

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

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

22 jan 2019

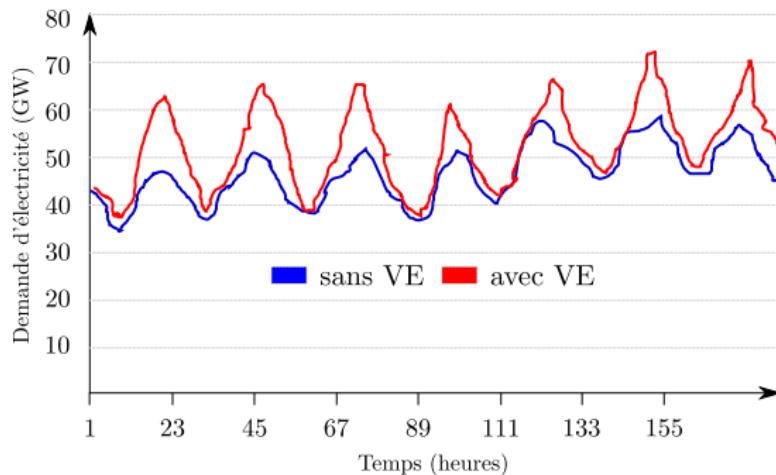


Intégration des Véhicules Electriques dans le réseau électrique



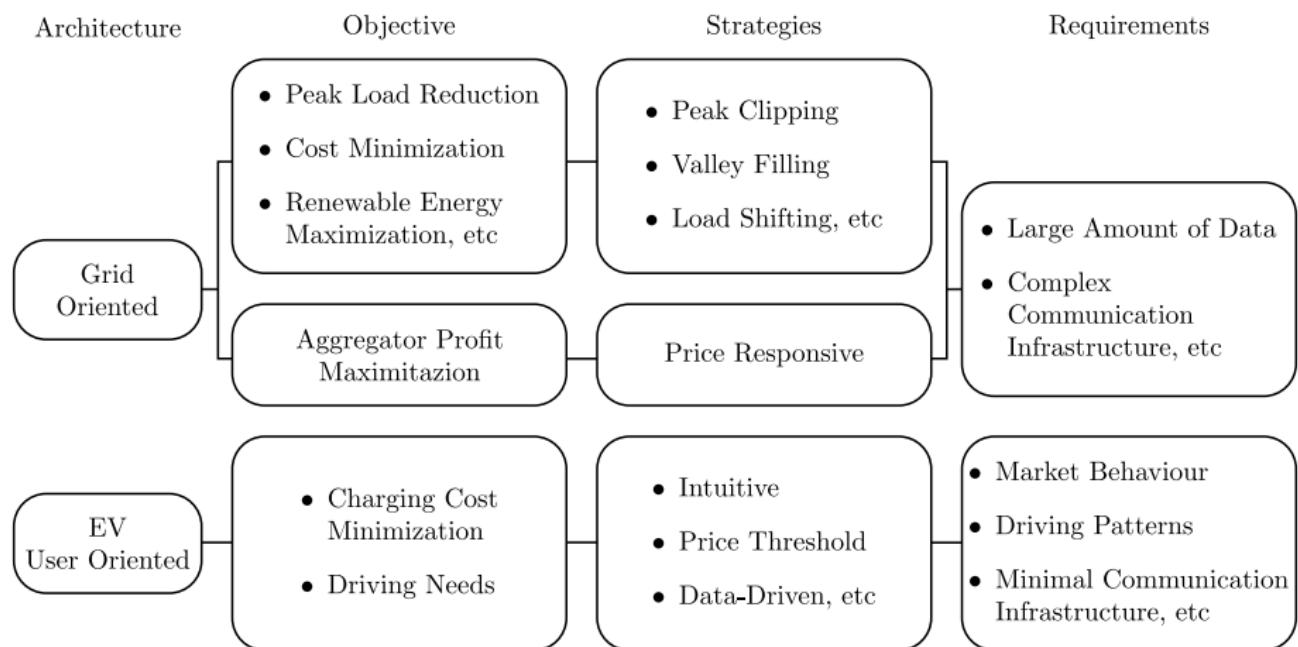
Source: Inauguration of the European Interoperability Centre for Electric Vehicles and Smart Grids

Intégration des Véhicules Electriques dans le réseau électrique



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

Comment faciliter la recharge intelligente de VE ?



Stratégies pour la gestion de la demande

Contrôle direct



Stratégies pour la gestion de la demande

Contrôle direct



Tarification dynamique



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

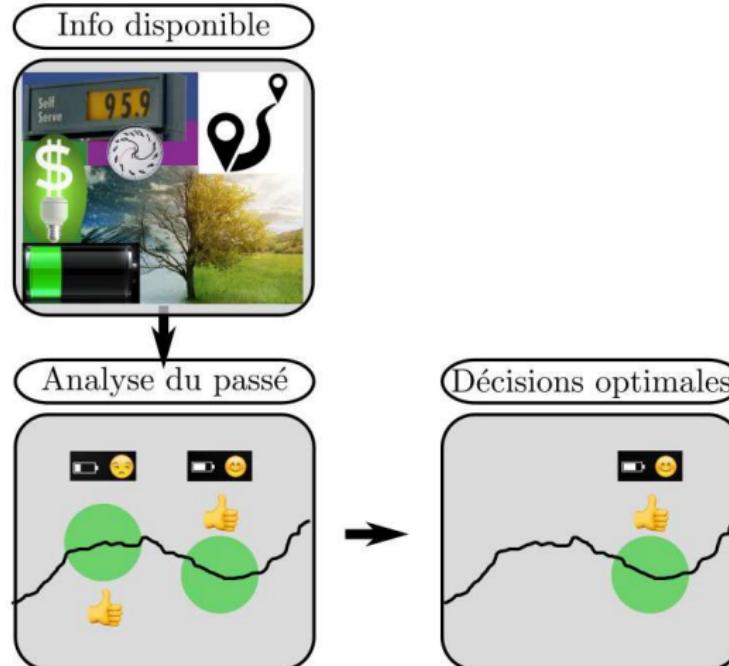
Hydro-Québec offrira dès l'hiver prochain des tarifs d'électricité variables selon les heures de la journée à ses clients.

« 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.

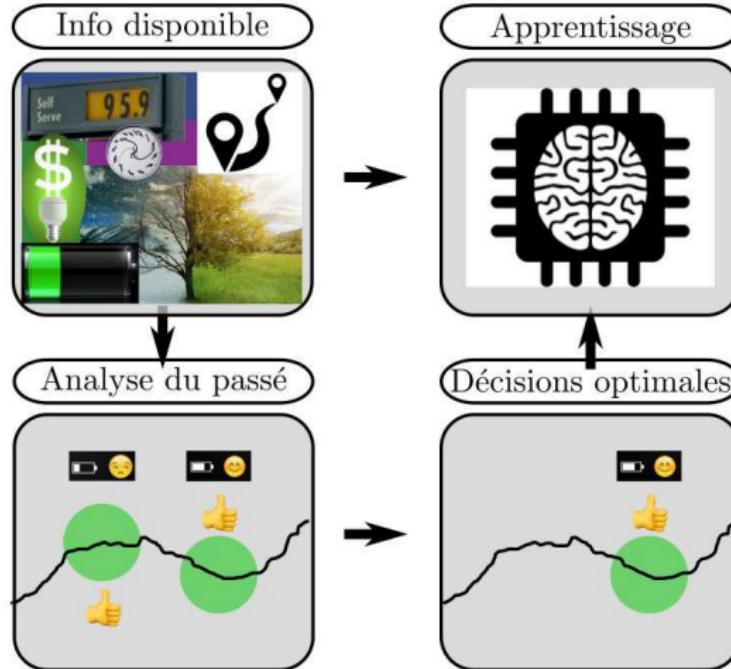
Méthodologie



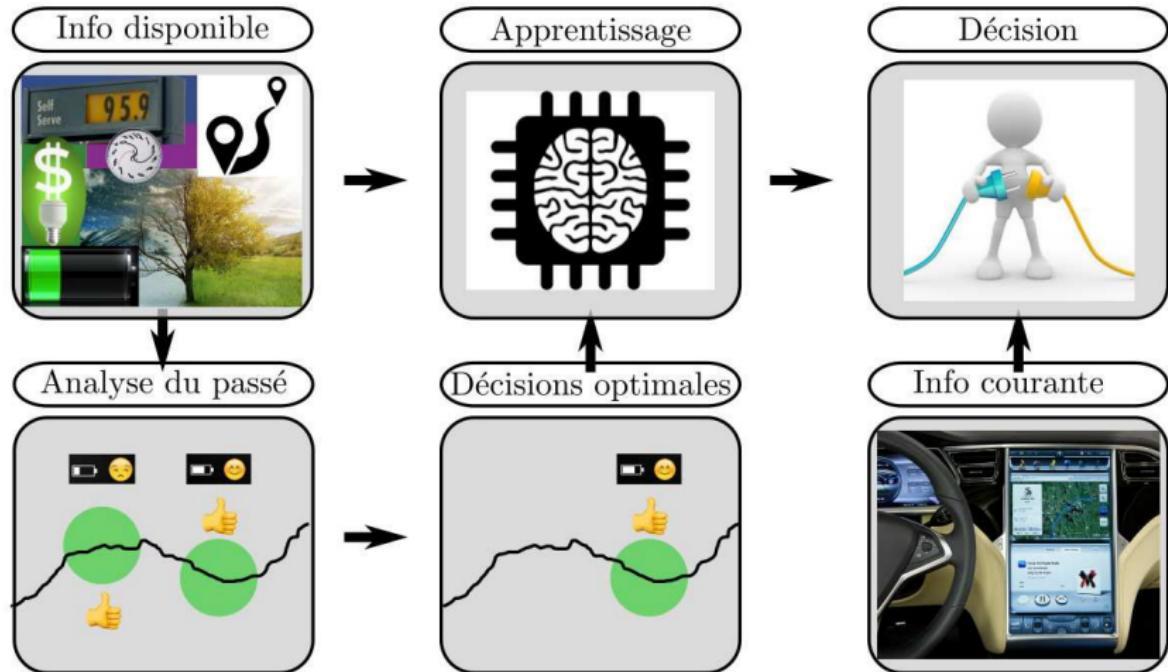
Méthodologie



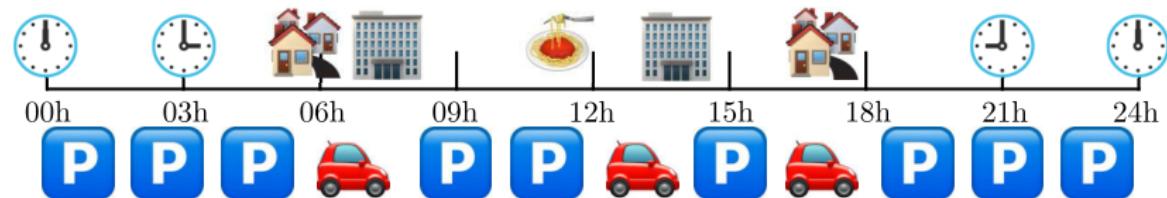
Méthodologie



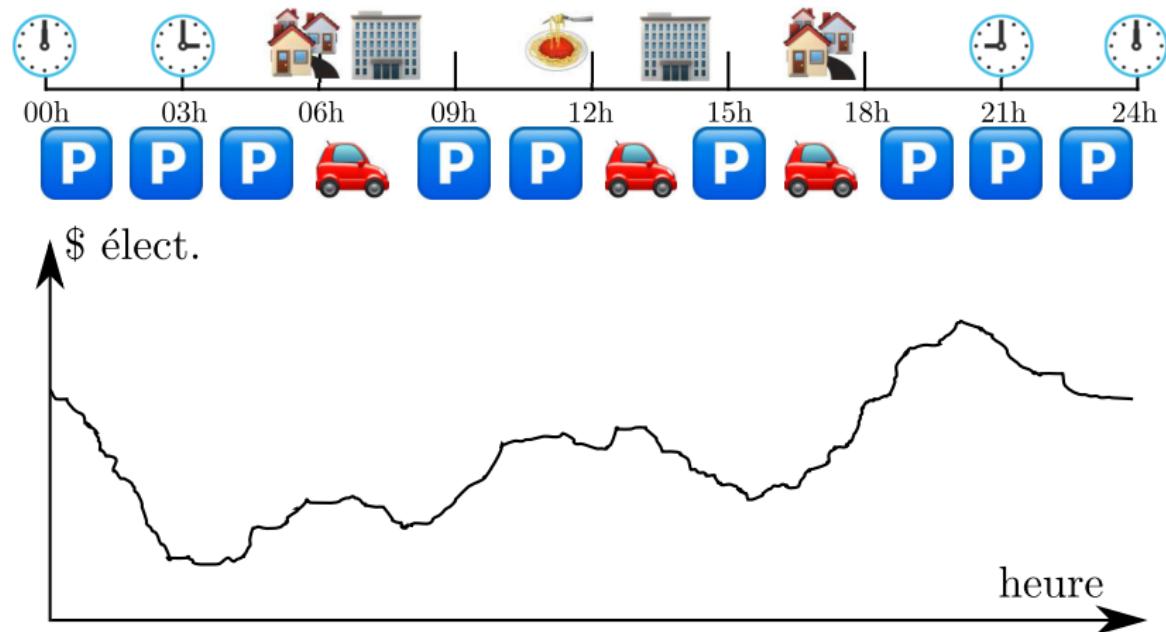
Méthodologie



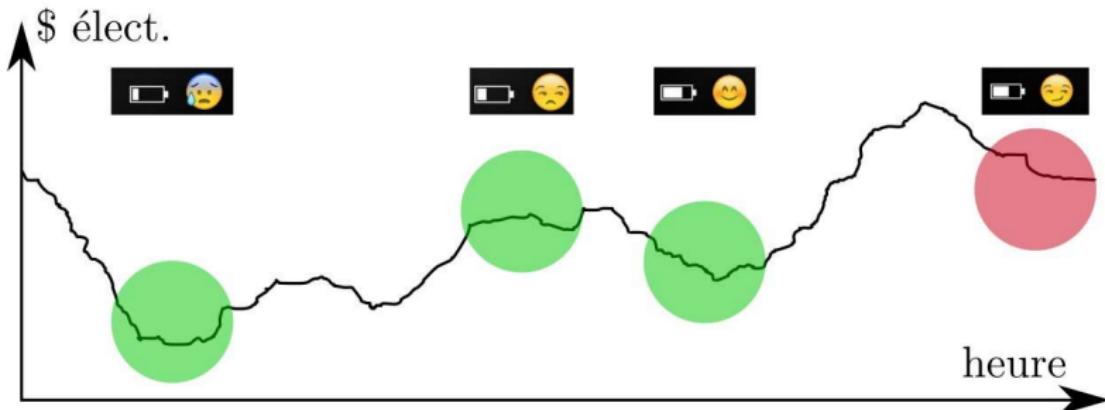
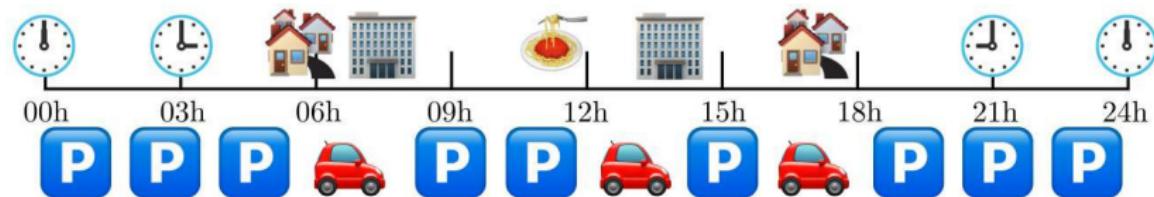
Programmation des périodes de recharge



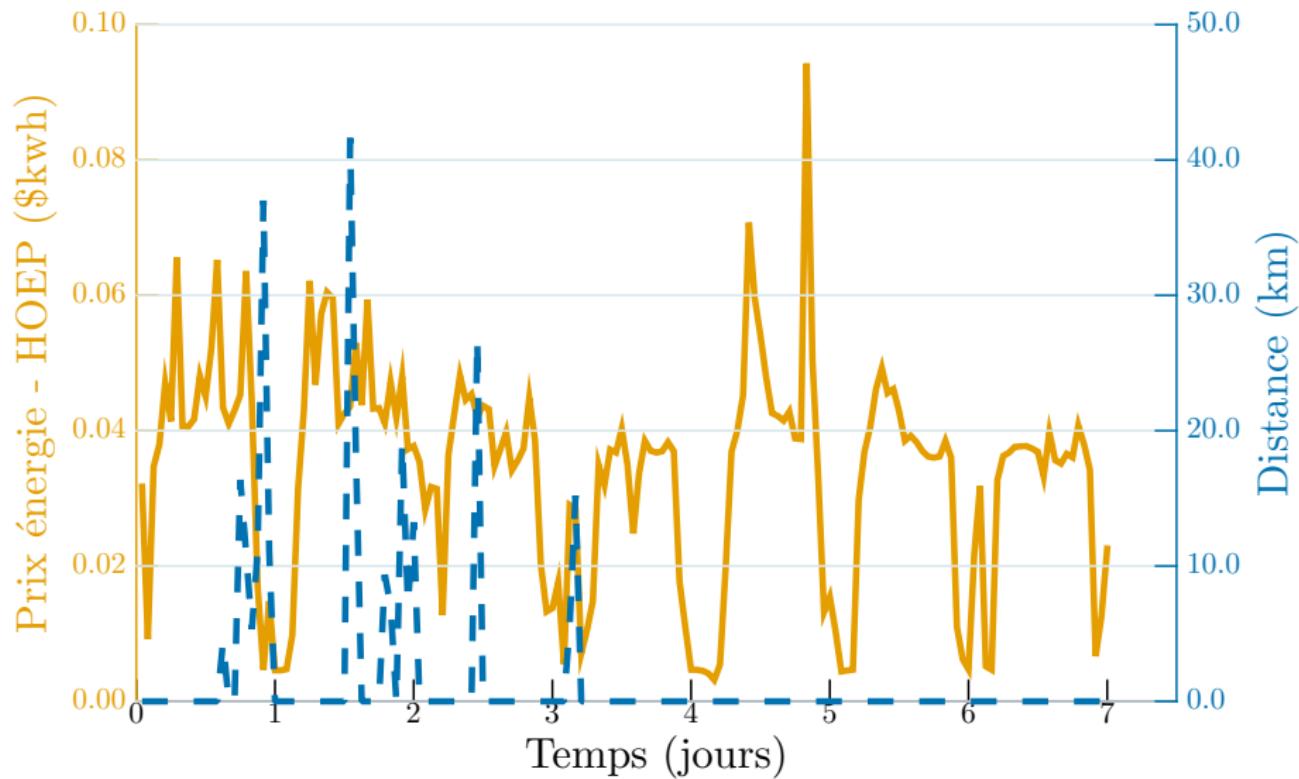
Programmation des périodes de recharge



Programmation des périodes de recharge



Si on suppose qu'on connaît le futur?



Objectif: Minimiser le coût en énergie du VE

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

$$S_p(t) = a(t) \cdot C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta}, \quad (2)$$

$$S_u(t) = C_{fuel}(t) \cdot \max(F_c(SoC(t)), 0), \quad (3)$$

Processus de décision Marcovien

- 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 :

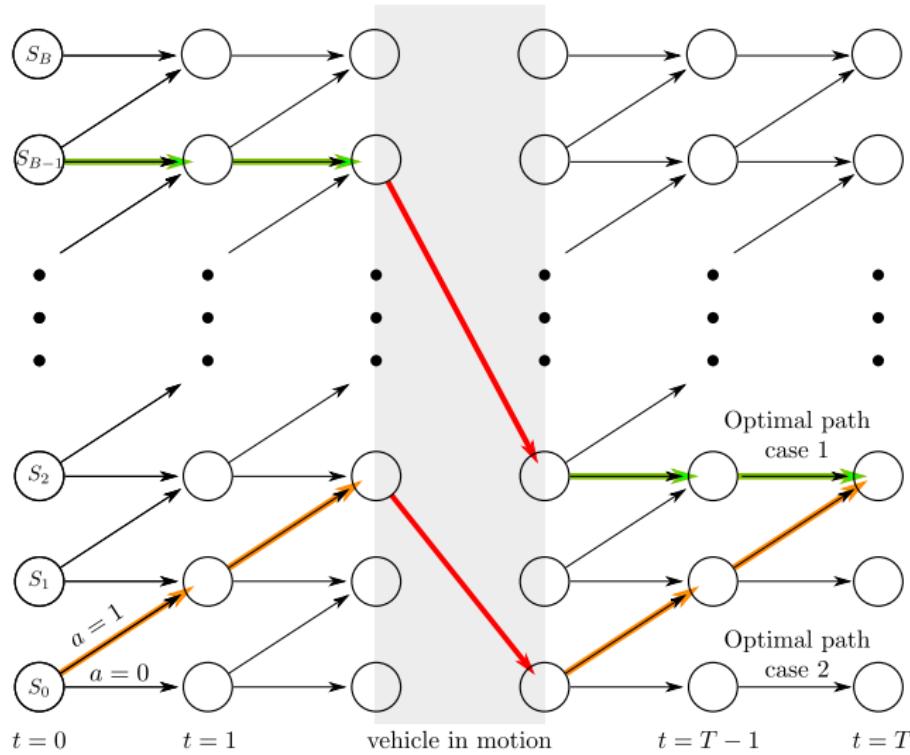
$$r(s(t), a) = \begin{cases} 0 & \text{if } z(t) = 1 \text{ and } a = 0 \\ -C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta} & \text{if } z(t) = 1 \text{ and } a = 1 . \\ -C_{fuel}(t) \cdot F_c(SoC(t)) & \text{if } z(t) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Optimisation basée sur la Programmation Dynamique

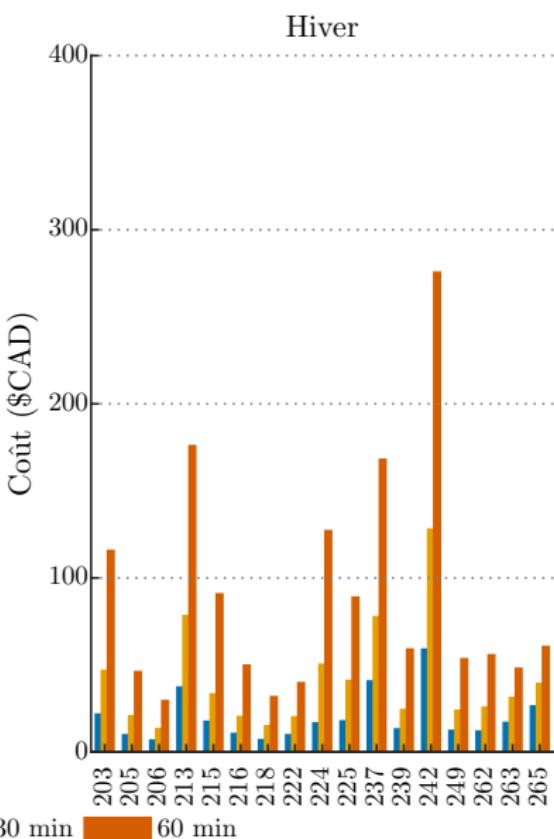
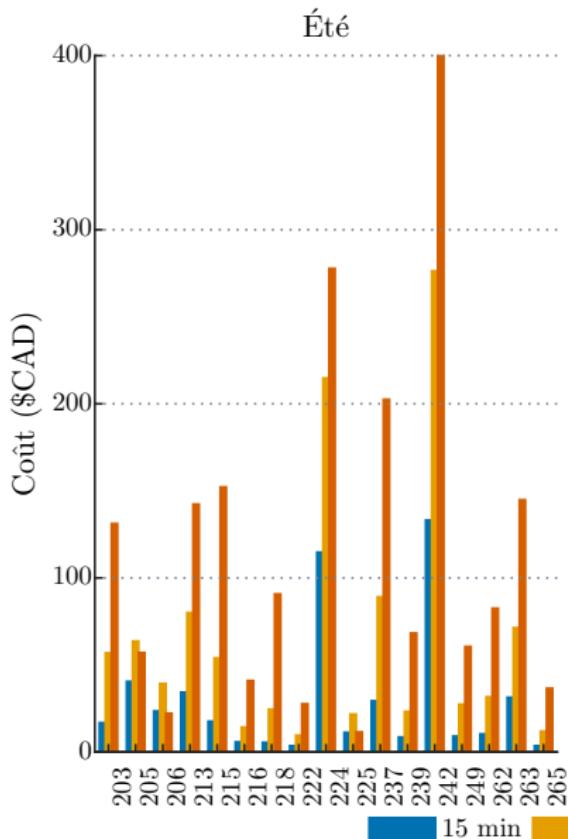
$$Q(s(t), a) = r(s(t), a) + \max_{a \in \mathcal{A}} Q(s(t + 1), a) \quad (6)$$

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

Prise de décisions avec la programmation dynamique (Exemple illustratif)



Analyse de l'intervalle de temps

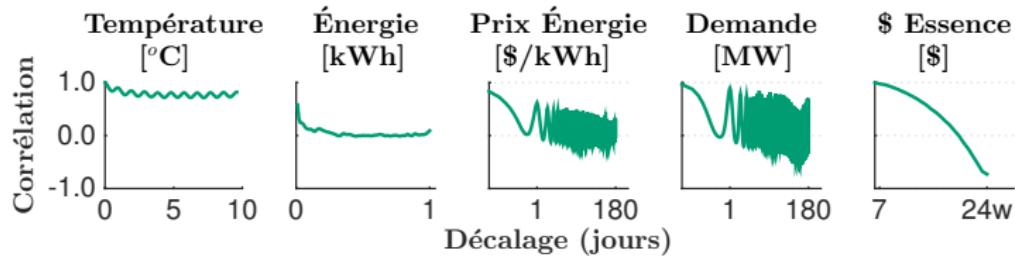


Comparaison de la programmation dynamique avec des techniques de base

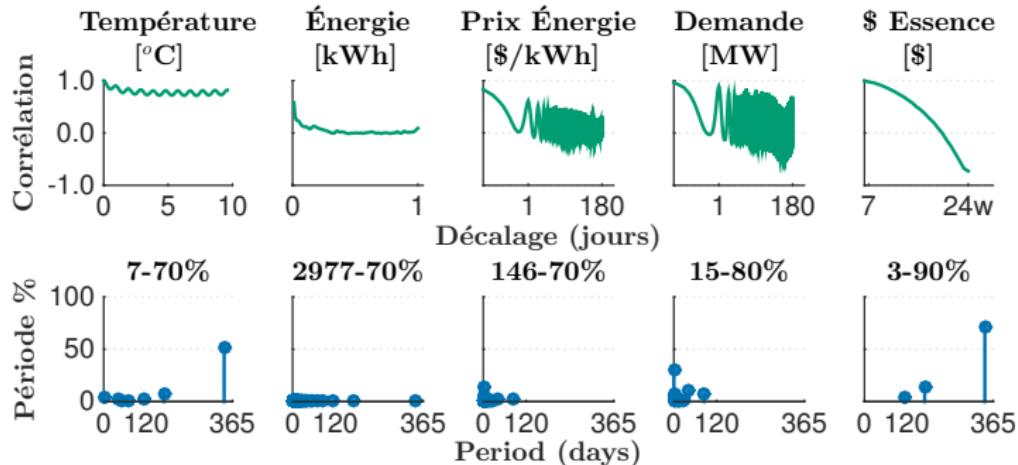
	GAS	Winter					
		DP		AC		RD	
	\$	\$	%	\$	%	\$	%
Mean	62.1	9.6	87	31.7	52	33.9	50
Median	58.8	6.4	88	24.6	56	25.2	54

	GAS	Summer					
		DP		AC		RD	
	\$	\$	%	\$	%	\$	%
Mean	120.8	21.5	88	62.6	58	67.5	57
Median	93.0	3.3	96	24.7	68	23.9	70

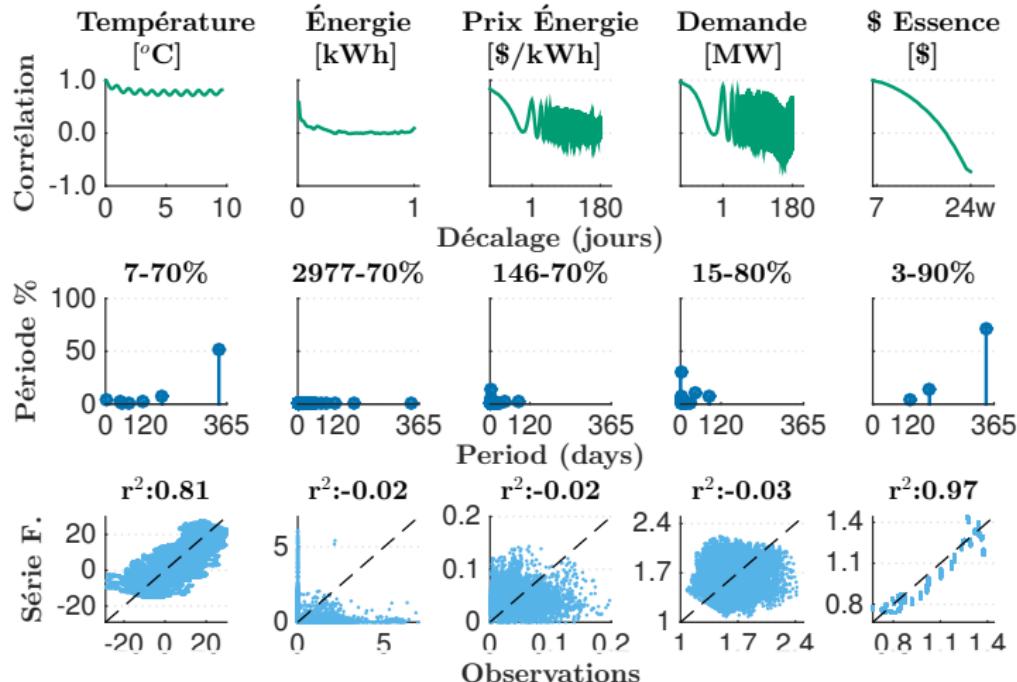
Analyses univariées des données



Analyses univariées des données



Analyses univariées des données



Analyses multivariées des données - Corrélation et ACP

	Temperature	Energy used	Gasoline price	HOD	HOEP
Temperature	1.00	0.02	0.81	-0.02	0.15
Energy used		1.00	0.02	0.06	0.06
Gasoline price			1.00	-0.00	0.17
HOD				1.00	0.71
HOEP					1.00

Analyses multivariées des données - Corrélation et ACP

	Temperature	Energy used	Gasoline price	HOD	HOEP
Temperature	1.00	0.02	0.81	-0.02	0.15
Energy used		1.00	0.02	0.06	0.06
Gasoline price			1.00	-0.00	0.17
HOD				1.00	0.71
HOEP					1.00

	1 st	2 nd	3 rd	4 th	5 th
Temperature	0.57	-0.41	-0.01	-0.06	0.71
Energy used	0.08	0.08	0.99	0.01	0.00
Gasoline price	0.58	-0.40	-0.02	-0.10	-0.71
HOD	0.35	0.63	-0.07	-0.69	0.03
HOEP	0.47	0.52	-0.09	0.71	-0.01

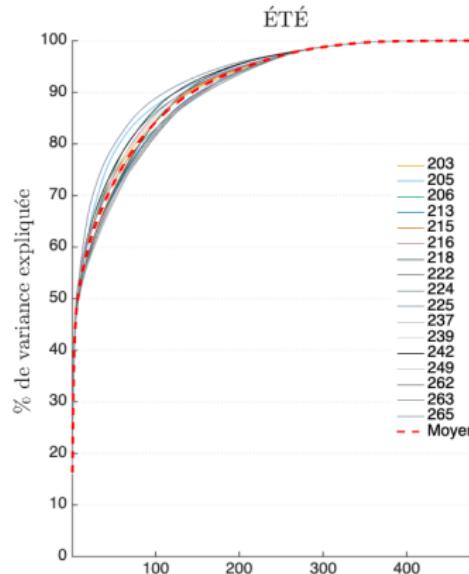
Définition du Système d'Information

- HOEP (x^1), HOD (x^2), and air temperature (x^3) with 101 lags.
- Energy consumed (x^4) with 199 lags.
- Scalar variables (converted into real values when necessary and normalized in the range [0, 1]):
 - w_1 : weekdays;
 - w_2 : hour;
 - w_3 : $C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$ is the difference in electricity price;
 - w_4 : $C_{el}(t)$ is the electricity price [\$/kWh] at time t ;
 - w_5 : $C_{fuel}(t)$ is the gasoline price [\$/l] at time t ;
 - w_6 : $dis(t)$ is the distance traveled [km] at time t .

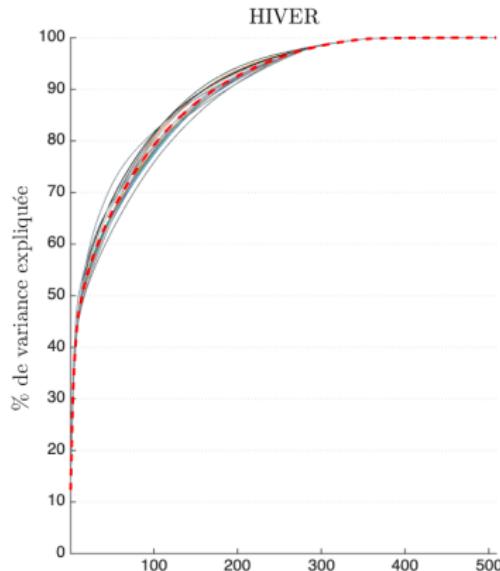
Définition du Système d'Information

- HOEP (x^1), HOD (x^2), and air temperature (x^3) with 101 lags.
 - Energy consumed (x^4) with 199 lags.
 - Scalar variables (converted into real values when necessary and normalized in the range [0, 1]):
 - w_1 : weekdays;
 - w_2 : hour;
 - w_3 : $C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$ is the difference in electricity price;
 - w_4 : $C_{el}(t)$ is the electricity price [\$/kWh] at time t ;
 - w_5 : $C_{fuel}(t)$ is the gasoline price [\$/l] at time t ;
 - w_6 : $dis(t)$ is the distance traveled [km] at time t .
- ... et l'état de charge du véhicule ainsi que les optimal décisions obtenues avec la programmation dynamique.

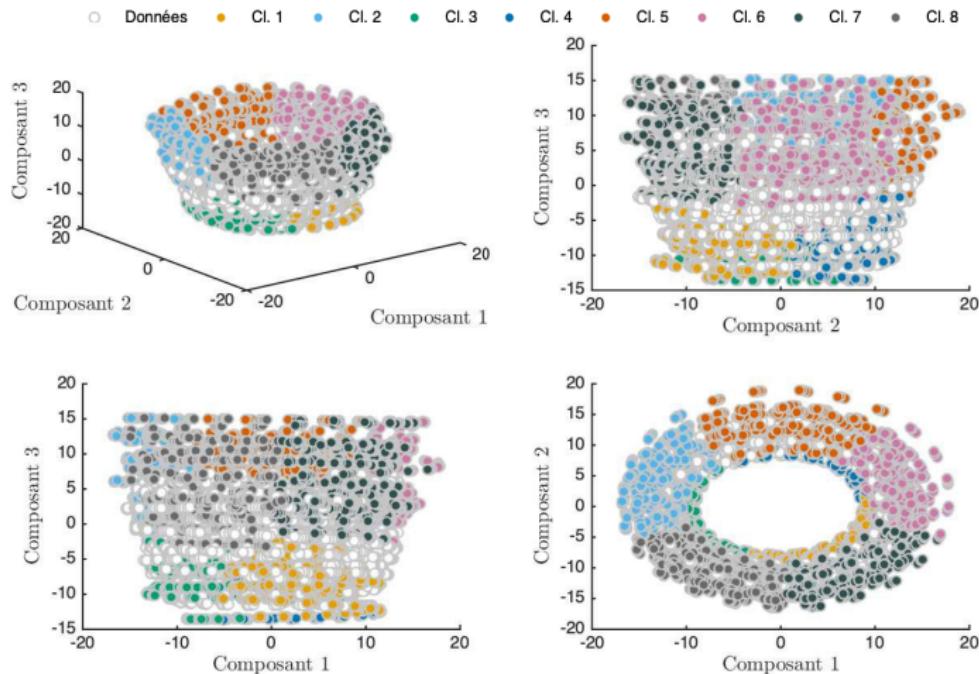
ACP du Système d'Information



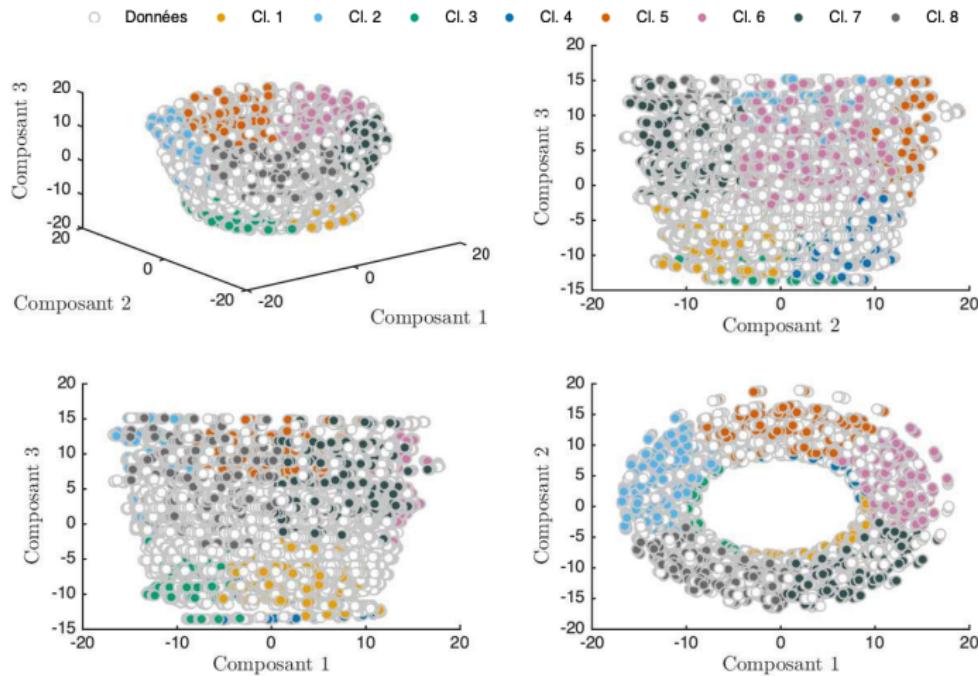
Nombre de composants



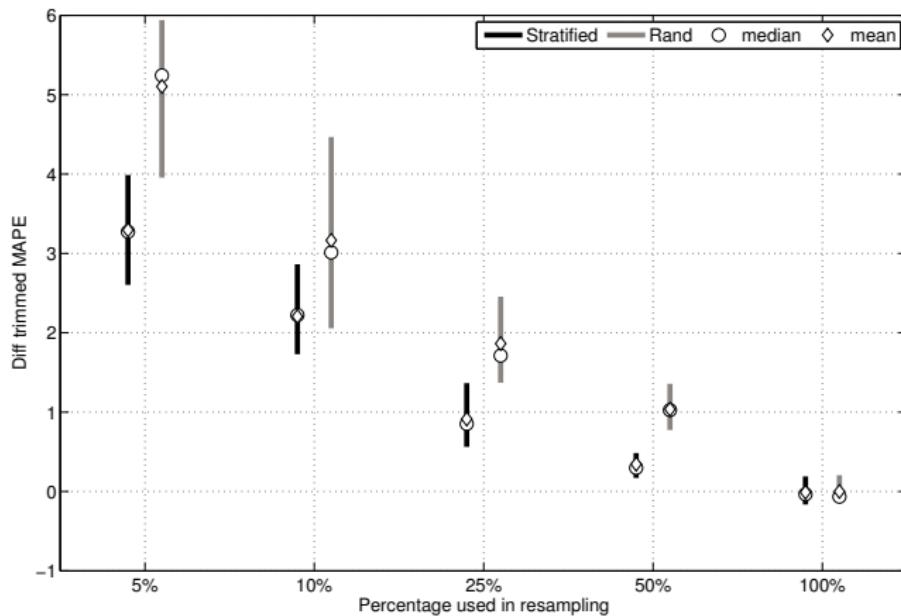
Stratification des données



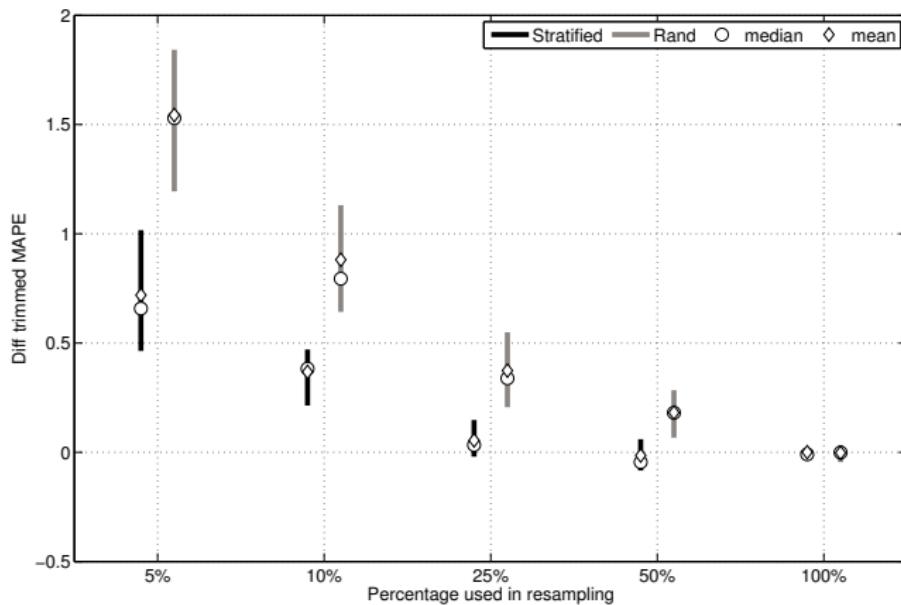
Stratification des données



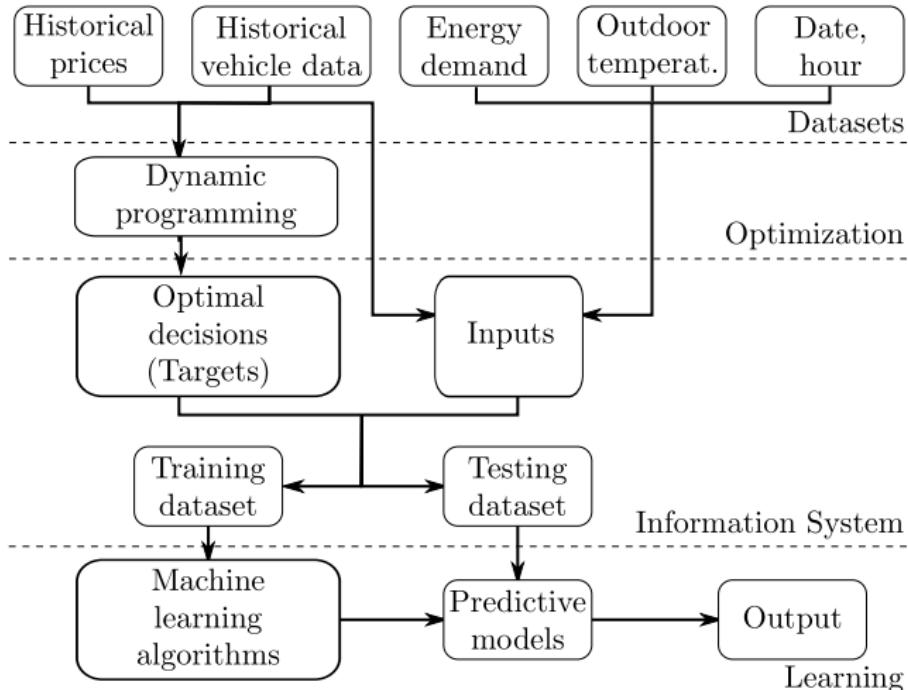
Stratification dans un problème de régression avec réseau de neurones



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



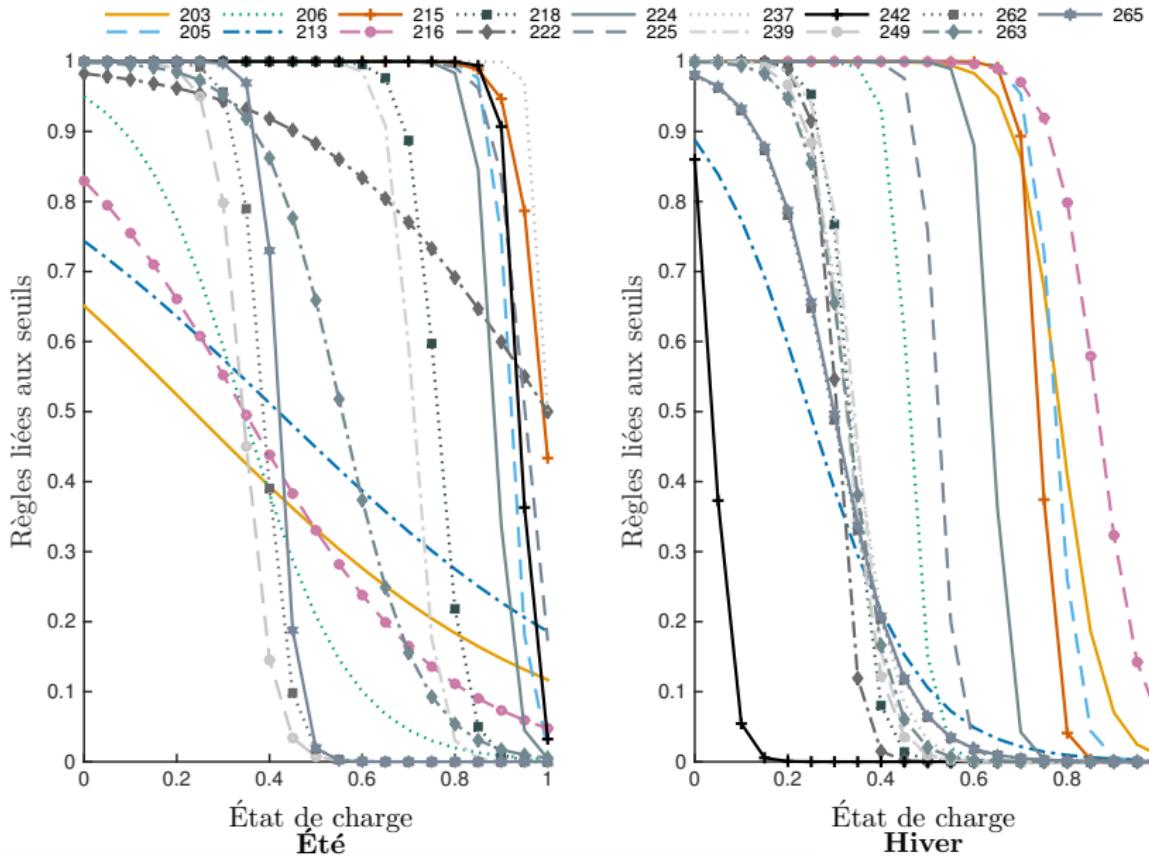
Révision de la méthodologie



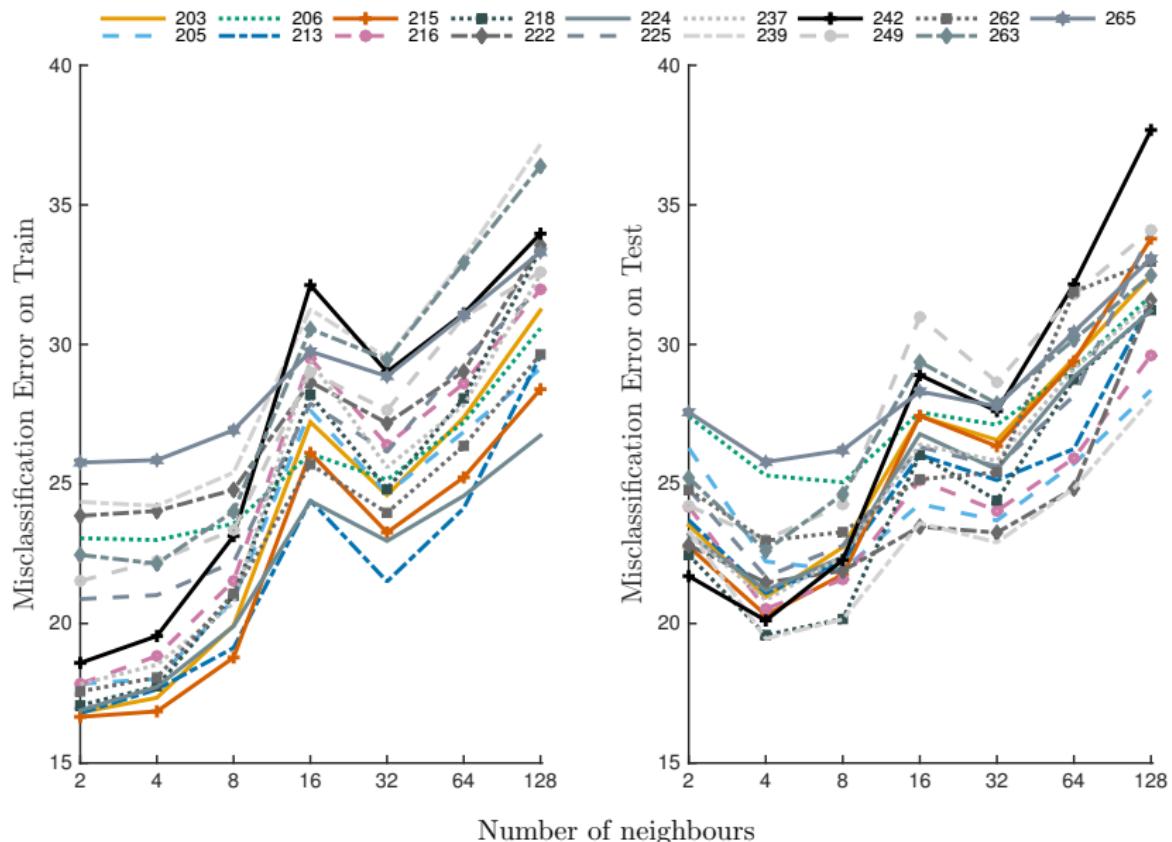
Techniques utilisées

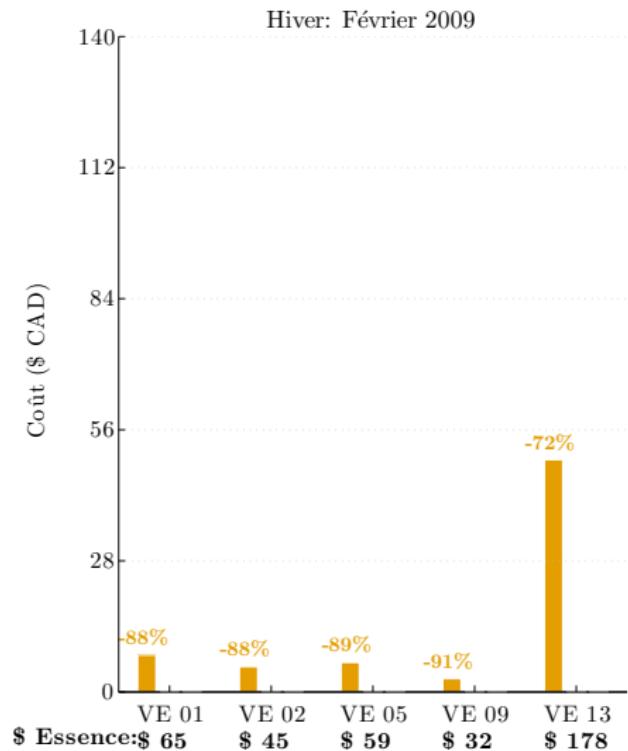
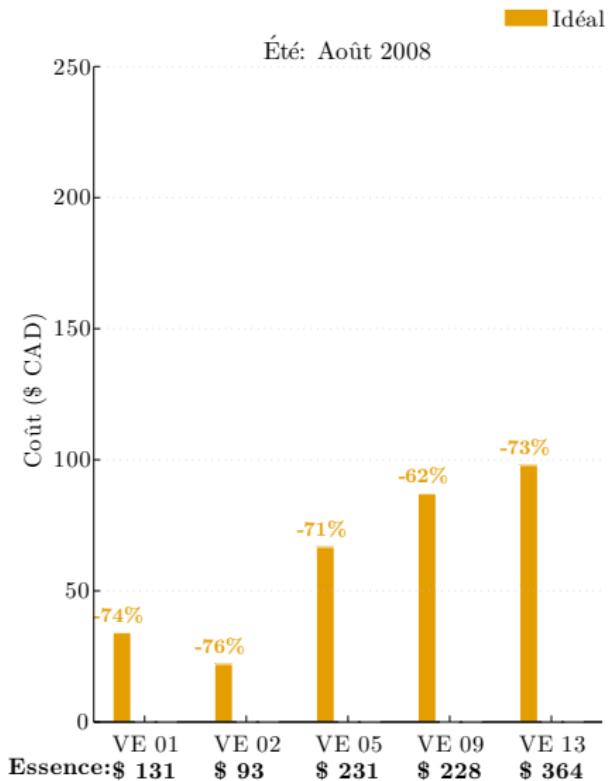
- Threshold-Based Rule
- k-Nearest Neighbors
- Shallow Neural Network with Stratified Data
- Deep Neural Networks

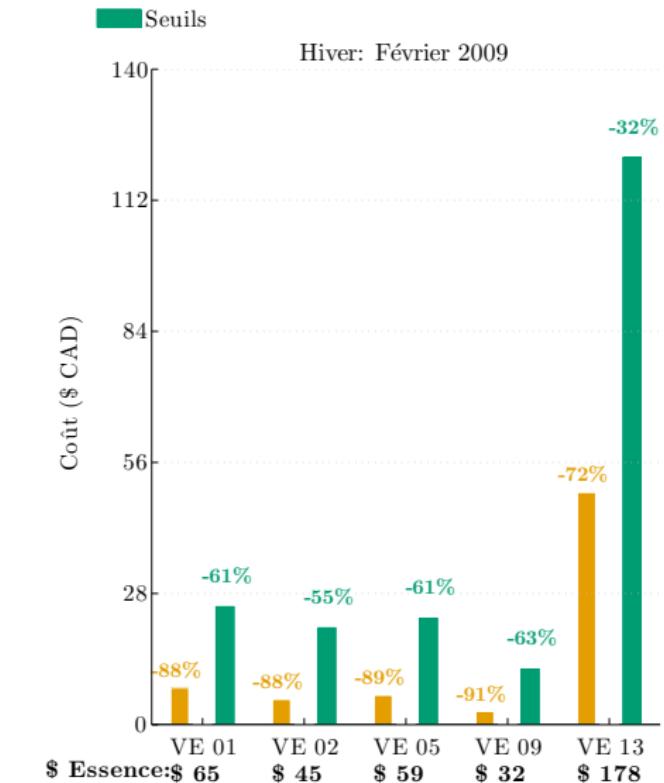
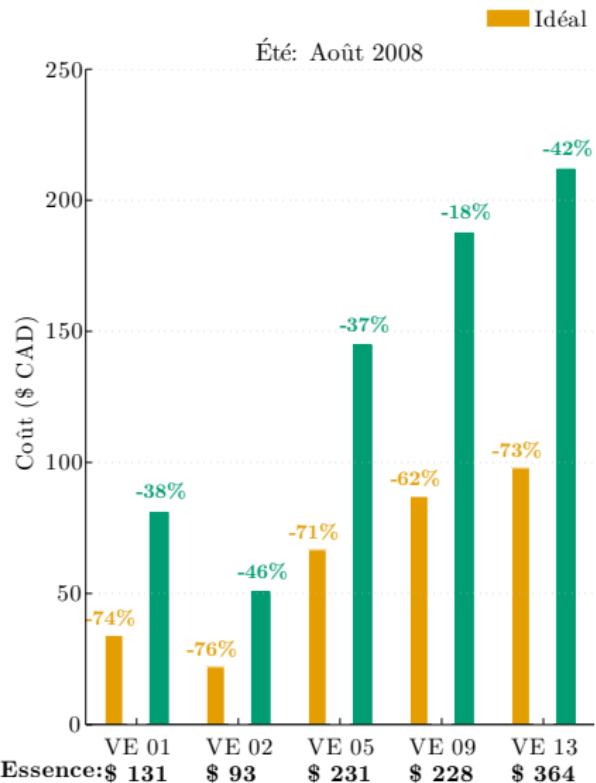
Threshold-Based Rule



k-Nearest Neighbors

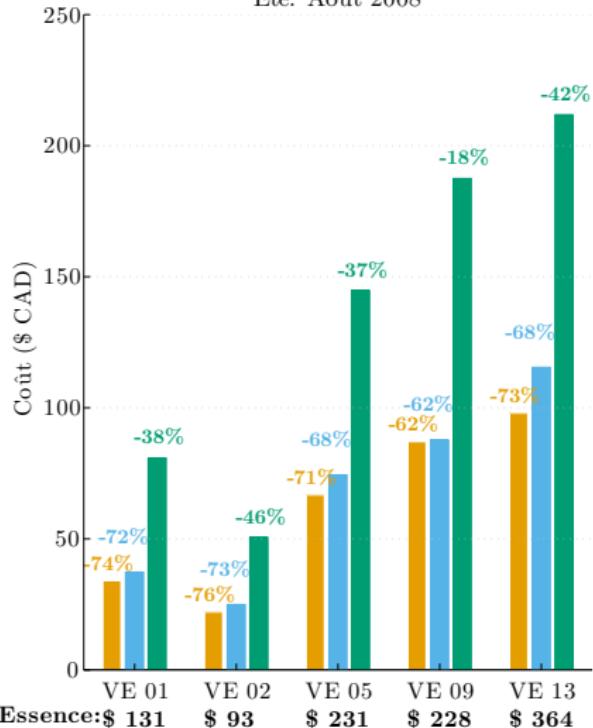




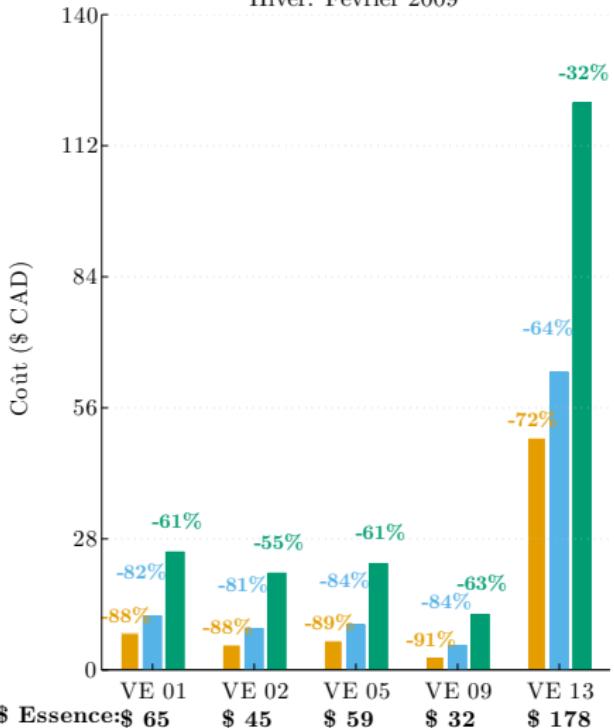


Idéal Apprentissage Seuils

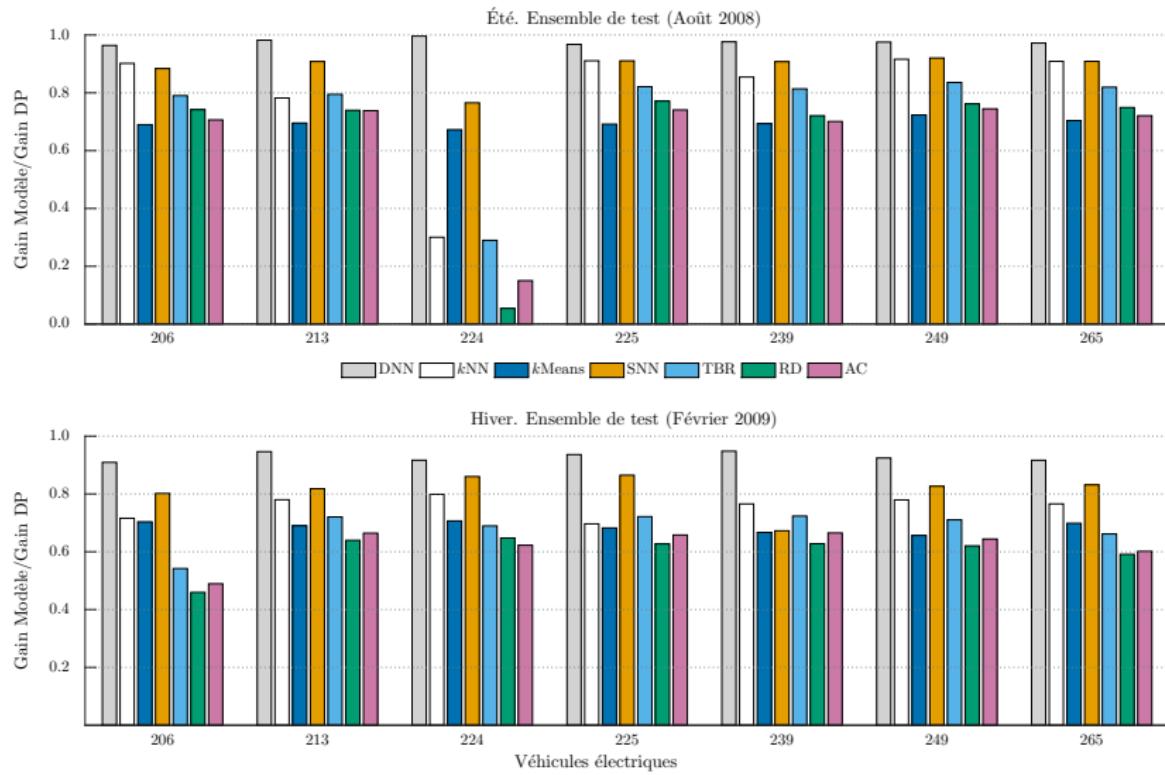
Été: Août 2008



Hiver: Février 2009



Résultats



Contributions

- Définition de la recharge comme un problème de prise de décisions en temps réel
- Développement des algorithmes d'apprentissage pour la recharge intelligente de VE
- Analyse des données
- Convergence de méthodes déterministes et de l'apprentissage automatique

Bénéfices de la recharge décentralisée des VE à tarifs dynamiques

- Aplatir la courbe de charge
- Régulation de fréquence
- Réduire le coût de production de l'énergie électrique
- Optimiser l'efficacité générale du système



Merci de votre attention!