

Une approche d'apprentissage automatique pour la recharge intelligente des véhicules électriques

Karol Lina López
karol-lina.lopez.1@ulaval.ca

Sous la direction de :
Christian Gagné

22 jan 2019

reparti

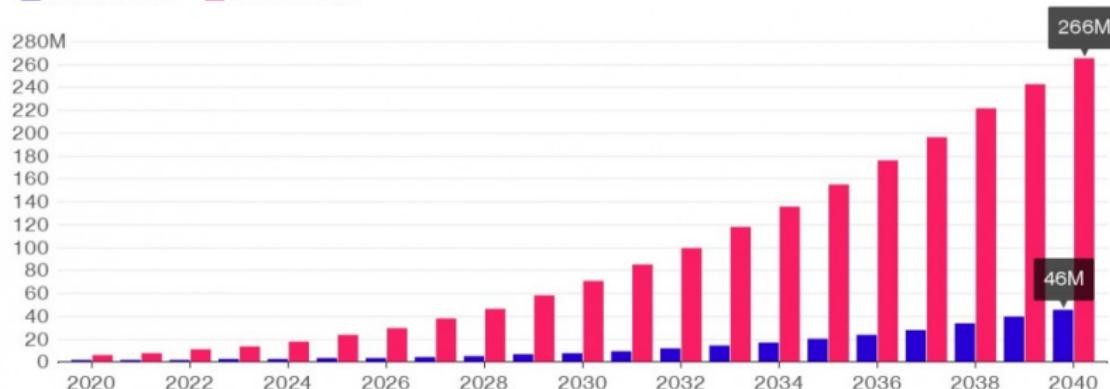


Véhicules électriques : portrait de la situation

Growing Expectations

OPEC's electric vehicle forecast grew by almost 500% last year

■ 2015 Forecast ■ 2016 Forecast



Source: Bloomberg New Energy Finance

Bloomberg

Source: Bloomberg, 2017

Véhicules électriques : portrait de la situation

Engagements des constructeurs quant à leur offre de véhicules électriques

Tirés du rapport 2018 de l'Agence internationale de l'énergie (AIE)

Rang	Marque	Nombre de modèles	Pourcentage (%) des ventes
1	Toyota	10 en 2020	-----
2	Volkswagen	80 en 2025	25 % en 2025
3	Mercedes-Benz	10 en 2025	15-25 % en 2025
4	GM	20 en 2023	-----
5	Ford	40 en 2022	-----
6	Honda	-----	15 % en 2030
7	BMW	25 en 2025	15-25 % en 2025
8	Renault-Nissan	12 en 2022	20 % en 2022
9	Hyundai-Kia	12 en 2020	-----
10	PSA	27 en 2023	-----



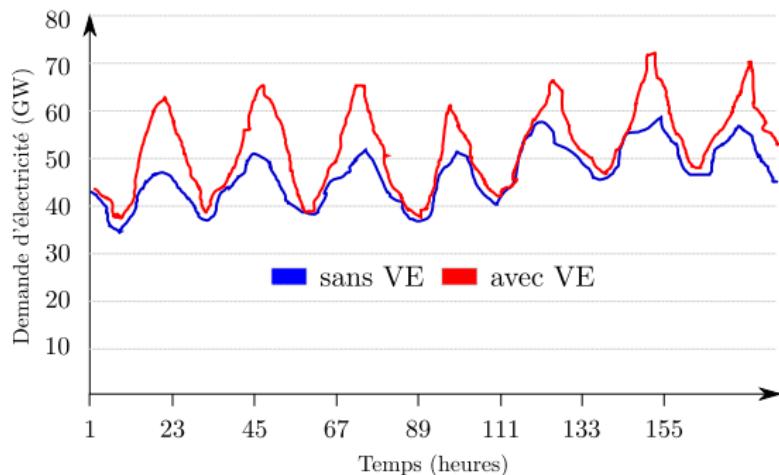
Source: Radio-Canada, 2018

Intégrer les véhicules électriques dans le réseau électrique



Source: Inauguration of the European Interoperability Centre for Electric Vehicles and Smart Grids

Intégrer les véhicules électriques dans le réseau électrique



Source: Report on the Economic and Environmental Impacts of Large-Scale Introduction on EV/PHEV. Shakoor & Aunedi, 2011

Stratégies pour la gestion de la demande

	Orienté grille	Orienté utilisateur
Objectifs	<ul style="list-style-type: none">• Réduire la demande pic en puissance• Réduire les coûts de production	<ul style="list-style-type: none">• Assurer la disponibilité du véhicule• Réduire le coût d'opération
Requis	<ul style="list-style-type: none">• Données de consommation globales• Infrastructure de communication complexe	<ul style="list-style-type: none">• Données spécifiques à l'utilisateur• Infrastructure de communication minimale

Stratégies pour la gestion de la demande

Contrôle direct



Stratégies pour la gestion de la demande

Contrôle direct



Tarification dynamique



MICHAEL
ES

Hydro-Québec va offrir des tarifs variables selon l'heure du jour



PARTAGEZ SUR FACEBOOK



PARTAGEZ SUR TWITTER



AUTRES



PIERRE COUTURE

Jeudi, 26 avril 2018 01:00

MISE à JOUR Jeudi, 26 avril 2018 01:00

Hydro-Québec offrira dès l'hiver prochain des tarifs d'électricité variables selon les heures de la journée à ses clients.

« On ira de l'avant comme prévu, et ce, sur une base volontaire et progressive », a confirmé hier au *Journal* un porte-parole d'Hydro-Québec, Marc-Antoine Pouliot.

Optimiser la recharge de véhicules électriques avec une perspective utilisateur

Approche proposée



Données disponibles

Approche proposée



Données disponibles

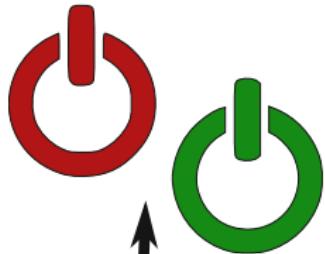


Approches d'apprentissage

Approche proposée



Données disponibles



Décisions



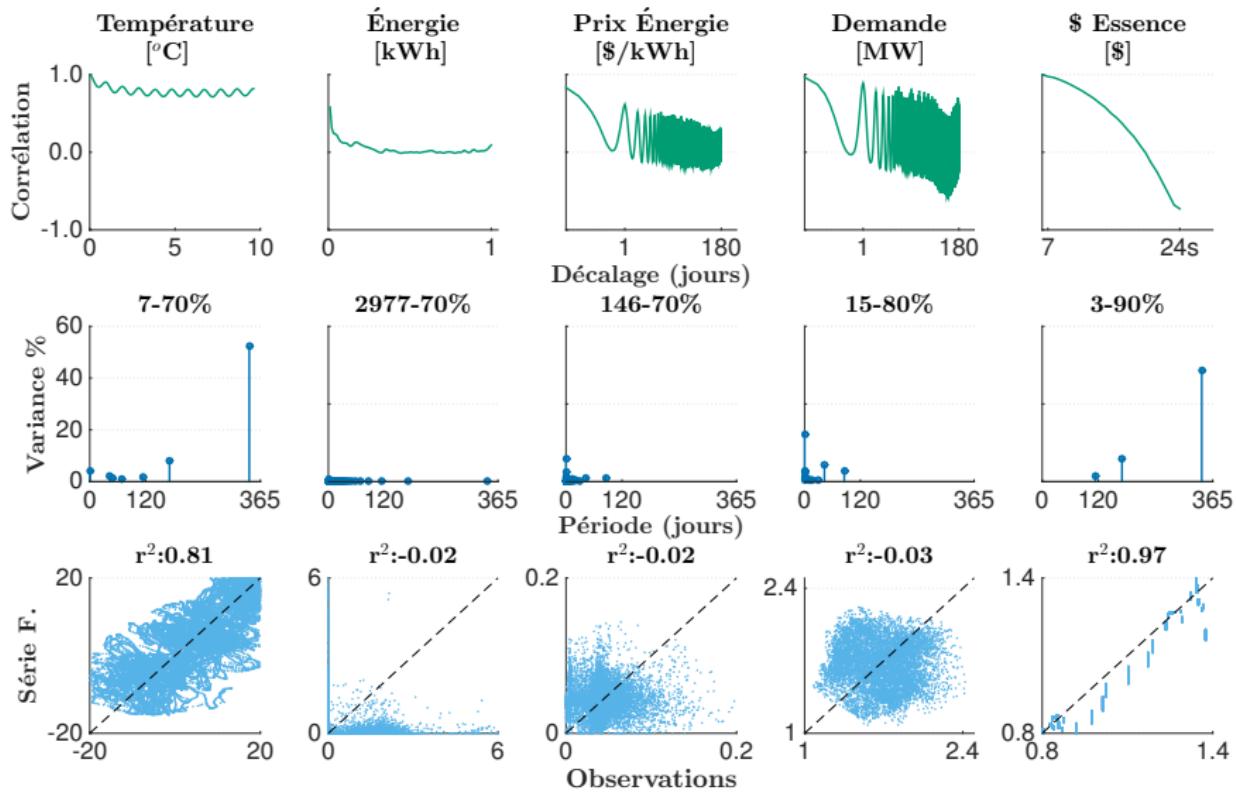
Approches d'apprentissage

Méthodologie générale

- ① Obtenir et analyser les données pertinentes
- ② Déterminer les décisions optimales correspondantes
- ③ Proposer une méthode d'apprentissage capable d'approcher les décisions optimales

Obtenir et analyser les données
pertinentes

Analyses univariées des données



Analyses multivariées des données - Corrélation

	Temp.	Énergie	\$ Essence	HOD	HOEP
Temp.	1.00	0.02	0.81	-0.02	0.15
Énergie		1.00	0.02	0.06	0.06
\$ Essence			1.00	-0.00	0.17
HOD				1.00	0.71
HOEP					1.00

Définition du Système d'Information

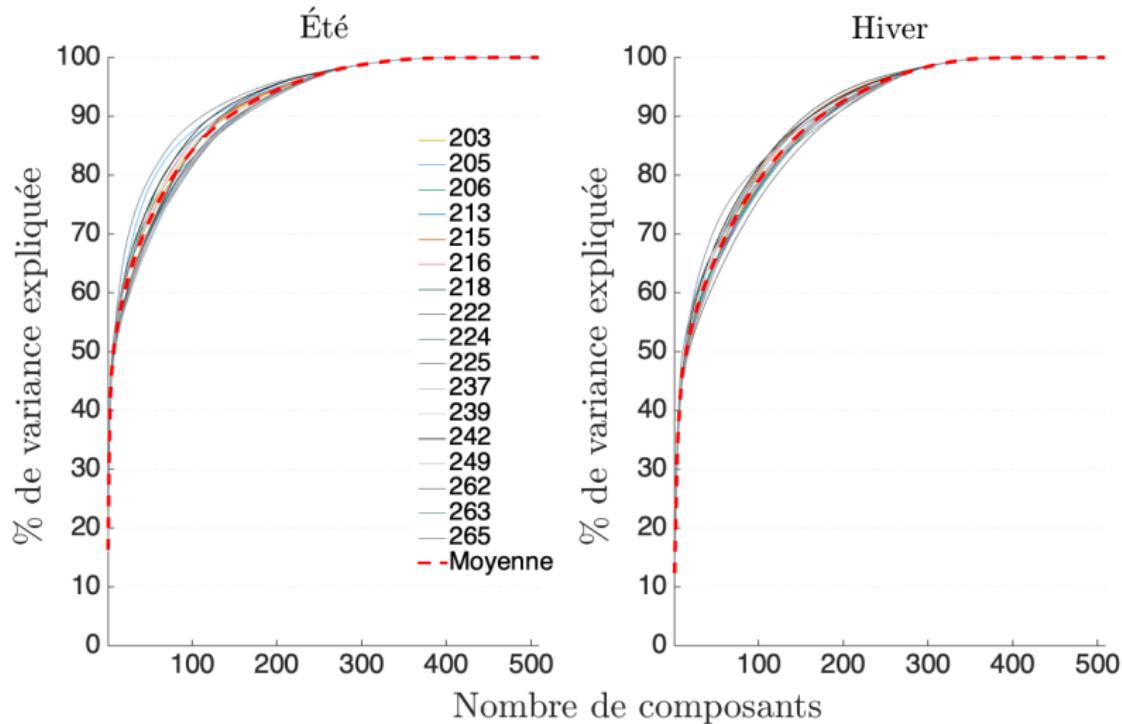
- HOEP (x^1), HOD (x^2), et température extérieur (x^3) with 101 décalages.
- énergie consommée (x^4) avec 199 décalages.
- variables scalaires :
 - w_1 : jour de la semaine,
 - w_2 : heure;
 - $w_3 : C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$ différence du prix de l'électricité,
 - $w_4 : C_{el}(t)$ prix de l'électricité au temps t [\$/kWh],
 - $w_5 : C_{fuel}(t)$ prix de l'essence au temps t [\$/l],
 - $w_6 : dis(t)$ distance parcourue au temps t [km].

Définition du Système d'Information

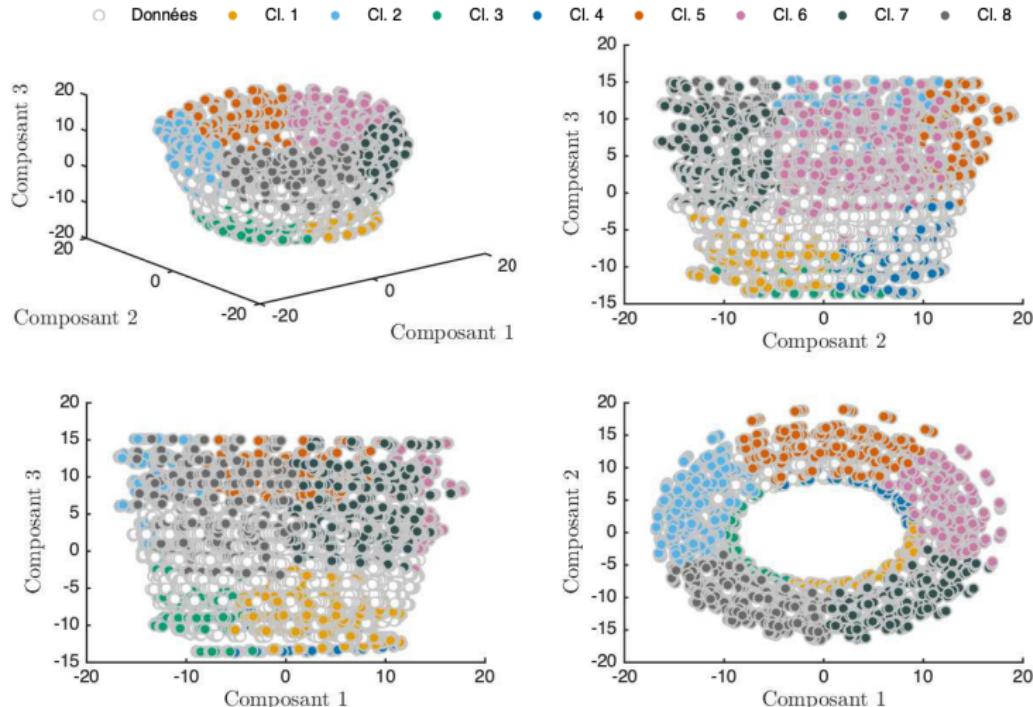
- HOEP (x^1), HOD (x^2), et température extérieur (x^3) with 101 décalages.
- énergie consommée (x^4) avec 199 décalages.
- variables scalaires :
 - w_1 : jour de la semaine,
 - w_2 : heure;
 - $w_3 : C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$ différence du prix de l'électricité,
 - $w_4 : C_{el}(t)$ prix de l'électricité au temps t [\$/kWh],
 - $w_5 : C_{fuel}(t)$ prix de l'essence au temps t [\$/l],
 - $w_6 : dis(t)$ distance parcourue au temps t [km].

... et l'état de charge du véhicule ainsi que les décisions optimales obtenues avec la programmation dynamique.

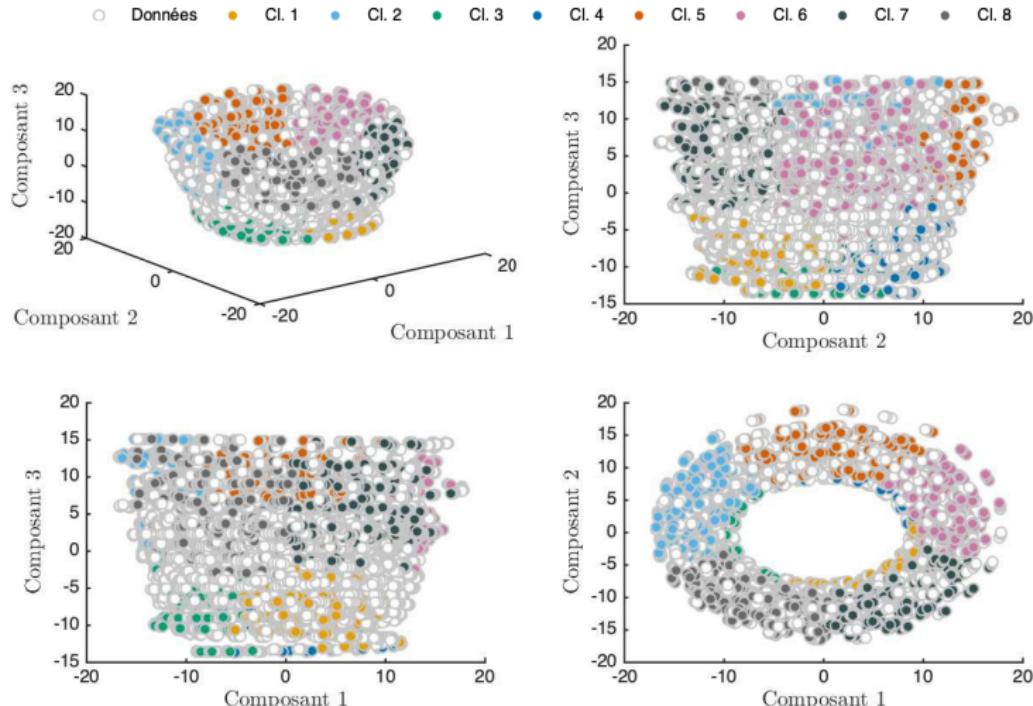
ACP du Système d'Information



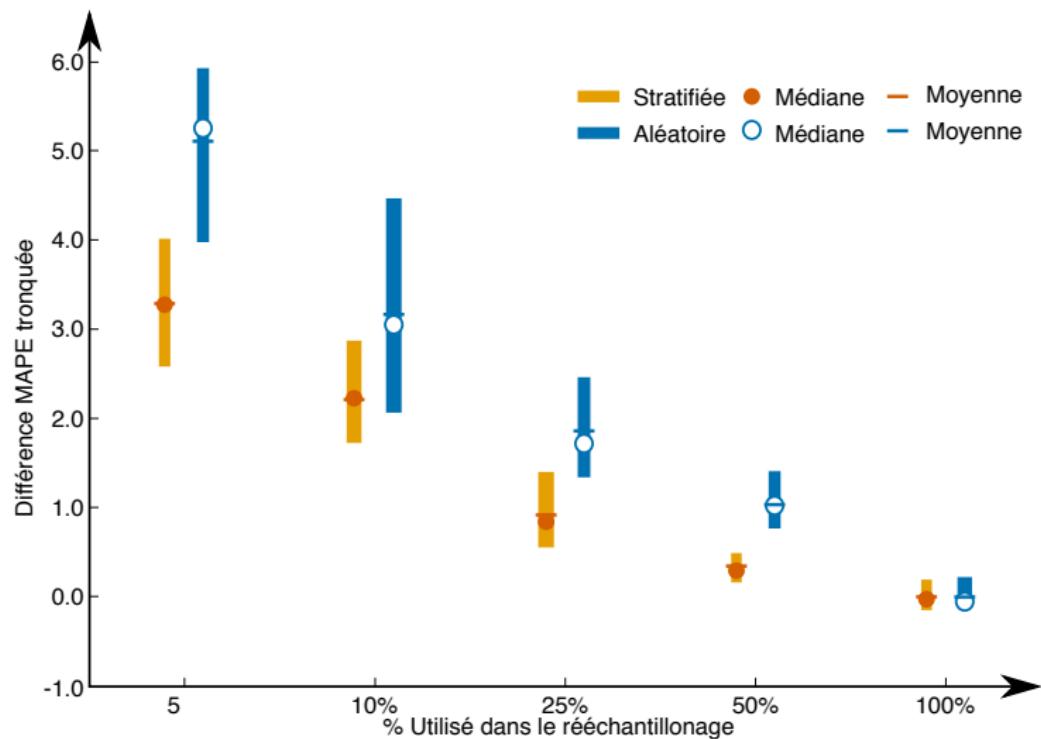
Stratification des données



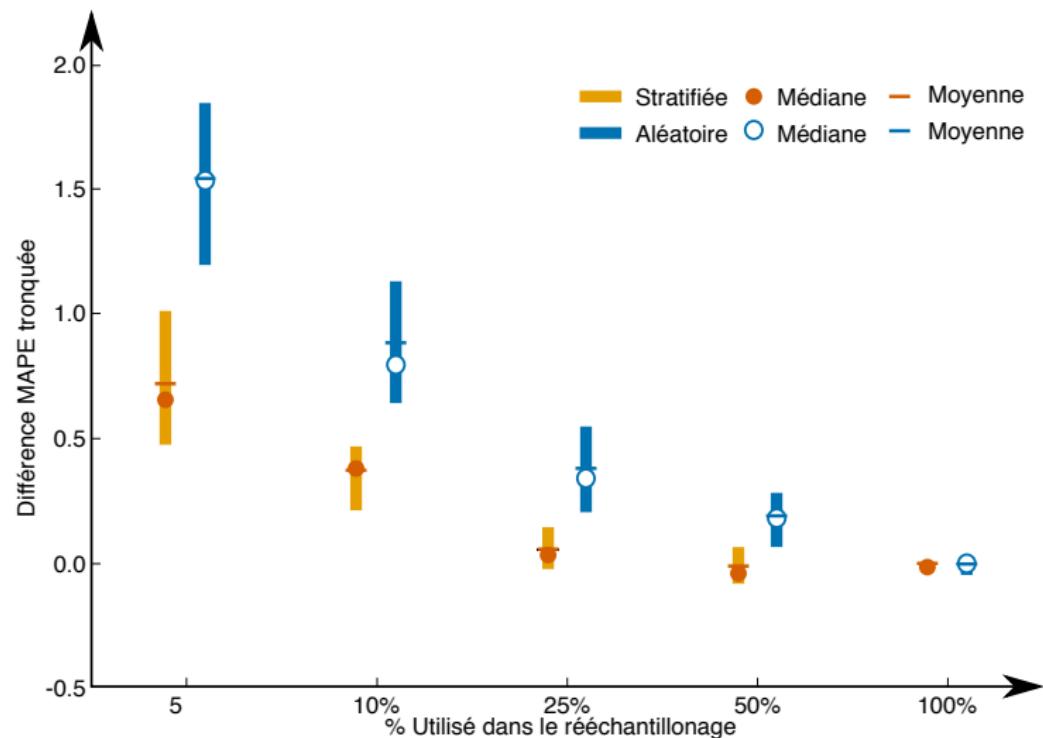
Stratification des données



Stratification dans un problème de régression avec réseau de neurones

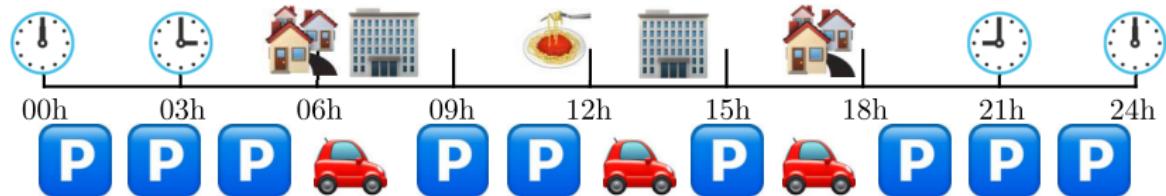


Stratification dans un problème de régression avec machines à vecteurs de support

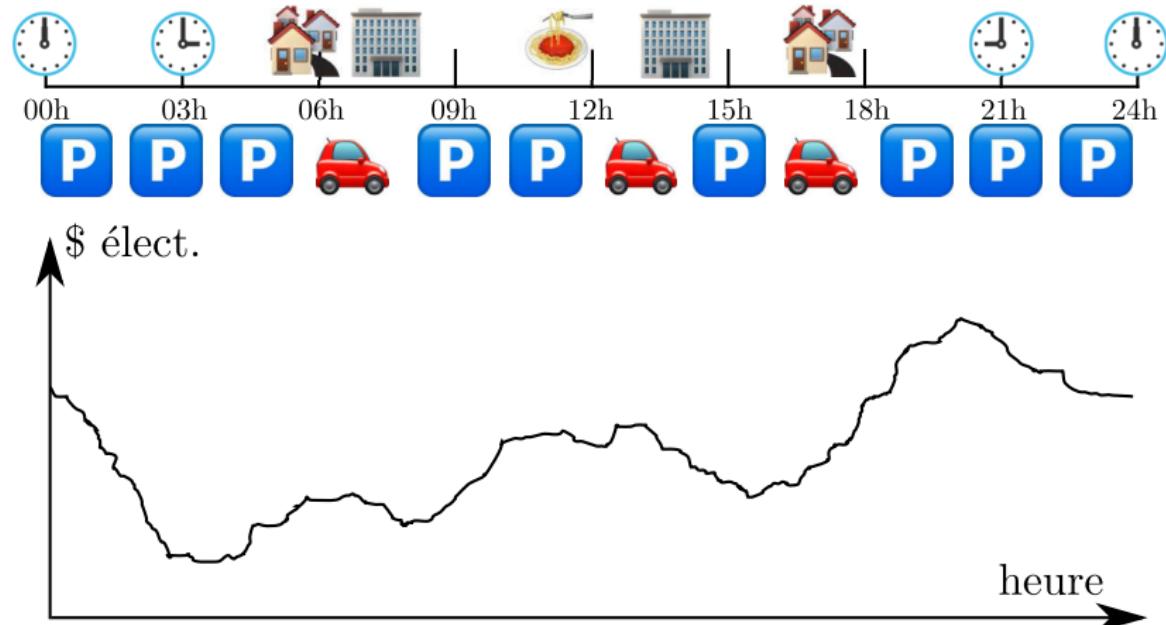


Déterminer les périodes de
recharge optimales

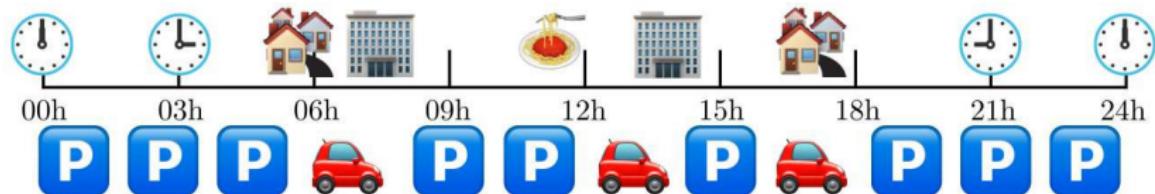
Programmation des périodes de recharge



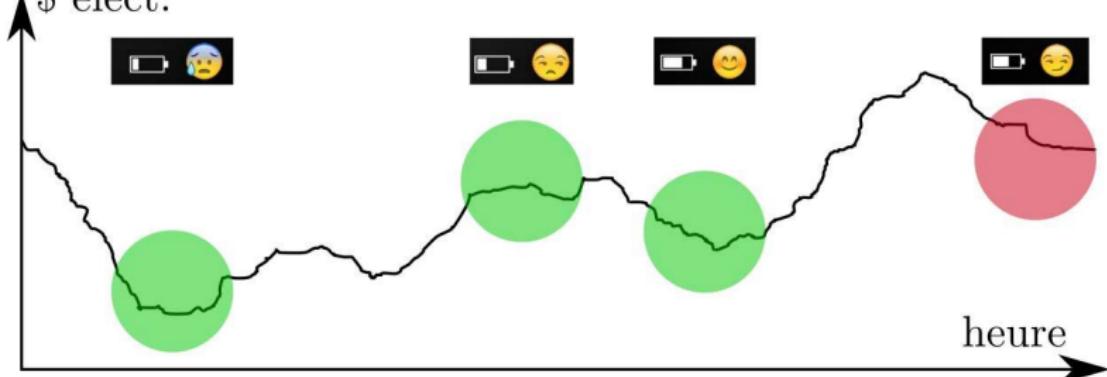
Programmation des périodes de recharge



Programmation des périodes de recharge



\$ élect.



Formulation du problème

- Discrétisation de la journée et des états de charge
- À chaque temps t , le véhicule peut être branché ($z(t) = 1$) ou non branché ($z(t) = 0$)
- Si branché, on peut charger ou non ($a(t) = \{0, 1\}$)

$$S_p(t) = a(t) \cdot C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta} \quad (1)$$

- Sinon, on ne peut que consommer de l'énergie

$$S_u(t) = C_{fuel}(t) \cdot \max(F_c(SoC(t)), 0) \quad (2)$$

- Objectif : minimiser le coût d'utilisation

$$\min_{\{a(t)\}_{t=1}^T} \sum_{t=1}^T [z(t) \cdot S_p(t) + (1 - z(t)) \cdot S_u(t)] \quad (3)$$

Processus de décision Markovien

- Les états :

$$s(t) = \frac{\lfloor SoC(t) \cdot B \rfloor + 0.5}{B} \quad (4)$$

- Les actions ($a = 0, a = 1$)
- La fonction de transition (modèle de batterie)
- La fonction de récompense :

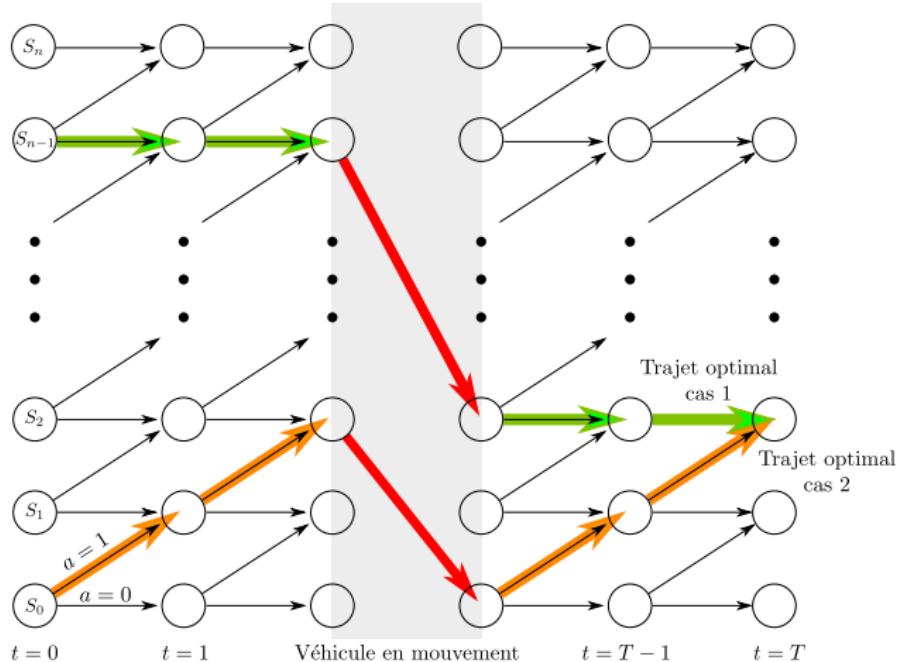
$$r(s(t), a) = \begin{cases} 0 & \text{si } z(t) = 1 \text{ et } a = 0 \\ -C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta} & \text{si } z(t) = 1 \text{ et } a = 1 . \\ -C_{fuel}(t) \cdot F_c(SoC(t)) & \text{si } z(t) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Optimisation basée sur la Programmation Dynamique

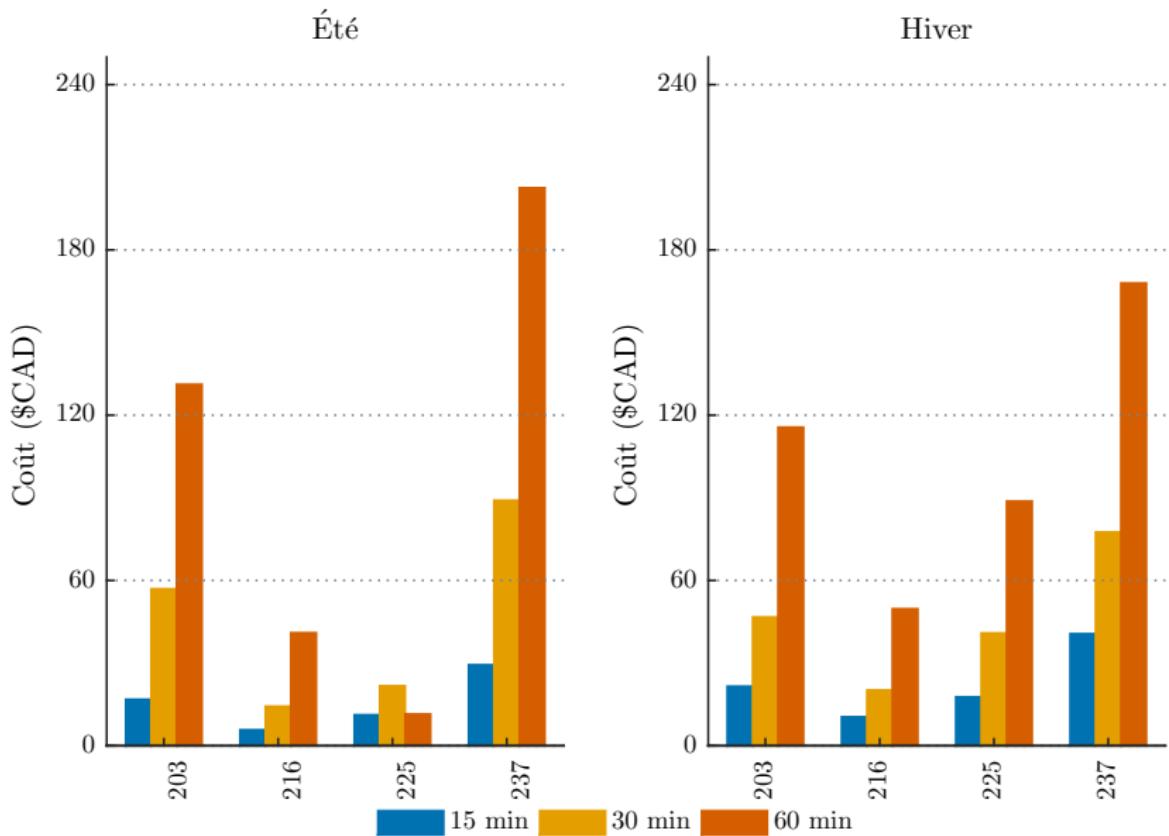
$$Q(s(t), a) = r(s(t), a) + \max_{a \in \mathcal{A}} Q(s(t + 1), a) \quad (6)$$

$$a^*(t) = \operatorname{argmax}_{a \in \mathcal{A}} Q(s(t), a). \quad (7)$$

Prise de décisions avec la programmation dynamique (Exemple illustratif)



Analyse de l'intervalle de temps



Résultats

	Essence	Hiver					
		Prog. dynamique	Charge toujours	RD		\$	%
		\$	\$	%	\$		
Moyenne	62.1	9.6	87	31.7	52	33.9	50
Médiane	58.8	6.4	88	24.6	56	25.2	54

	Essence	Été					
		Prog. dynamique	Charge toujours	RD		\$	%
		\$	\$	%	\$		
Moyenne	120.8	21.5	88	62.6	58	67.5	57
Médiane	93.0	3.3	96	24.7	68	23.9	70

Considérations importantes

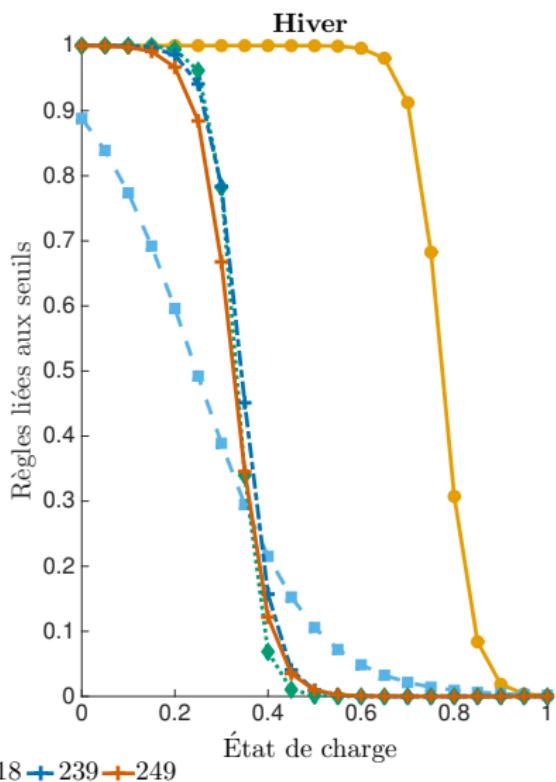
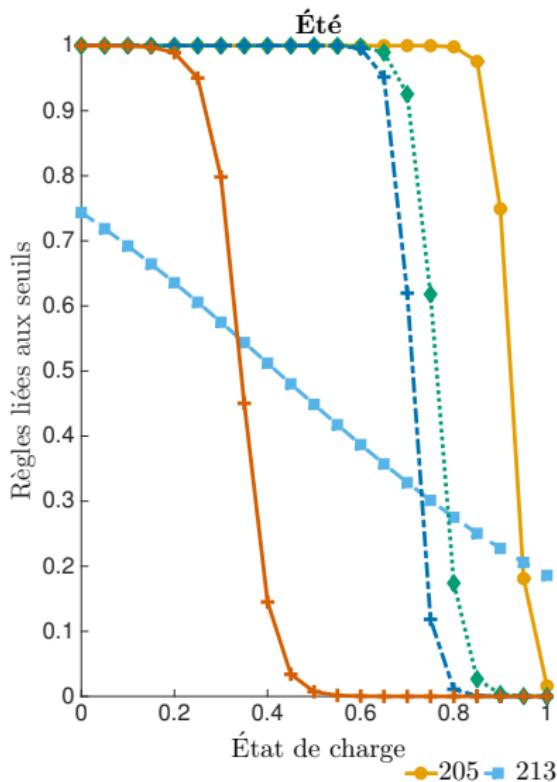
- Aucune hypothèse nécessaire sur les modèles utilisés
 - Voiture hybride rechargeable / 100% électrique
 - Caractéristiques de la batterie
 - Caractéristiques du chargeur
 - Incitatifs supplémentaires (e.g. vente d'électricité)
- La solution obtenue est *globalement optimale*

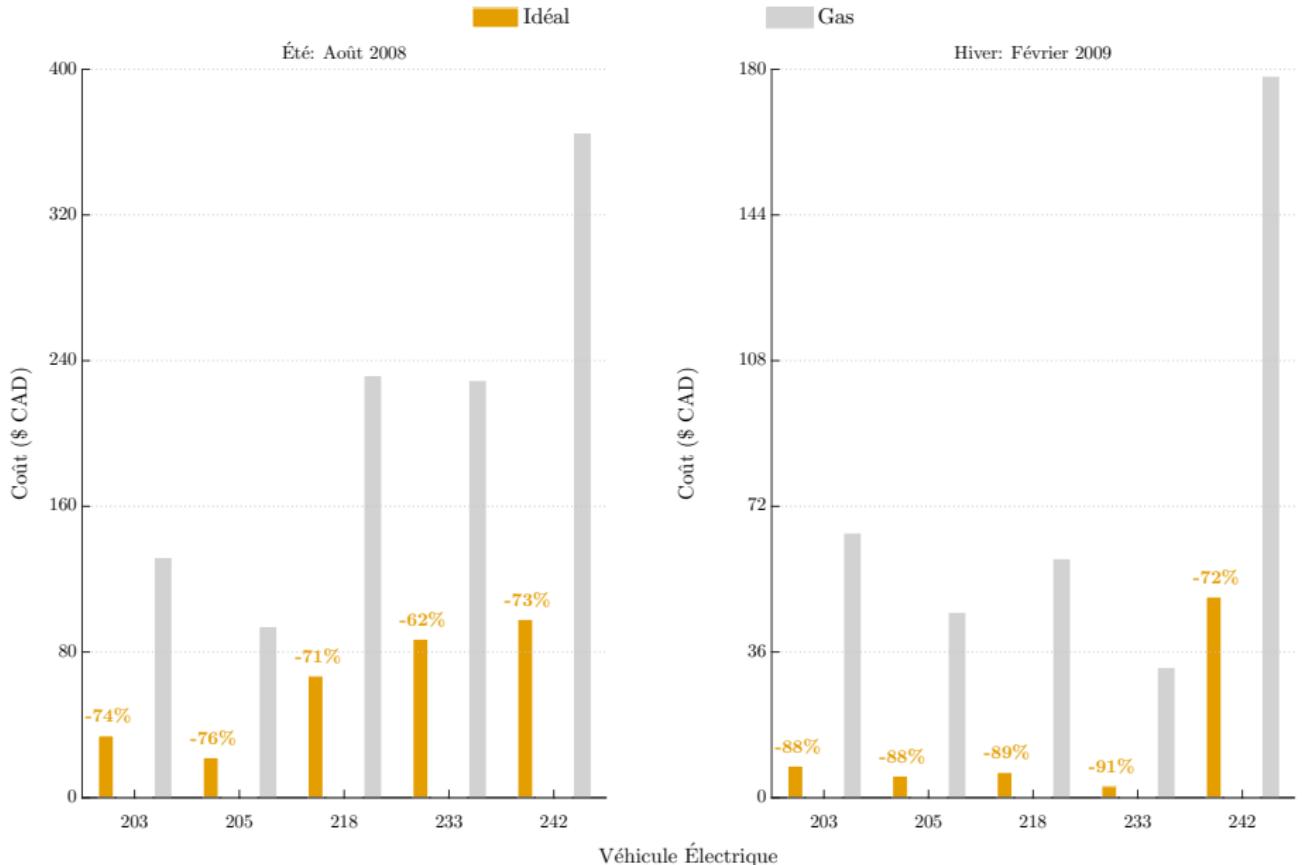
Apprendre les décisions optimales

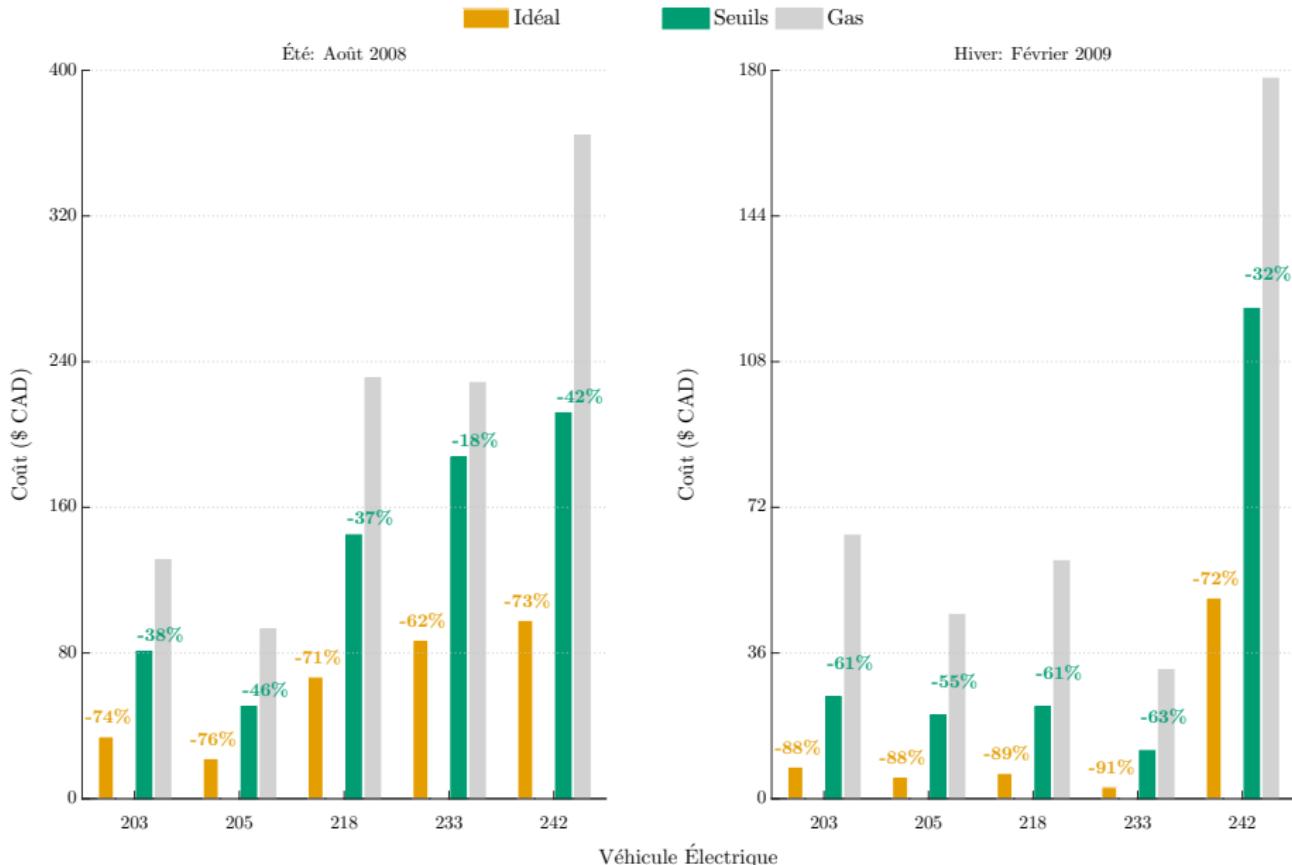
Pipeline d'apprentissage automatique

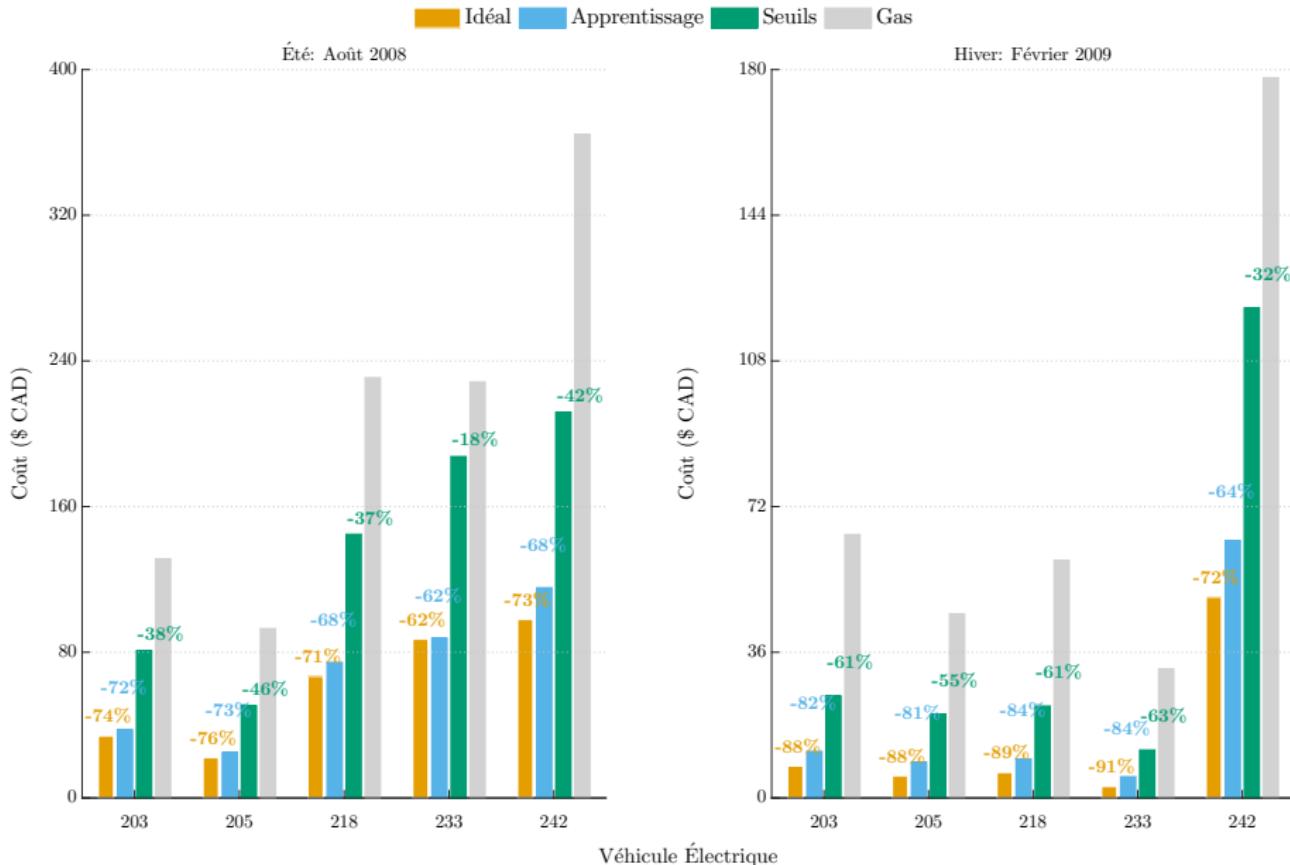
- Mêmes données d'entrée, sans connaître le futur
- Vérité terrain donnée par la programmation dynamique
- Techniques comparées :
 - Système de règles à base de seuils
 - k-plus proches voisins
 - Réseaux de neurones avec de données stratifiés
 - Réseaux de neurones profonds

Système de règles à base de seuils

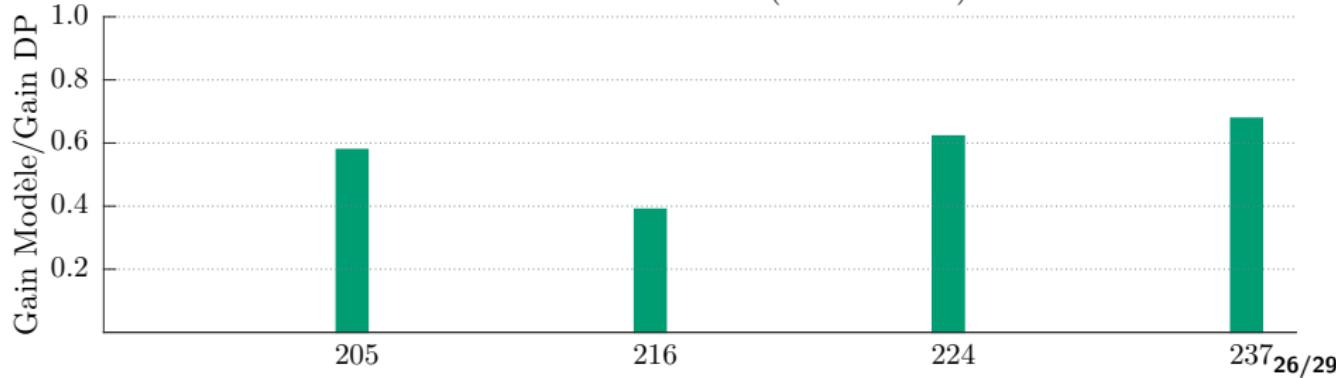
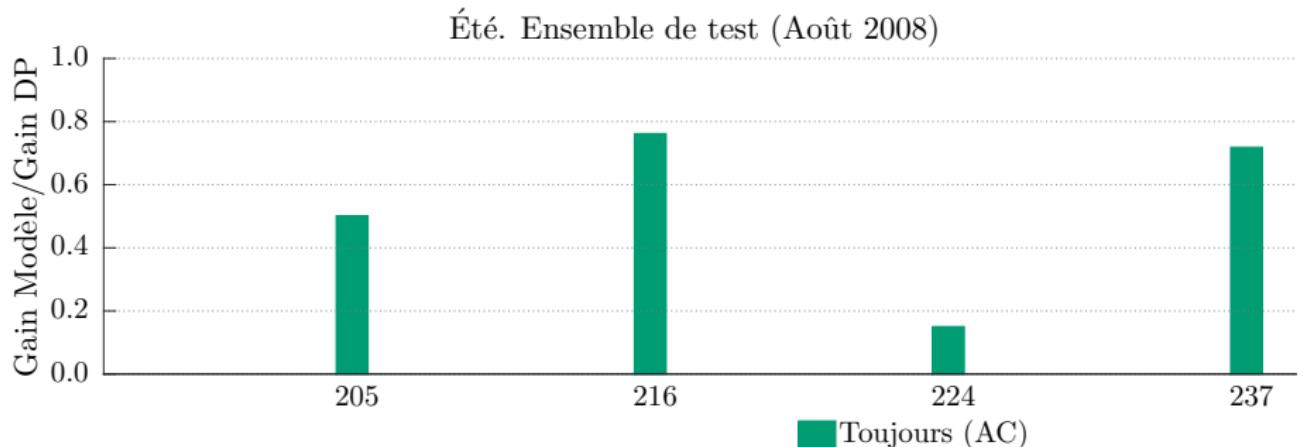




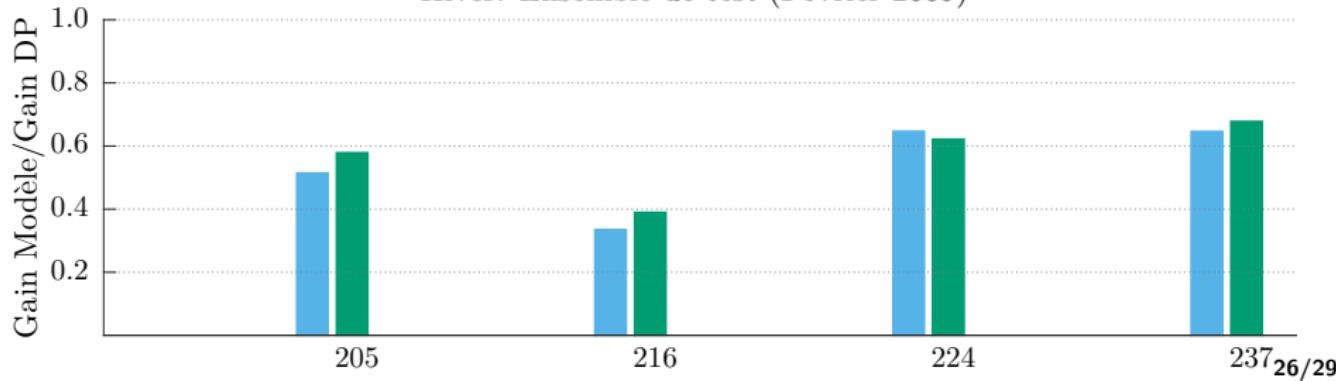
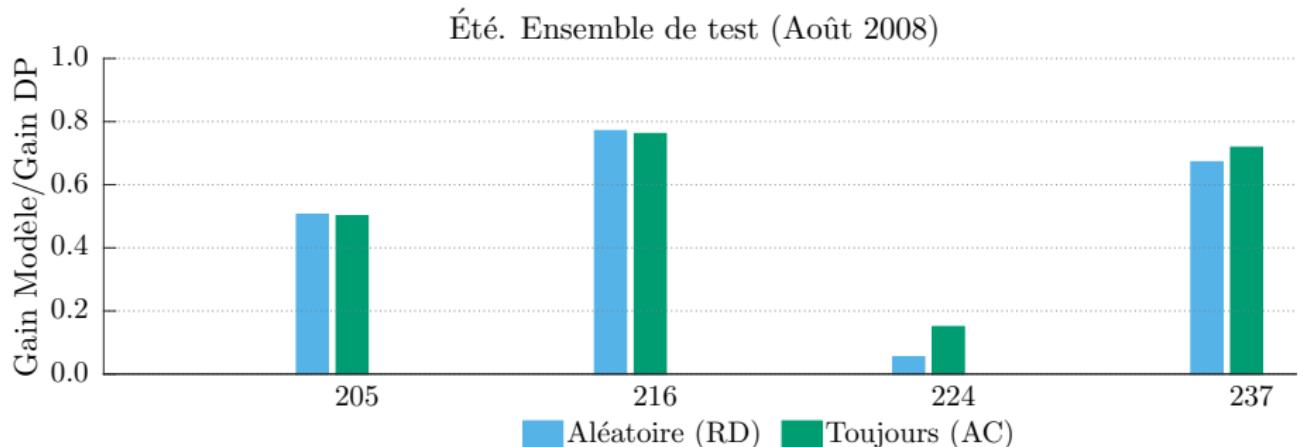




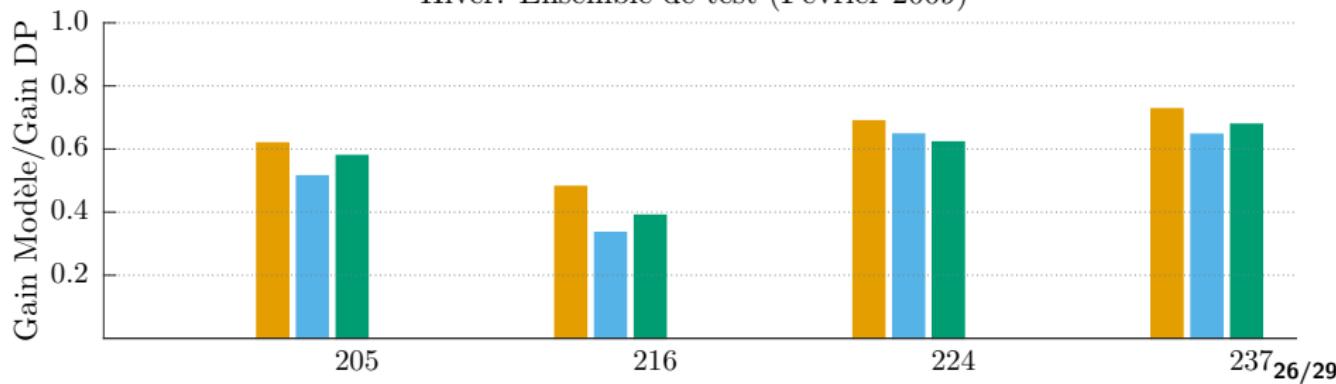
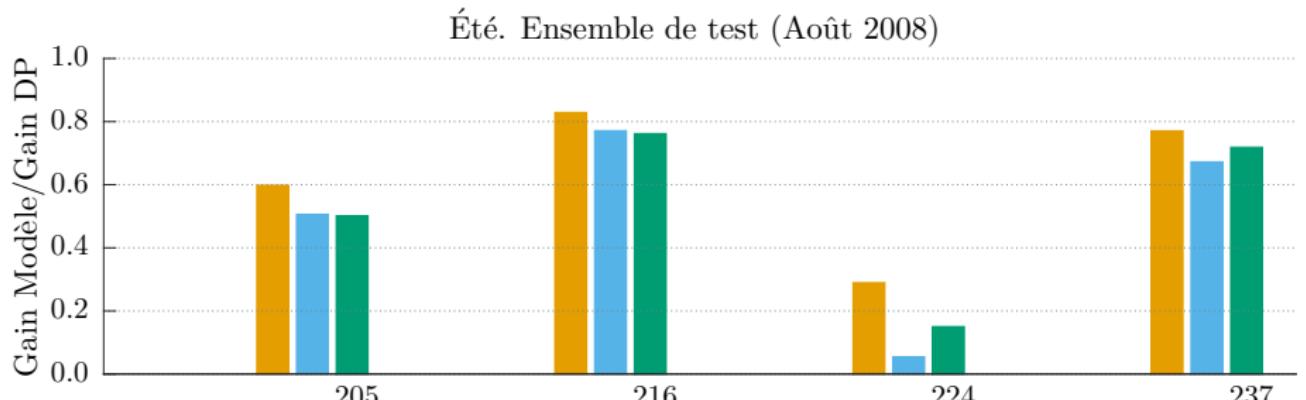
Résultats



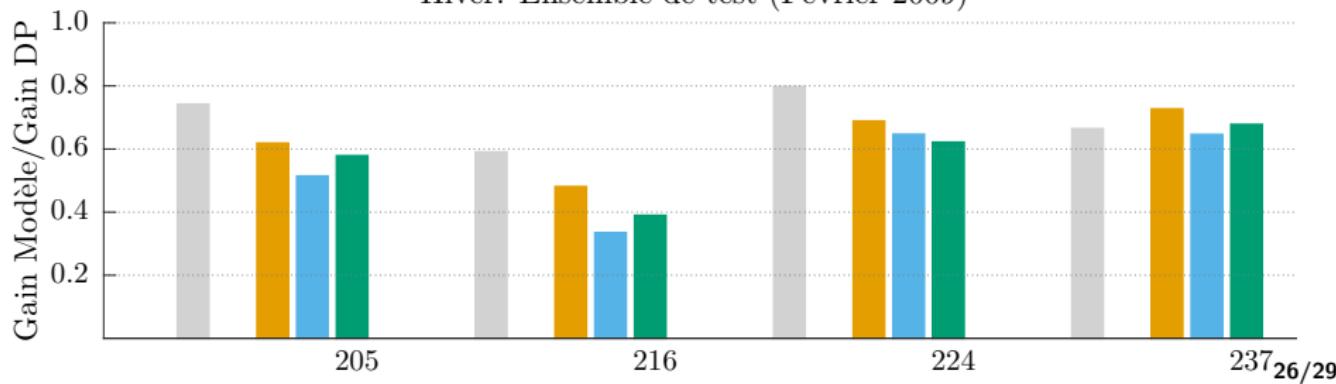
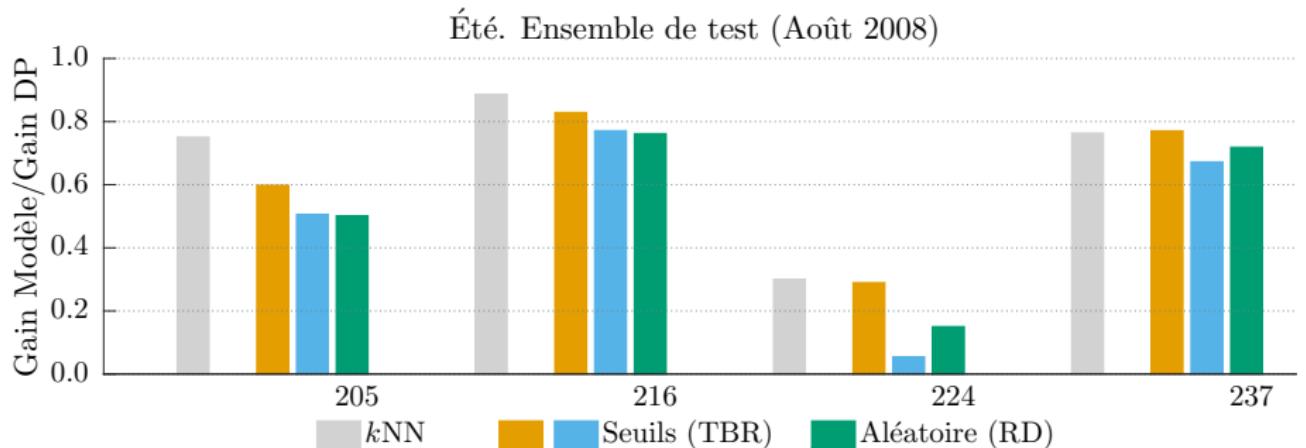
Résultats



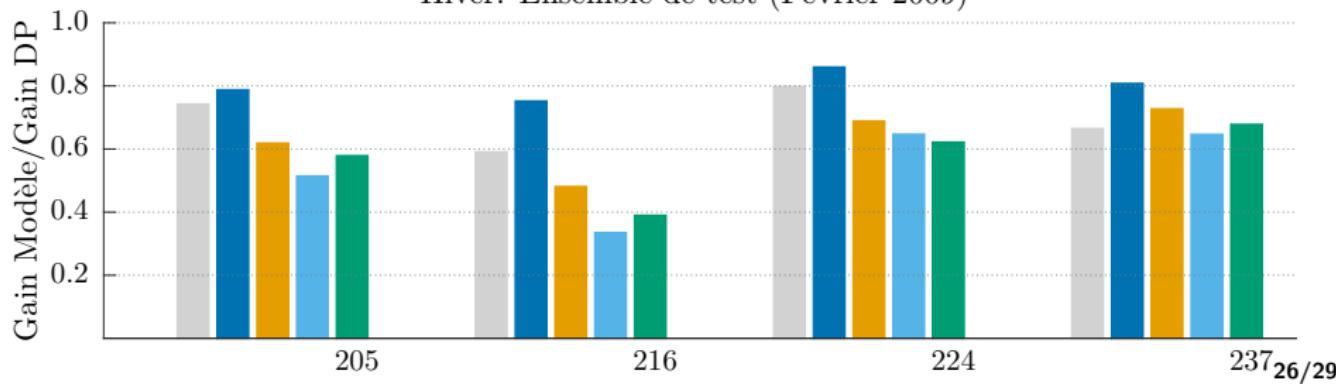
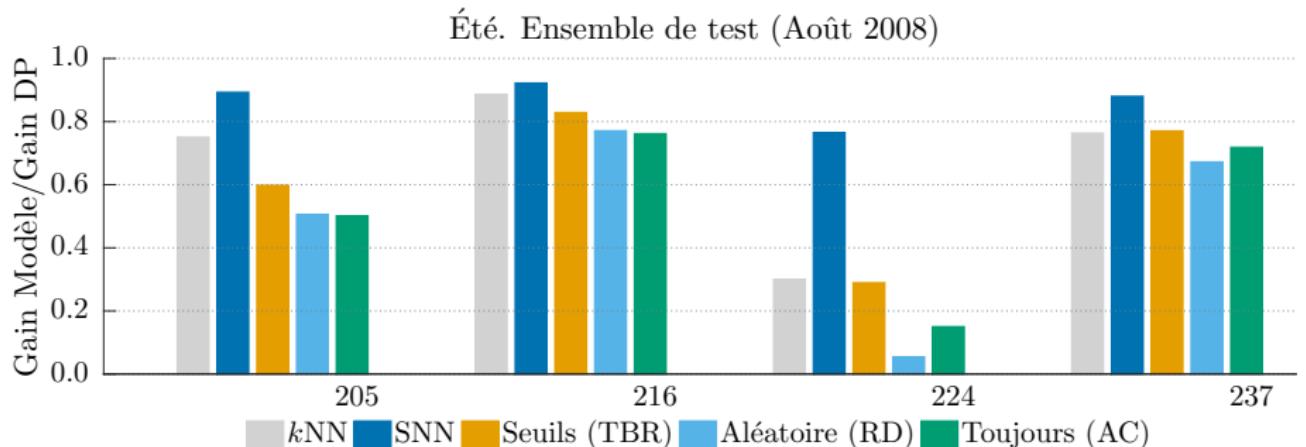
Résultats



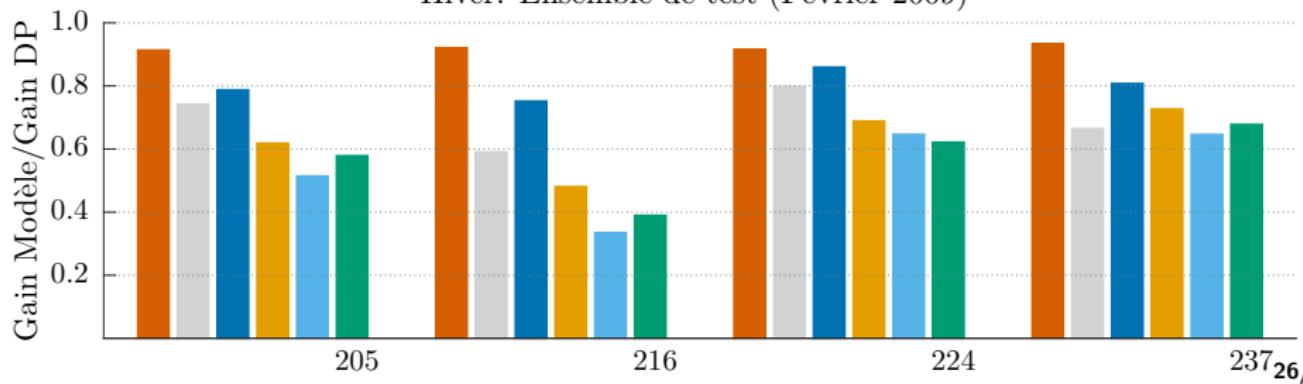
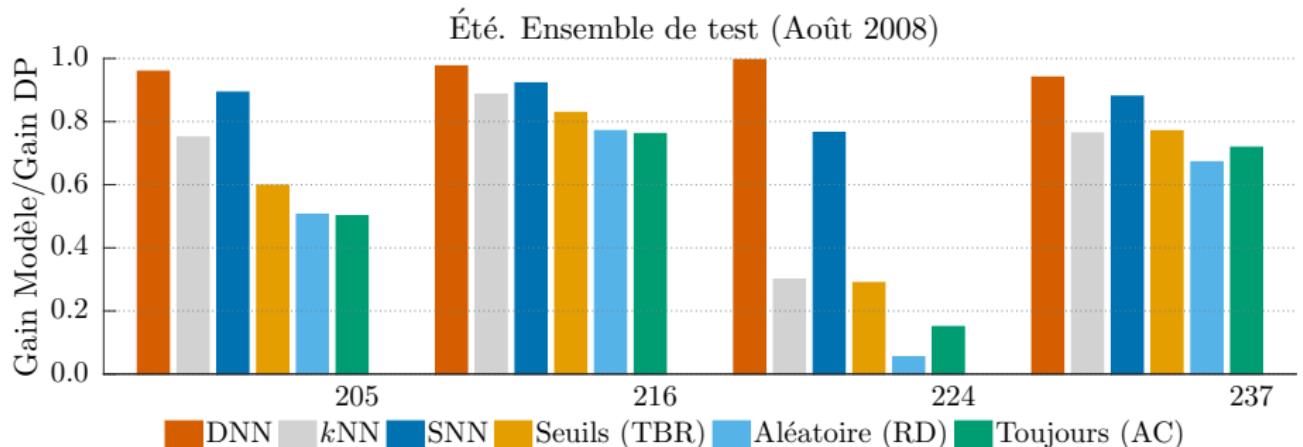
Résultats



Résultats



Résultats



Contributions

- Modèle de recharge optimale des véhicules électriques pour générer une série de décisions en utilisant la connaissance a priori du prix de l'électricité et de l'énergie utilisée.

K. L. López and C. Gagné, *Optimal scheduling for smart charging of electric vehicles using dynamic programming*, in *Advances in Artificial Intelligence*, E. Bagheri and J. Cheung, eds., Springer International Publishing, 2018, pp. 279–284

Contributions

- Méthode de sélection des données pertinentes utilisant la stratification de données pouvant réduire significativement le temps requis pour entraîner les modèles de prévision avec des résultats proches de ceux obtenus en utilisant l'ensemble de données complet.

K. L. López, C. Gagné, G. Castellanos-Dominguez, and M. Orozco-Alzate,
Training subset selection in Hourly Ontario Energy Price forecasting using time series clustering-based stratification, Neurocomputing, 156 (2015),
pp. 268 – 279

Contributions

- Modèle de classification en ligne qui permet de déterminer s'il faut charger ou non le véhicule à l'aide de modèles d'apprentissage automatique qui peuvent générer, en temps réel, une décision de recharge quasi-optimale.

K. L. López, C. Gagné, and M.-A. Gardner, *Demand-Side Management using Deep Learning for Smart Charging of Electric Vehicles*, IEEE Transactions on Smart Grid, (2018), pp. 1–9



Merci de votre attention!

 K. L. López and C. Gagné, *Optimal scheduling for smart charging of electric vehicles using dynamic programming*, in *Advances in Artificial Intelligence*, E. Bagheri and J. Cheung, eds., Springer International Publishing, 2018, pp. 279–284.

 K. L. López, C. Gagné, G. Castellanos-Dominguez, and M. Orozco-Alzate, *Training subset selection in Hourly Ontario Energy Price forecasting using time series clustering-based stratification*, *Neurocomputing*, 156 (2015), pp. 268 – 279.

 K. L. López, C. Gagné, and M.-A. Gardner, *Demand-Side Management using Deep Learning for Smart Charging of Electric Vehicles*, *IEEE Transactions on Smart Grid*, (2018), pp. 1–9.