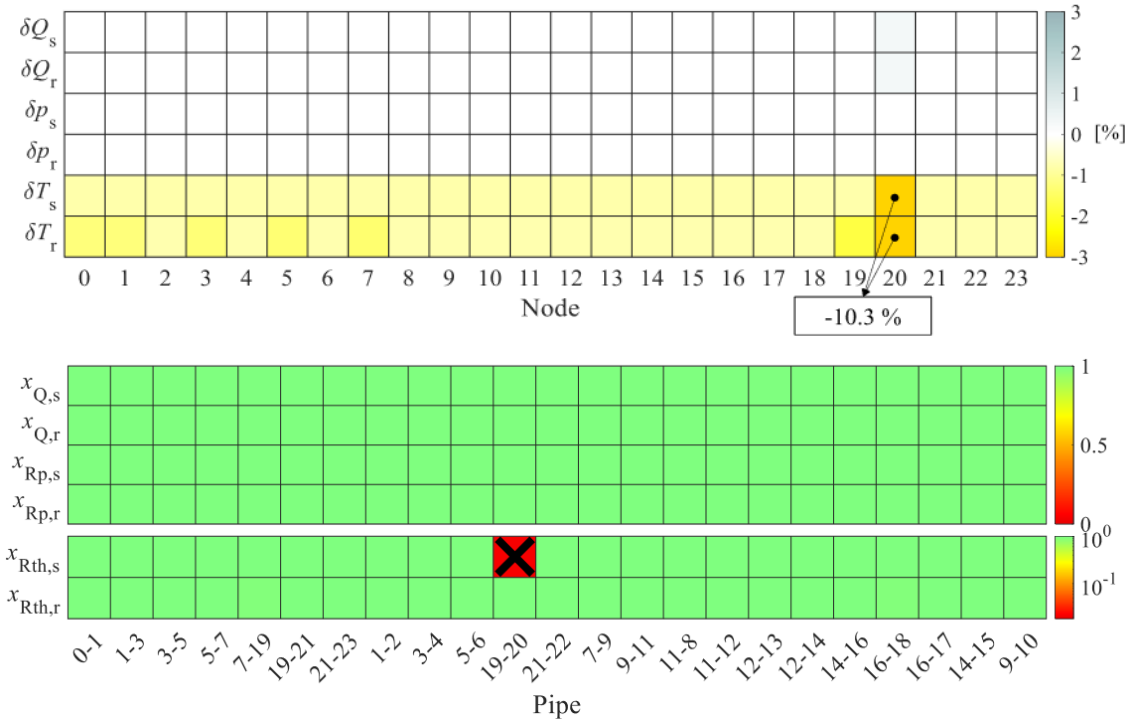
Détection rapide des anomalies



Besoin de données et d'informations fiables sur les utilisateurs finaux

Aucune indication sur l'origine de la panne

4. Détection de dysfonctionnement



[Bahlawan & al, 2022]

Comparaison entre les données mesurées et celles issues d'une simulation.

Un défaut est détecté grâce à la différence relative entre les données mesurées et celles issues de la simulation.

$$\delta T_s = \frac{T_{s,mes} - T_{s,simu}}{T_{s,simu}}$$

Le diagnostic est établi à partir d'indices de santé calculés grâce à un algorithme d'optimisation



Détection rapide des anomalies

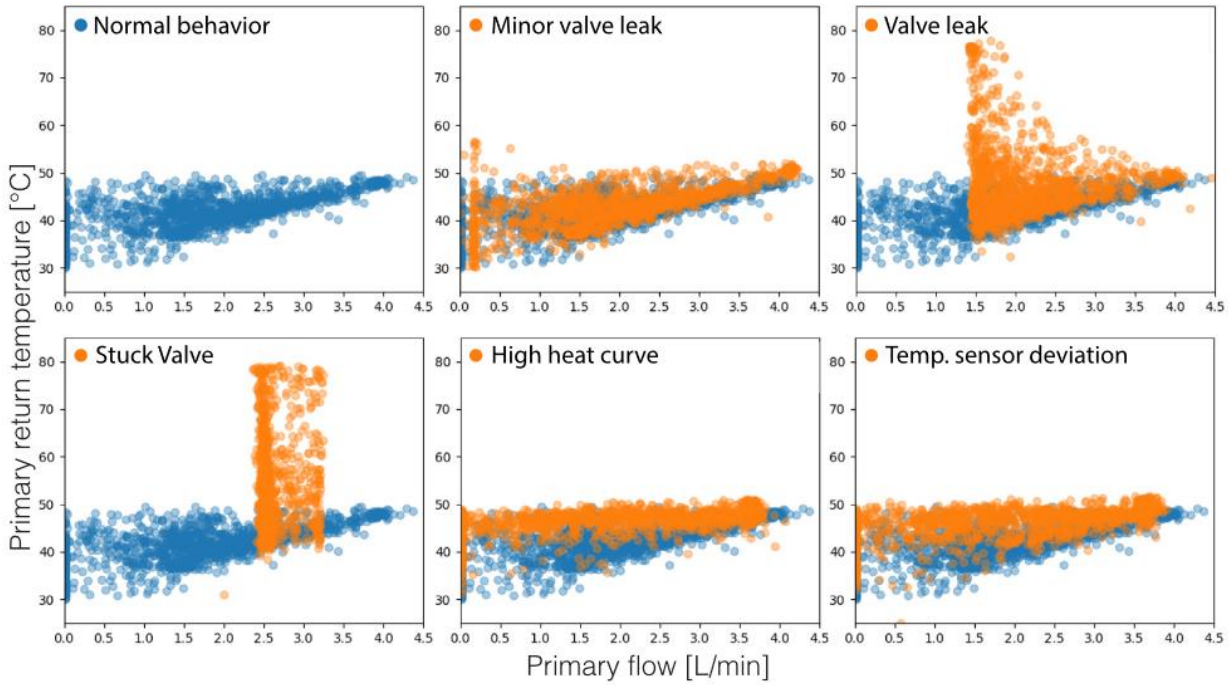
Diagnostic de l'anomalie



Nécessité de disposer de données de qualité

Nécessité de disposer d'un jumeau numérique du réseau

4. Détection de dysfonctionnement



Un algorithme de machine learning est utilisée pour :

- Apprendre le comportement normal en fonctionnement (données expérimentales de laboratoire)
- Apprendre la signature spécifique de plusieurs défauts (modèles et valeurs statistiques)

[Van Dreven & al, 2024]



Détection rapide des anomalies

Diagnostic de l'anomalie

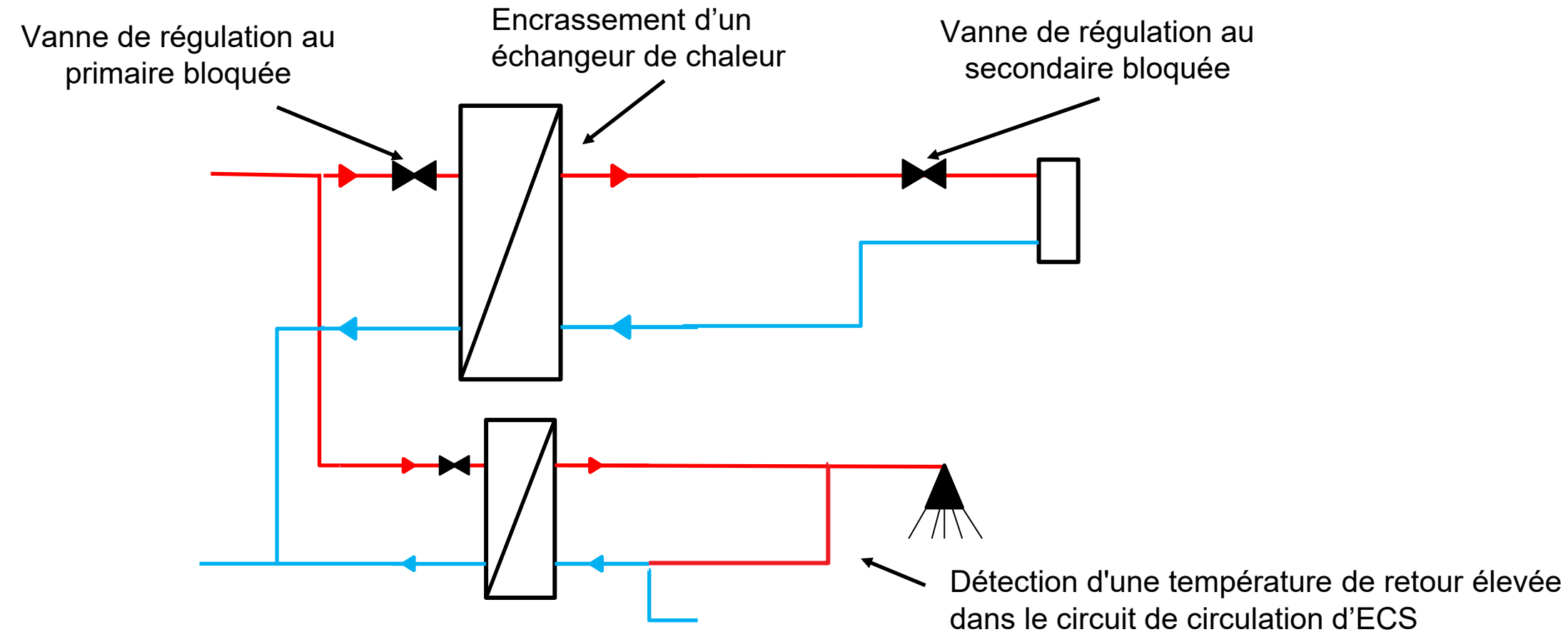


Besoin de données de qualité

Besoin de données annotées concernant les pannes

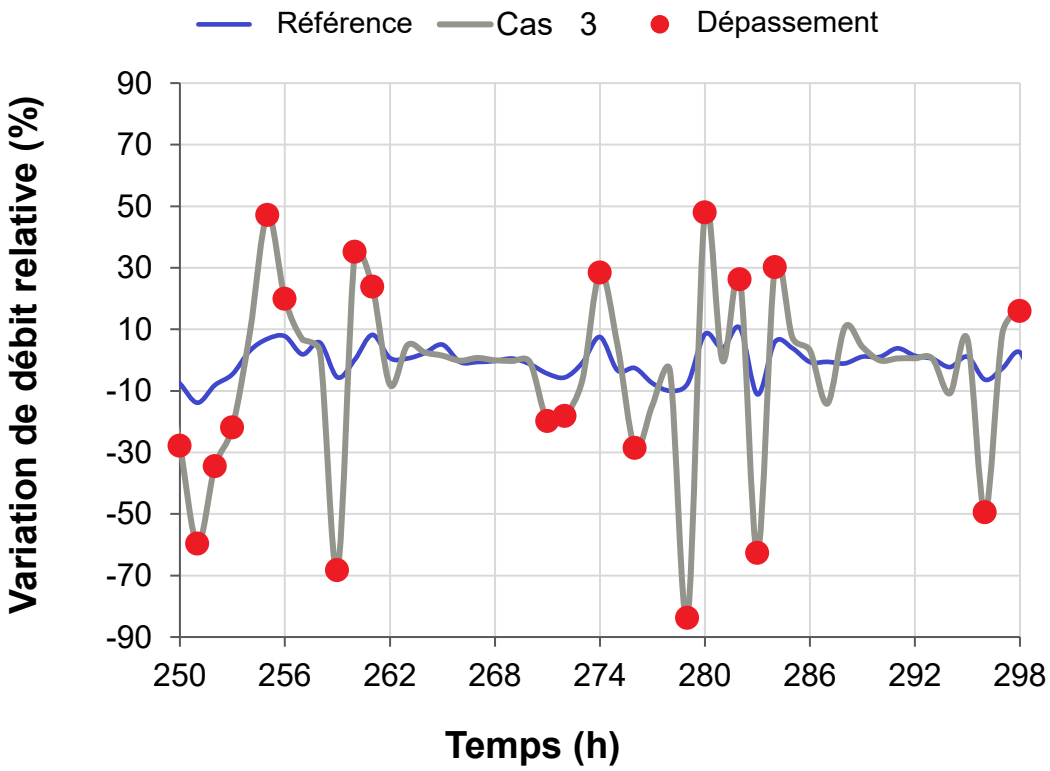
4. Détection de dysfonctionnement

Défauts étudiés :



4. Détection de dysfonctionnement

Vanne de régulation au primaire bloquée



Observation: une instabilité du débit massique

Indicateur proposé :

Calcul de la variation relative du débit massique

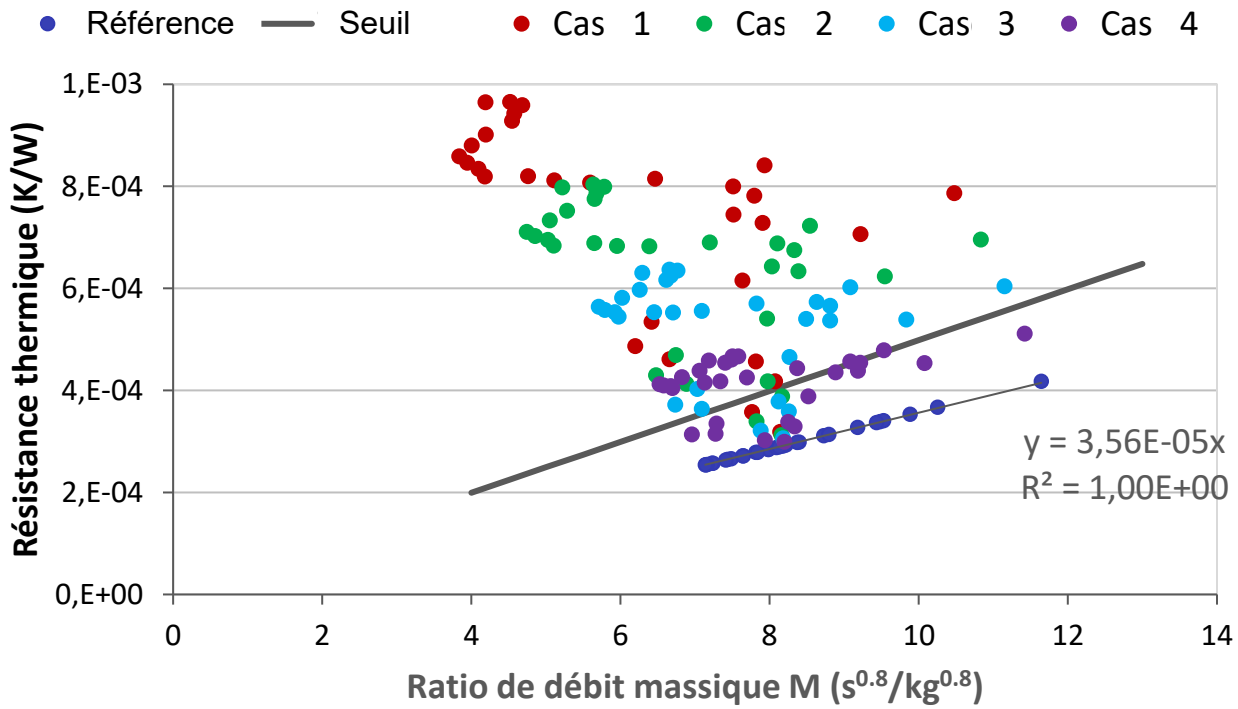
$$D_m = \frac{\dot{m}_{t+\Delta t} - \dot{m}_t}{\dot{m}_{t+\Delta t}}$$

Critère : si $D_m > 15\%$ plus de 4 fois par jour alors il y a un problème de régulation

[Fabre, 2020]

4. Détection de dysfonctionnement

Encrassement de l'échangeur de chaleur



Observation: Une augmentation de la résistance thermique en fonction du rapport des débits massiques

Calcul de la résistance thermique après nettoyage :

$$R_{HEX,without\ fouling} = DTLM/\dot{Q}$$

$$R_{HEX,without\ fouling} = \mathrm{A}\,\dot{M} + \mathrm{B}$$

$$\dot{M} = \frac{\dot{m}_p^{0,8} + \dot{m}_s^{0,8}}{\dot{m}_p^{0,8}\dot{m}_s^{0,8}}$$

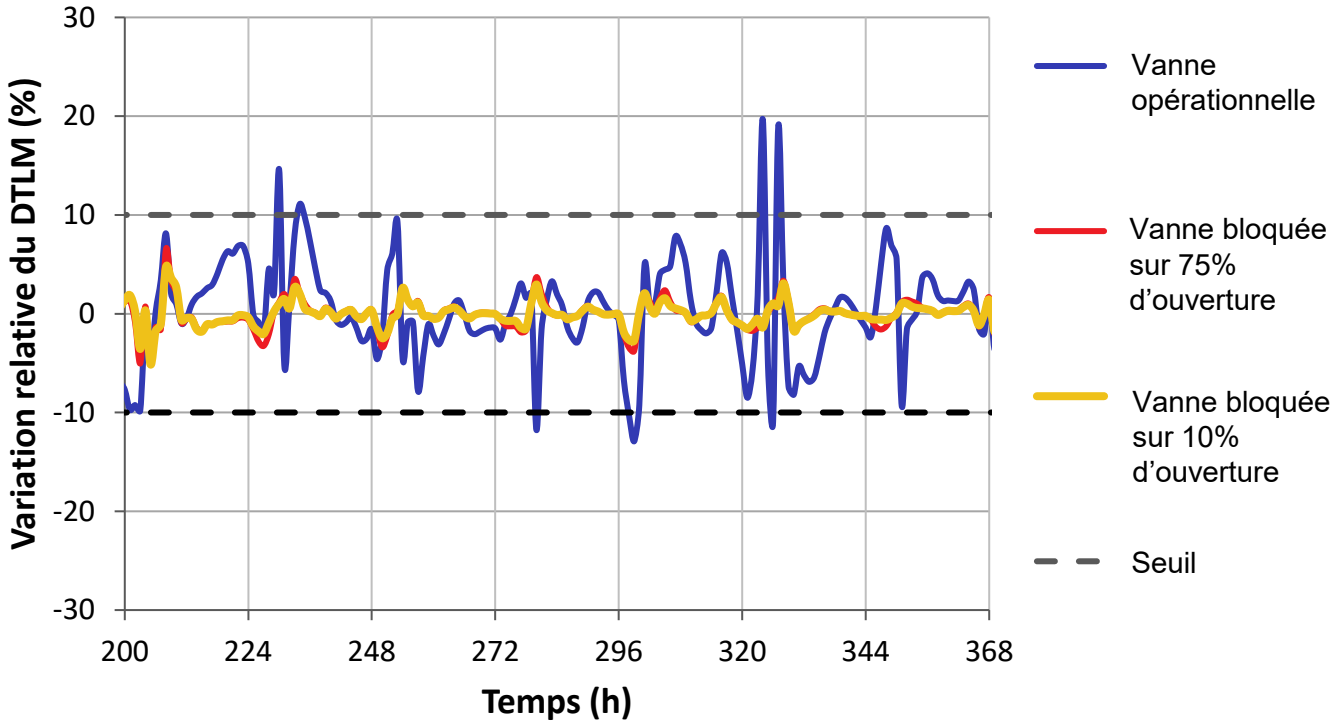
Critère: Pour un $\dot{M}$ donné si

$$R_{HEX} > 1{,}4\ R_{HEX,without\ fouling}$$

[Fabre, 2020]

4. Détection de dysfonctionnement

Vanne de régulation au secondaire bloquée



Calcul du DTLM du radiateur:

$$\mathrm{DTLM} = \ln\left(\frac{T_{in} - T_{int}}{T_{out} - T_{int}}\right)$$

Critère:

si la variation relative du DTLM < 10%

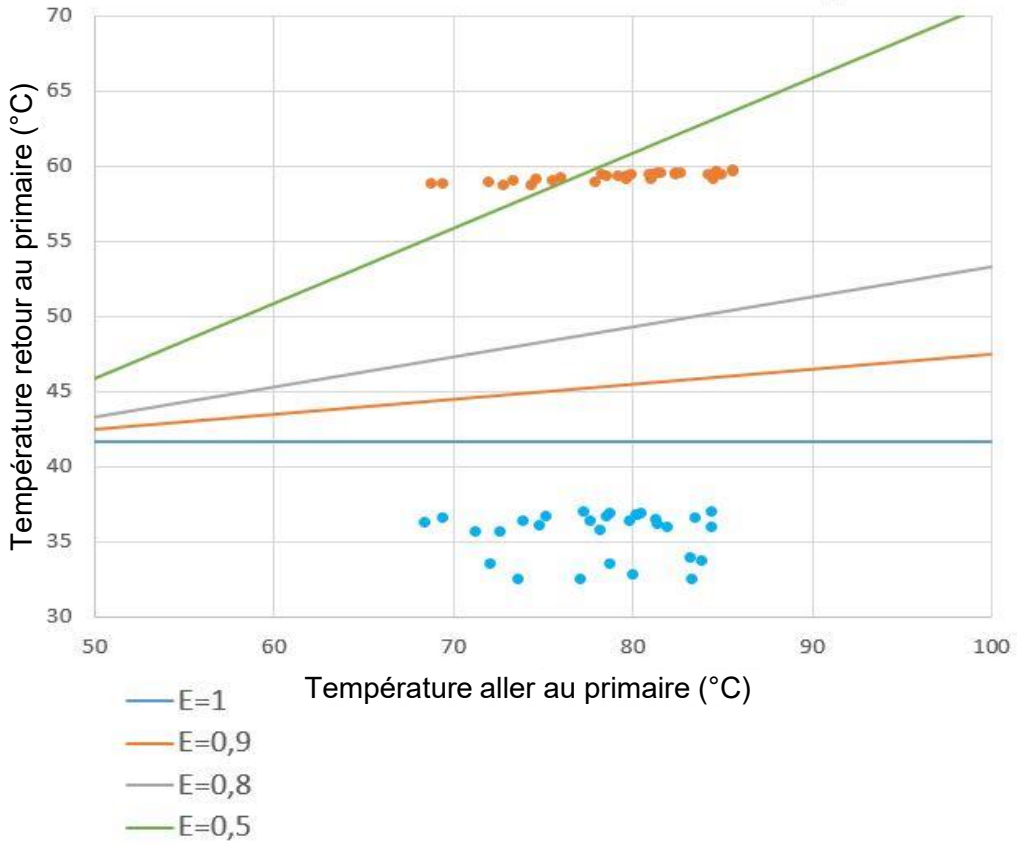
Observation : Les variations du DTLM du radiateur sont lissées

[Fabre, 2020]

4. Détection de dysfonctionnement

- Température de retour ECS

[Fabre, 2020]



Observation: la température de retour côté primaire de l'échangeur de chaleur ECS est élevée

Hypothèses :

$$T_{recirc} = 55°C$$

$$Designed\ F = {\dot{m}_{recirc}}/{\dot{m}_{demand}}$$

Calcul :

$$T_{p,out} = (1 - E)\ T_{p,in} + \frac{E}{1 + F}\ (T_{recirc}\ F + T_{CW})$$

Critère : Tracez les courbes représentant les températures des deux côtés primaires. Vérifiez si ces courbes se situent au-dessus de la ligne grise correspondant, par exemple, à un rendement E = 0,8.

Références

- **S. Månsson, P. O. Johansson Kallioniemi, M. Thern, T. Van Oevelen and K. Sernhed**, "Faults in district heating customer installations and ways to approach them: Experiences from Swedish utilities," Energy, vol. 180, pp. 163-174, 2019
- **H. Gadd & S. Werner**, “Fault detection in district heating substations”, Applied Energy, pp. 51-59, 2015, http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.07.061
- **R. Kim, Y. Hong, Y. Choi, S. Yoon,** “System-level fouling detection of district heating substations using virtual-sensor-assisted building automation system”, Energy, vol. 227, pp 120515, 2021, https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120515
- **E. Guelpa & V. Verda**, “Automatic fouling detection in district heating substations: Methodology and tests”, Applied Energy, vol. 258, pp 114059, 2020, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114059
- **P. Xue, Z. Zhou, X. Fang, X. Chen, L. Liu, Y. Liu, J. Liu**, “Fault detection and operation optimization in district heating substations based on data mining techniques”, Applied Energy, vol. 205, pp 926-940, 2017, http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.035
- **H. Zinko, H. Lee, B.-K. Kim, Y.-H. Kim, Y.-H. Kim, A. Loewen, A. Loewen, H. Walletun, M. Wigbels**, "Improvement of operational temperature differences in district heating systems," International Energy Agency. IEA DHC & CHP Annex VII. 2005
- **H. Gadd & S. Werner**, "Achieving low return temperatures from district heating substations," Applied energy, vol. 136, pp. 59-67, 2014, http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.09.022

Références

- **S. Månsson, K. Davidsson, P. Lauenburg & M. Thern**, " Automated Statistical Methods for Fault Detection in District Heating Customer Installations," Energies, vol. 12, pp. 113, 2018, https://doi.org/10.3390/en12010113
- **F. Theusch, P. Klein, R. Bergmann, W. Wilke, W. Bock & A. Weber**, “Fault Detection and Condition Monitoring in District Heating Using Smart Meter Data”, PHM Society European Conference, vol. 6, pp. 11, 2021, https://doi.org/10.36001/phme.2021.v6i1.2786
- **S. Farouq, S. Byttner, M.-R. Bouguelia, N. Nord & H. Gadd**, "Large-scale monitoring of operationally diverse district heating substations: A reference group-based approach," Engineering applications of artificial intelligence , pp. 90, 2020. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103492
- **H. Bahlawan, N. Ferraro, A. Gambarotta, E. Losi, L. Manservigi, M. Morini, C. Saletti, P. Ruggero Spina & M. Venturini**, “Detection and identification of faults in a District Heating Network”, Energy Conversion and Management, vol. 266, pp 115837, 2022, https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115837
- **J. Van Dreven, V. Boeva, S. Abghari, H. Grahn, J. Al Koussa**, “A systematic approach for data generation for intelligent fault detection and diagnosis in District Heating”, Energy, vol. 307, pp 132711, 2024, https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.132711
- **A. Fabre,** "Développement d’indicateur de performance et de détection de défauts sur les réseaux de chaleur dans une démarche d’optimisation de leur pilotage", PhD Thesis, Mines Paris PSL, 2020 https://doi.org/10.70675/656cda46z6318z424bz8417za6c460641433

Merci !

Module 5.4 – Détection de dysfonctionnement

SHaKE – Sharing Heat and Knowledge on Energy Communities

https://www.shakeproject-dhc.eu/

Développé par Mines Paris – PSL
Antoine Fabre | antoine.fabre@minesparis.psl.eu
Pascal Stabat | pascal.stabat@minesparis.psl.eu



Co-funded by
the European Union