



Modèle bayésien pour la désagrégation du chauffage

François Culière

Plan

1. Présentation de l'entreprise
2. Contexte général & Objectifs
3. Méthodes & Outils
4. Résultats & Discussion
5. Conclusion

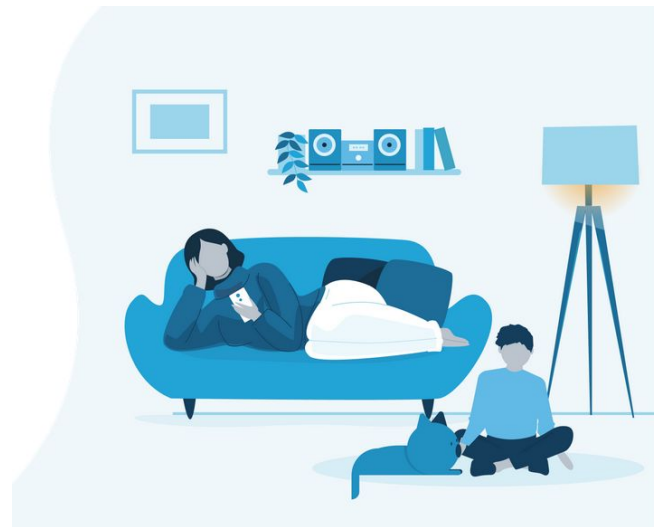
1

Présentation d'Hello Watt



Hello Watt : introduction

- **Fondé en 2016** par Sylvain Le Falher et Xavier Coudert
- Début comme **comparateur** de fournisseurs d'énergie (pour choisir entre les **35** fournisseurs d'électricité en France)
- **Ambition** : être **le** conseiller énergie des particuliers
- **109** collaborateurs (~70 à mon arrivée)
- **2 sites** : Paris et Amiens





Hello Watt : la vision

1



Je baisse ma facture énergétique
En changeant de fournisseur d'énergie

2



Je réduis ma consommation énergétique
En suivant ma consommation énergétique au jour le jour (Coach Conso)
En réalisant des travaux de **rénovation énergétique**

3



Je produis ma propre énergie
En installant des panneaux photovoltaïques sur mon toit



Équipe data : les enjeux stratégiques

1. Amélioration du Coach Conso

- a. Désagrégation de la consommation
- b. Comparaison aux logements similaires (consommation, isolation)
- c. Proposition de travaux de rénovation pour les passoires thermiques

2. Amélioration de l'acquisition client

- a. Optimisation des campagnes SEA Adwords
- b. Amélioration de l'expérience client sur le site

Équipe data : environnement technique



mongoDB®



GitLab

Poetry



CONDA

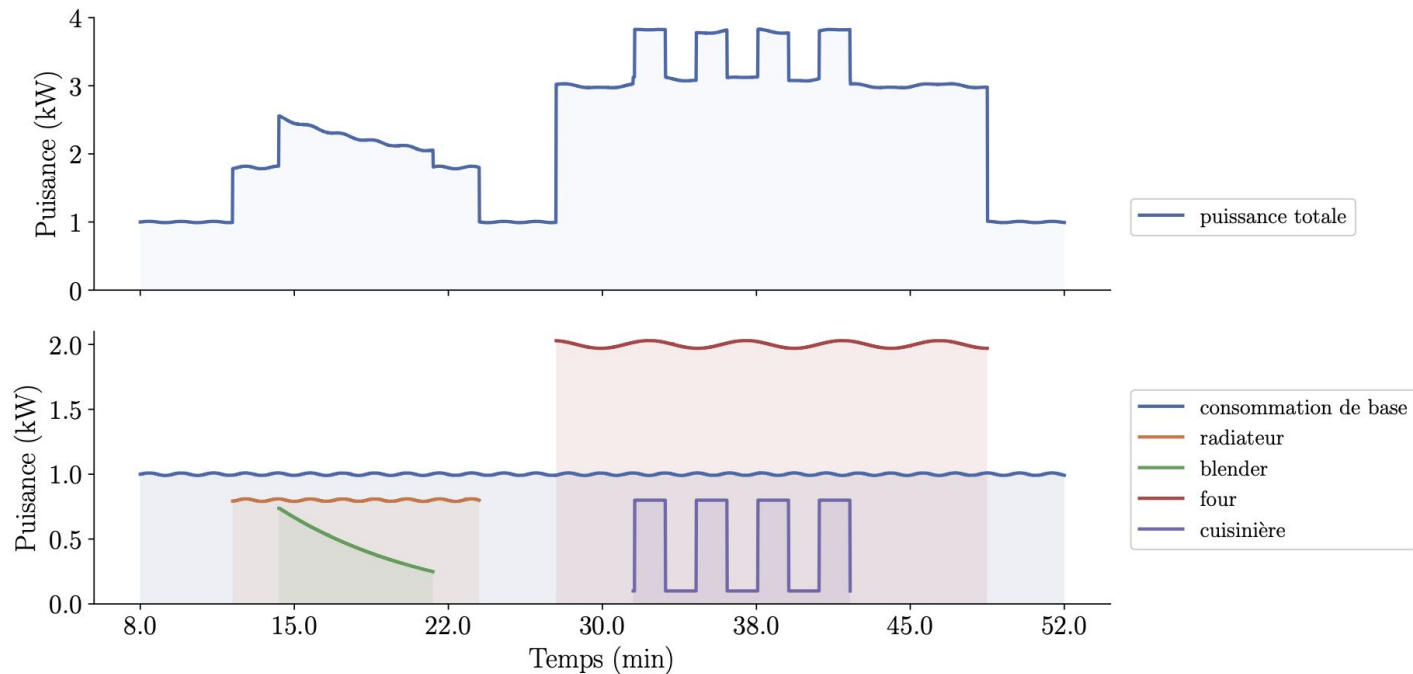
2

Contexte général & Objectifs



Désagrégation d'énergie

- Trouver la répartition de la consommation totale de plusieurs appareils



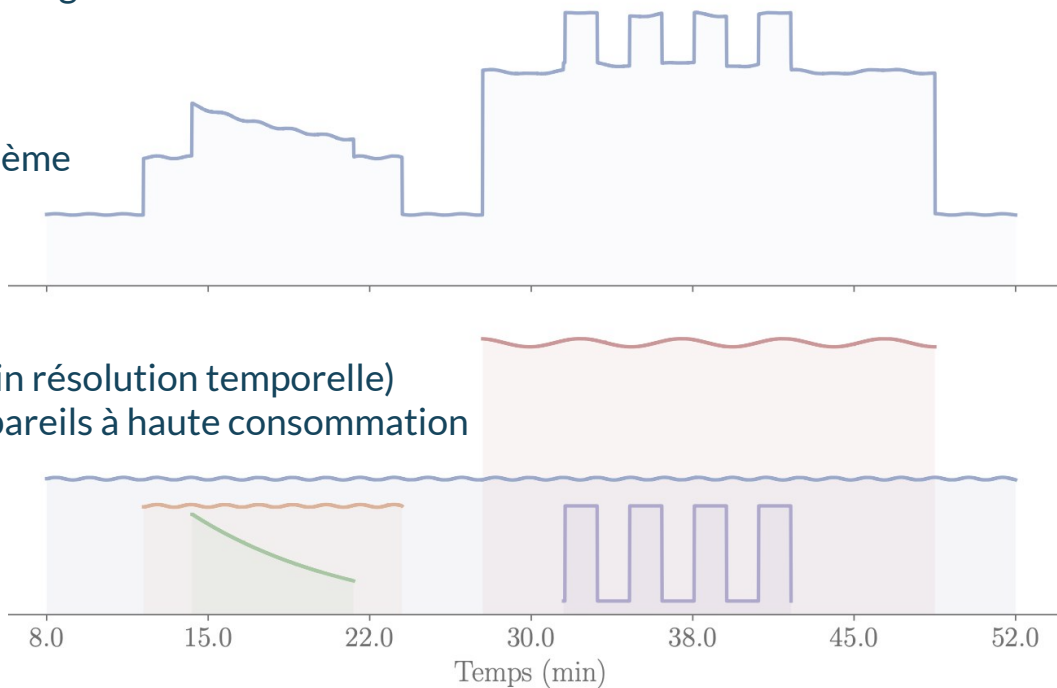


Désagrégation d'énergie

- Difficulté du problème dépend :
 1. fréquence d'échantillonnage
 2. nombre d'appareils

- Peut être vu comme un problème de factorisation de matrice (type NMF)

- Hello Watt
 - Utilisation Linky (30 min résolution temporelle)
 - Focalisation sur les appareils à haute consommation

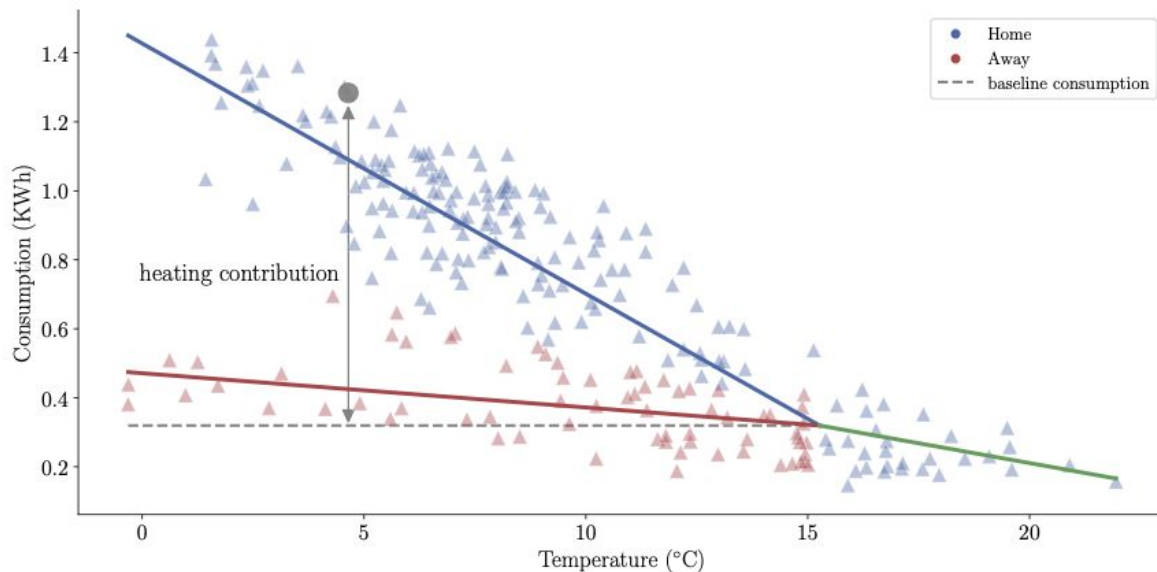




Désagrégation du chauffage

- Chauffage compte pour 40% de la consommation annuelle en électricité
- Détection non supervisée en utilisant la relation :

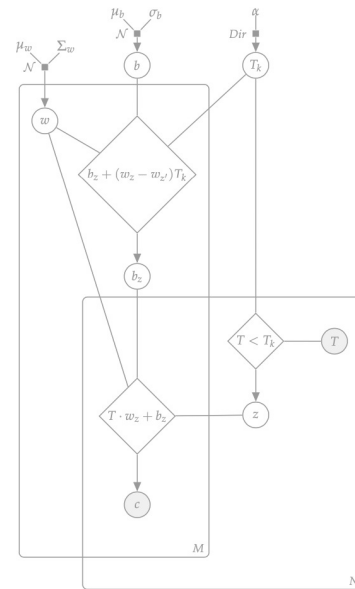
$$P_{tot} = \text{HPLC} (T_{in} - T_{ext}) - \frac{1}{\eta_{HS}} A_{sol} I_{sol} - \frac{\eta_B}{\eta_{HS}} P_B - \frac{\Phi_O}{\eta_{HS}} + P_B$$





Désagrégation du chauffage : Enjeux pour Hello Watt

- Enjeux pour l'équipe rénovation :
 - Trouver les logements les moins bien isolés
 - Chiffrer les économies en chauffage suite à une rénovation
- Nécessité d'avoir un modèle précis
 - Construction d'un modèle bayésien ajusté sur chaque logement



3

Méthodes & Outils



Inférence bayésienne

- Paradigme des **statistiques** qui se résume par la formule de **Bayes** :

$$P(\Theta \mid \text{data}) = \frac{P(\text{data} \mid \Theta) \times P(\Theta)}{P(\text{data})},$$
$$\text{Posterior} = \frac{\text{Vraisemblance} \times \text{Prior}}{\text{Evidence}}.$$

- Source d'opposition dans la communauté scientifique
- Permet de **modéliser** de grandes **classes** de **problème** (modèles graphiques)
- Problèmes calculatoires → Méthodes **MCMC** et d'**inférence variationnelle**



Inférence variationnelle

- Cadre de l'inférence variationnelle :

$$p_{\theta}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = p_{\theta}(\mathbf{x} \mid \mathbf{z})p_{\theta}(\mathbf{z})$$

- On souhaite calculer la distribution postérieure :

$$p_{\theta_{\max}}(\mathbf{z} \mid \mathbf{x}) = \frac{p_{\theta_{\max}}(\mathbf{x}, \mathbf{z})}{\int p_{\theta_{\max}}(\mathbf{x}, \mathbf{z})d\mathbf{z}}$$

- **Approximation** de la vrai distribution par une **distribution variationnelle** (guide) :

$$\phi_{\max}, \theta_{\max} = \underset{\phi, \theta}{\operatorname{argmin}} \operatorname{KL}(q_{\phi}(z) \parallel p_{\theta}(z \mid \mathbf{x}))$$



Inférence variationnelle : en pratique

- Remplacement de la **KL divergence** par la borne inférieure variationnelle (**ELBO**) :

$$\text{ELBO} = \mathbb{E}_{q_\phi(\mathbf{z})} [\log p_\theta(\mathbf{x}, \mathbf{z}) - \log q_\phi(\mathbf{z})]$$

- Propriétés :


$$\log p_\theta(\mathbf{x}) \geq \text{ELBO}$$

$$\log p_\theta(\mathbf{x}) - \text{ELBO} = \text{KL}(q_\phi(\mathbf{z}) \| p_\theta(\mathbf{z} | \mathbf{x}))$$

- Maximiser l'**ELBO**, augmente l'évidence des données



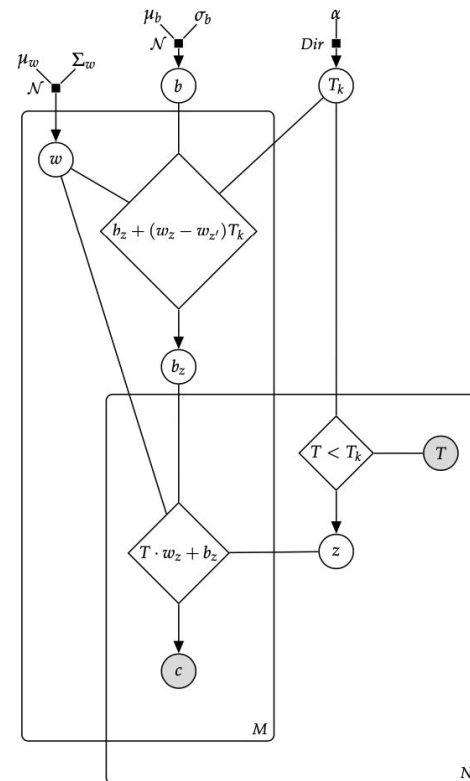
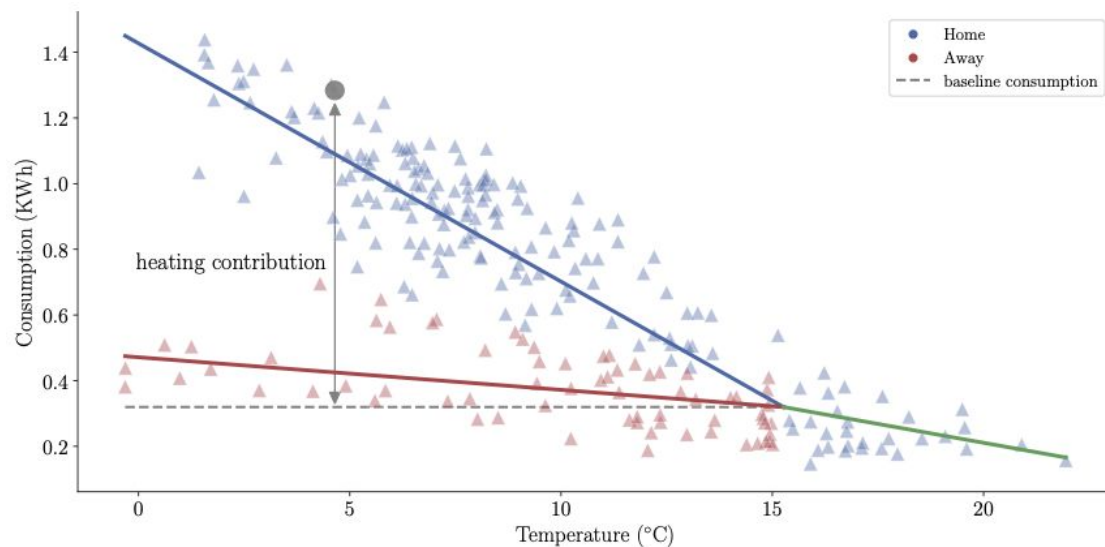
Programmation probabiliste

- Permet de :
 - **Décrire** modèle graphique bayésien
 - **Décrire** une distribution variationnelle (guide)
 - **Minimiser l'ELBO**, nécessitant le calcul et la rétro-propagation de son **gradient**
- Librairie utilisée : **Pyro** basée sur Pytorch 
- S'adapte à des grands jeux de données avec l'utilisation du GPU



Modèle de désagrégation du chauffage : description

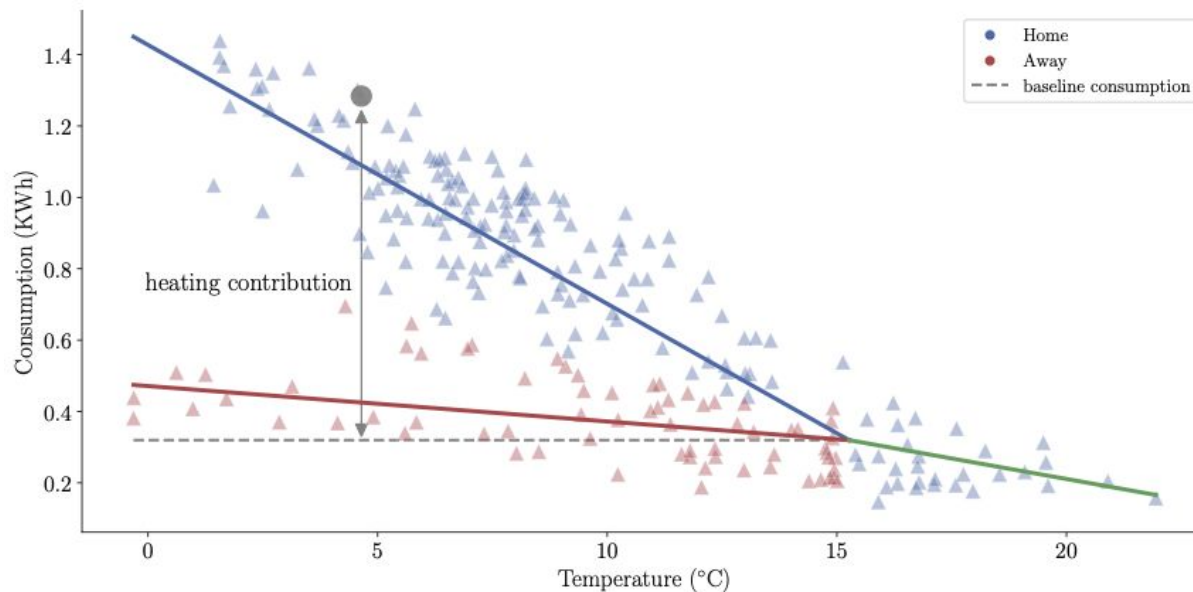
- Permet de trouver le **HPLC** du logement
- Modèle qui autorise une **mixture de régression** en dessous d'une **température critique**





Modèle de désagrégation du chauffage : caractéristiques

- **Température de cassure** modélisée par une loi de **dirichlet**
- **Mixture de régression** modélisée par : Sigmoid o Cumsum (Dirichlet)
 - Permet d'échantillonner un **vecteur aléatoire ordonné**

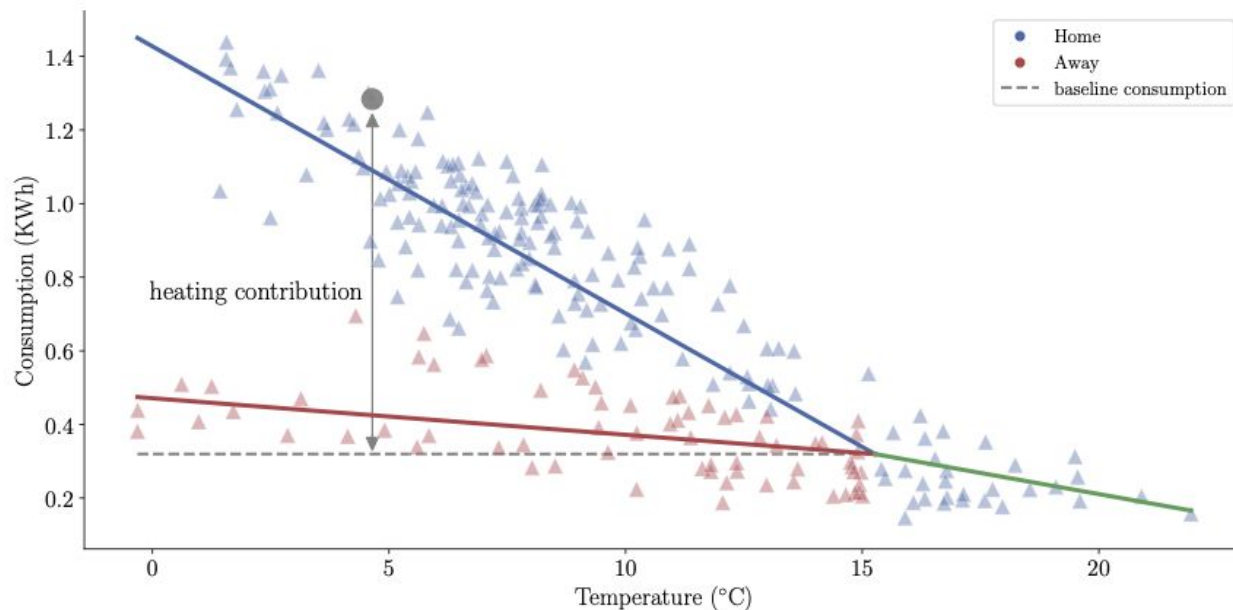




Modèle de désagrégation du chauffage : prédictions du chauffage

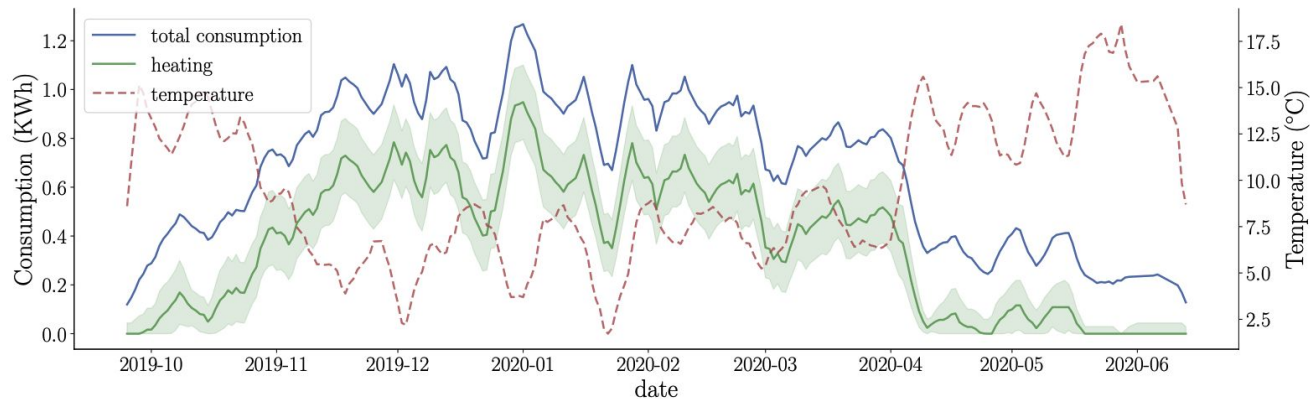
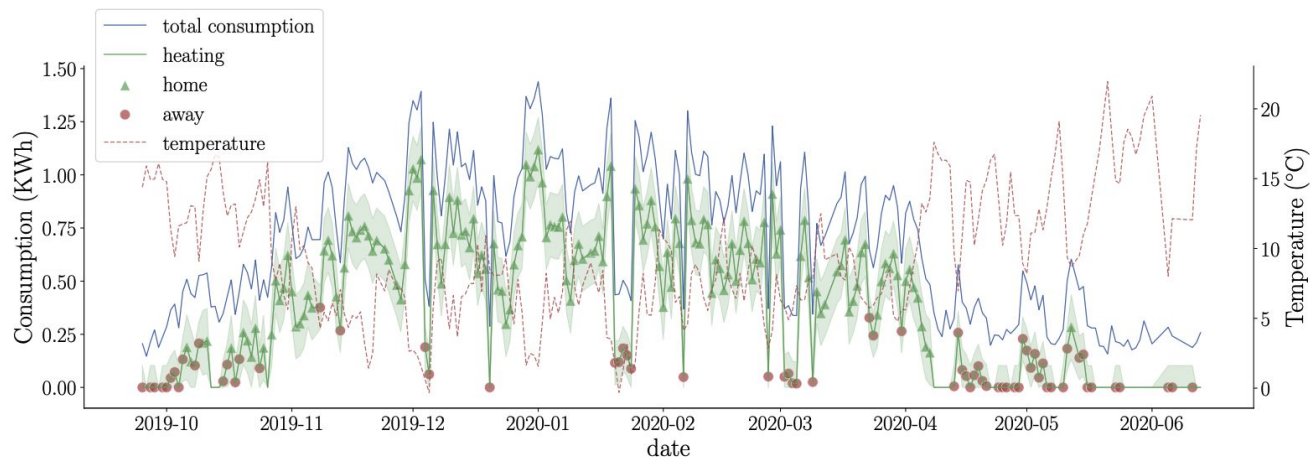
- Calculées avec les **paramètres du modèle**

$$c^{(h)} | c^{(tot)}, w_a, T_c, b_a = c^{(tot)} - w_a T_c - b_a$$





Modèle de désagrégation du chauffage : exemple de prédiction



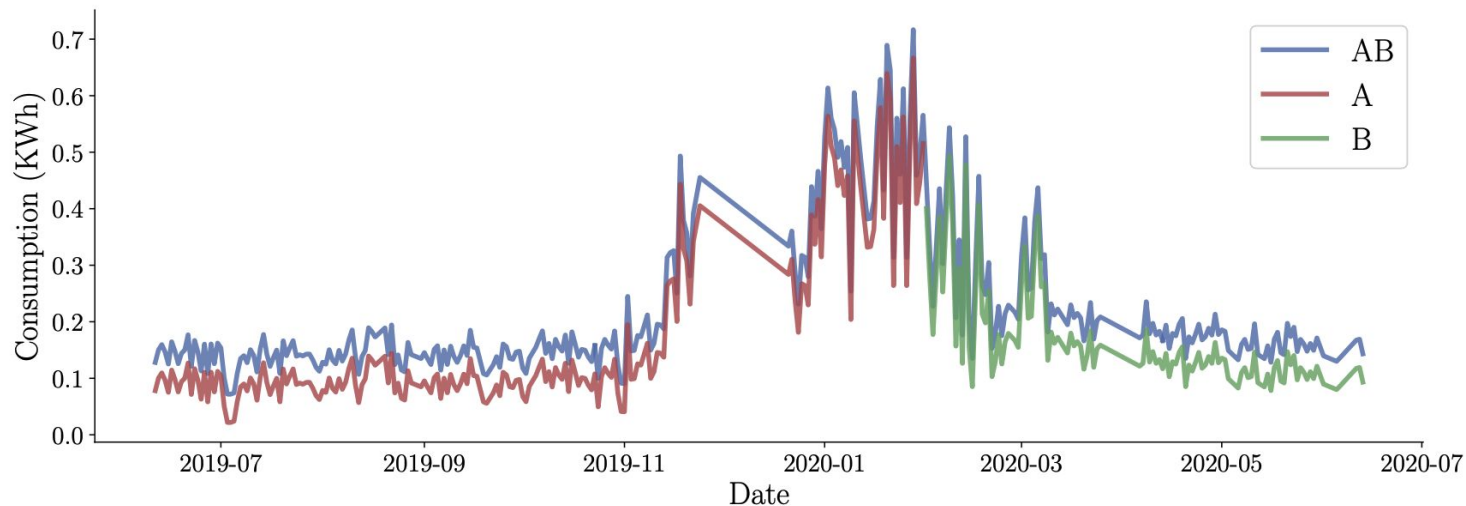
4

Résultats & Discussion



Validation du modèle

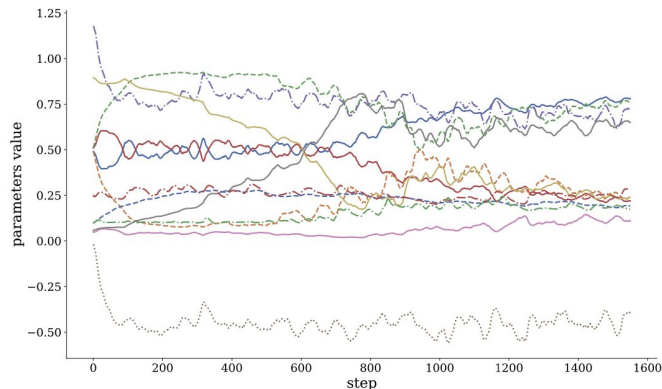
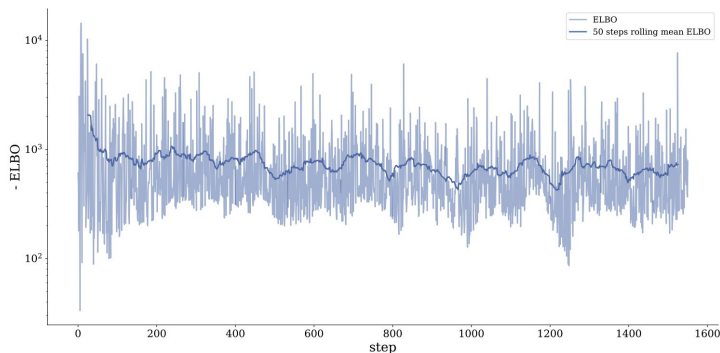
- Dataset de 676 logements partitionné en deux **sous-ensembles** A and B
- Modèle ajusté sur :
 - A+B et **évalué** sur **B** d'une part
 - A et **évalué** sur **B** d'autre part
- Différence moyenne des prédictions : **10%**





Ajustement du modèle : difficultés rencontrées

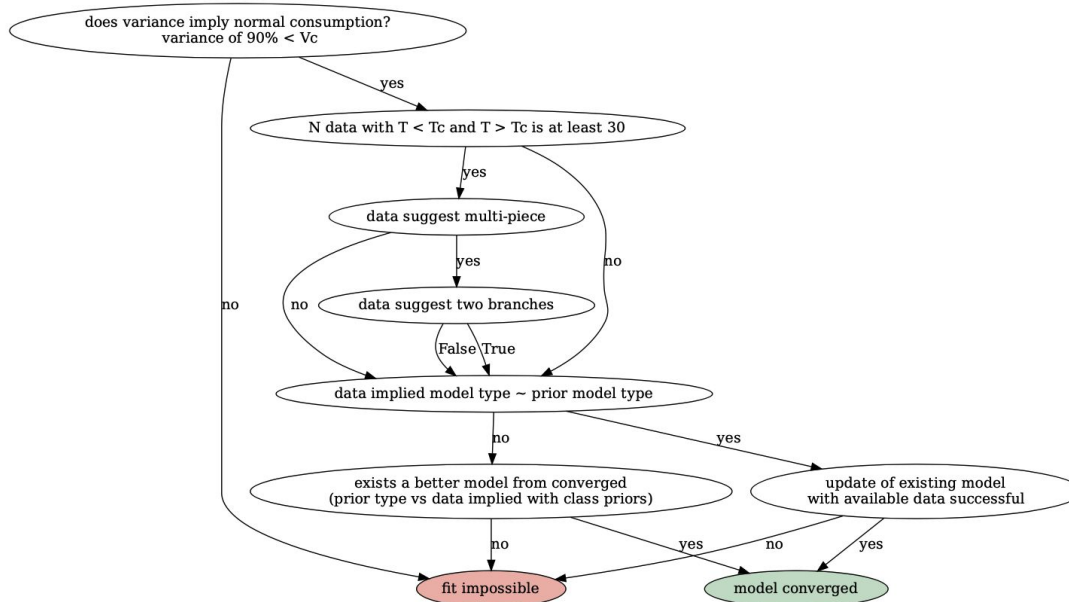
- **Initialisation des paramètres :**
 - Tombe facilement dans un **minimum local**
 - **Initialisation** des paramètres avec **régressions** pour $T < 17^{\circ}\text{C}$ et $T > 17^{\circ}\text{C}$
- Critère d'arrêt à utiliser pour limiter le temps d'inférence
 - Test de **racine unitaire** de l'**ELBO**
 - **Variation relative** des paramètres lors de **n derniers pas** de calculs





Mise en production : description

- Pipeline robuste aux données manquantes et comportements étranges de consommation
- Pipeline d'inférence proposée :





Mise en production : choix du modèle

- **Choix du modèle** pour choisir le nombre de cassures et d'états latents
 - Comportement de consommation avec **2 températures** de **cassures** (**chauffage** et **climatisation**)
 - Comportement sans température de cassure évidente
- Nécessite un **critère** pour **choisir** le **modèle**
 - Utilisation du **BIC** (pénalise la complexité du modèle)
$$\text{BIC} = -2 \ln(L) + k \cdot \ln(N)$$
 - Utilisation de **statistiques** sur les données d'entrées (nombre de données, KDE)



Mise en production : Enregistrement des paramètres

- Calculer les **prédictions** lorsqu'un **utilisateur** se **connecte** sur la **plateforme** d'Hello Watt
- Utiliser comme **prior** lors du ré-entraînement du modèle, nécessaire pour détecter :
 - Changement de comportement de consommation
 - Travaux d'isolation



Proposition d'amélioration

- Approche plus générale de la modélisation bayésienne
 - Utilisation d'un ensemble de modèle (point de cassure, états latents) et former des mixtures
- Amélioration du modèle en **ajoutant** des **données météorologiques** (vent, couverture nuageuse)

5

Conclusion



Conclusion

- Objectifs réalisés
 - Développement d'un modèle de désagrégation du chauffage mis en production sur le site d'Hello Watt
 - Ecriture d'un papier de recherche accepté à la conférence NILM
 - Réalisation d'études statistiques pour enrichir le site d'Hello Watt
- Expérience valorisante et révélatrice des responsabilités du data scientist en entreprise



Merci !