

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

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

22 jan 2019

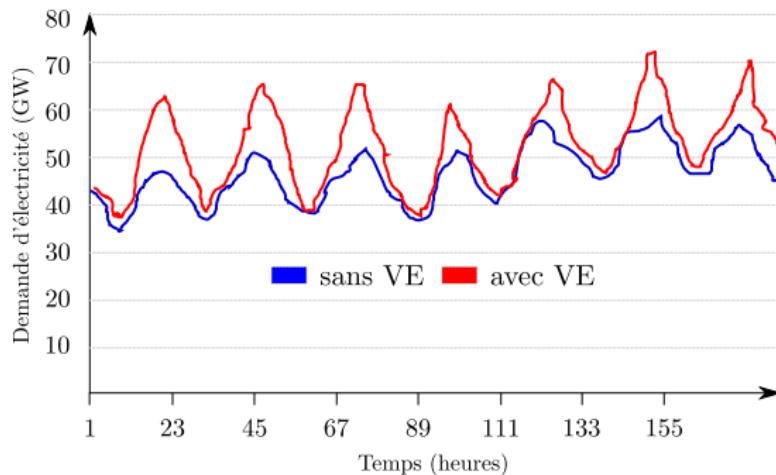


# Intégration des Véhicules Electriques dans le réseau électrique



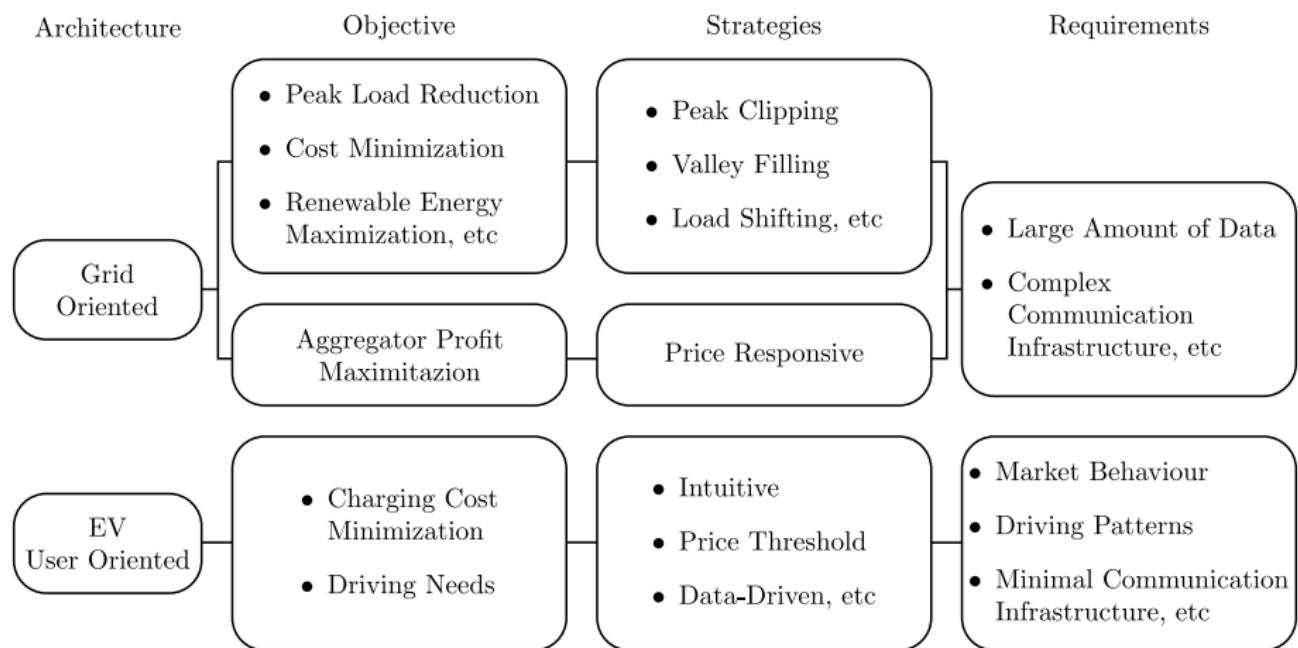
Source: Inauguration of the European Interoperability Centre for Electric Vehicles and Smart Grids

# 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

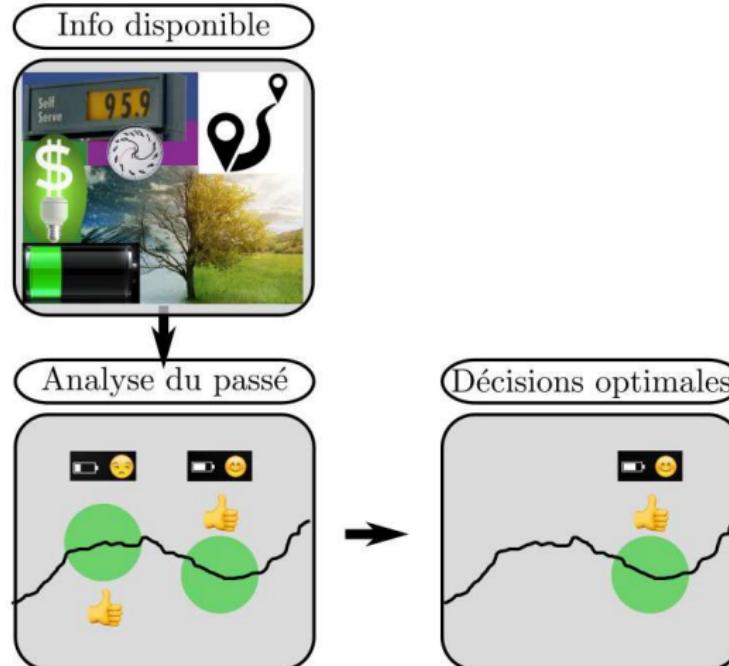
Hydro-Québec offrira dès l'hiver prochain des tarifs d'électricité variables selon les heures de la journée à ses clients.

« 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.

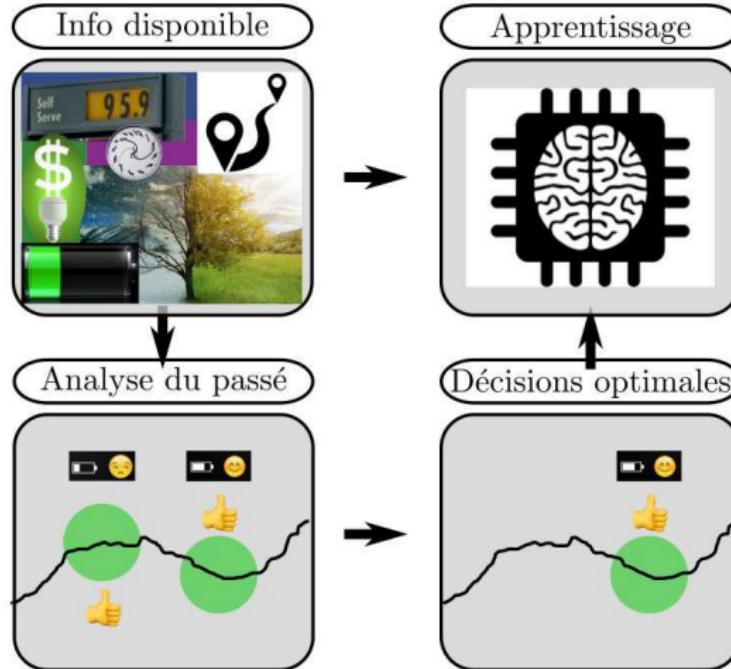
# Méthodologie



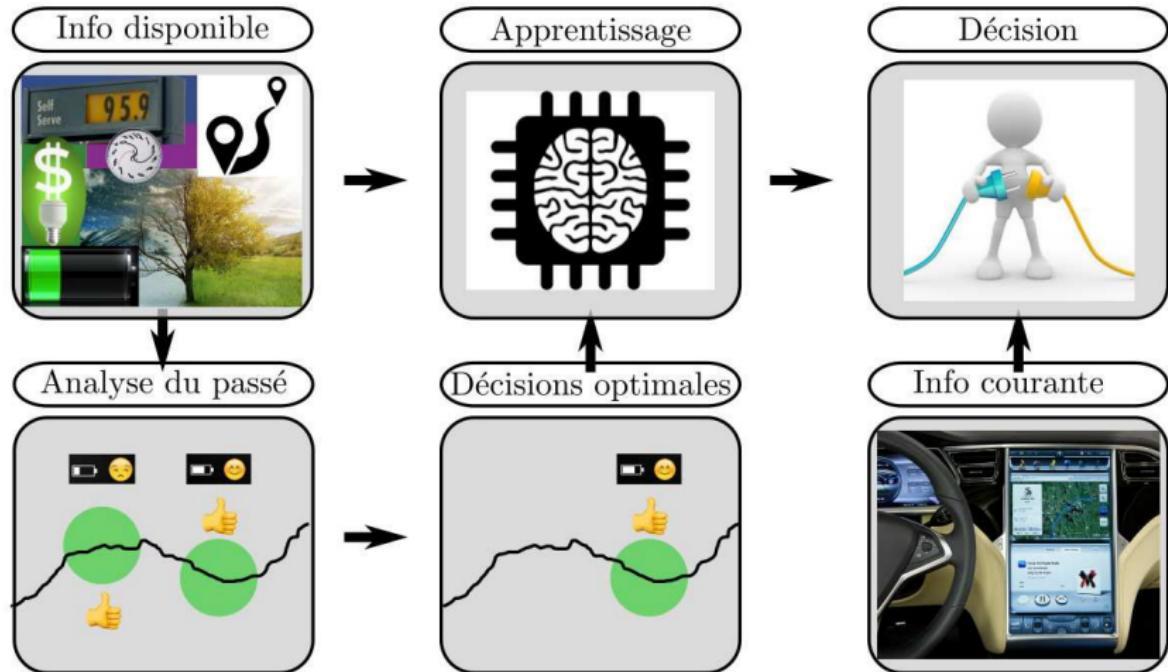
# Méthodologie



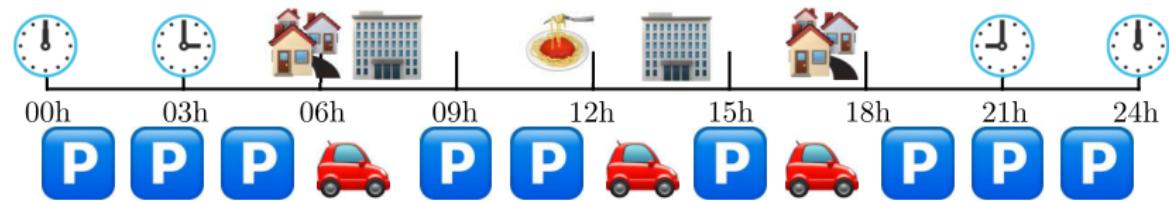
# Méthodologie



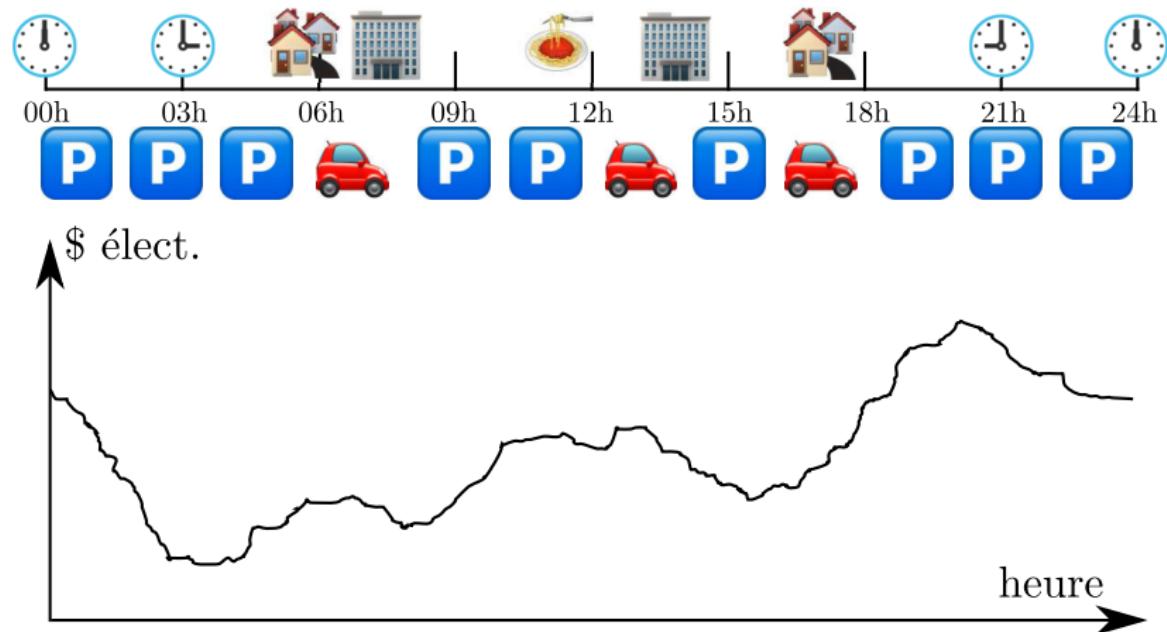
# Méthodologie



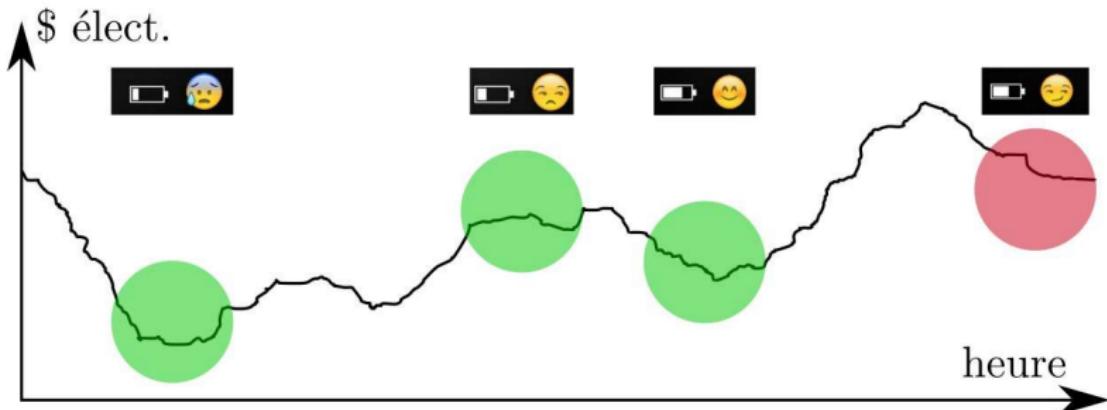
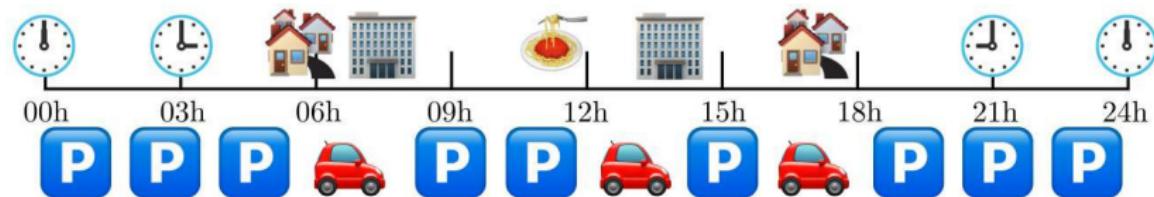
# Programmation des périodes de recharge



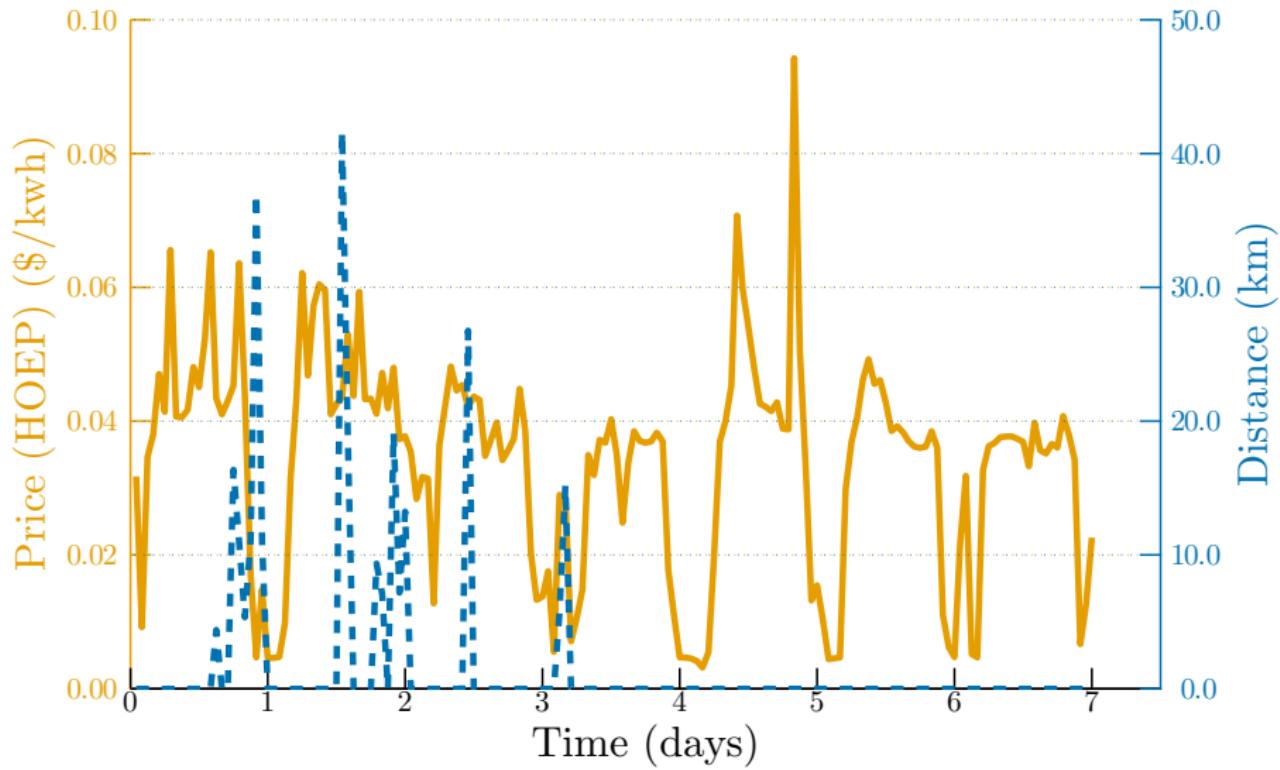
# Programmation des périodes de recharge



# 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 :

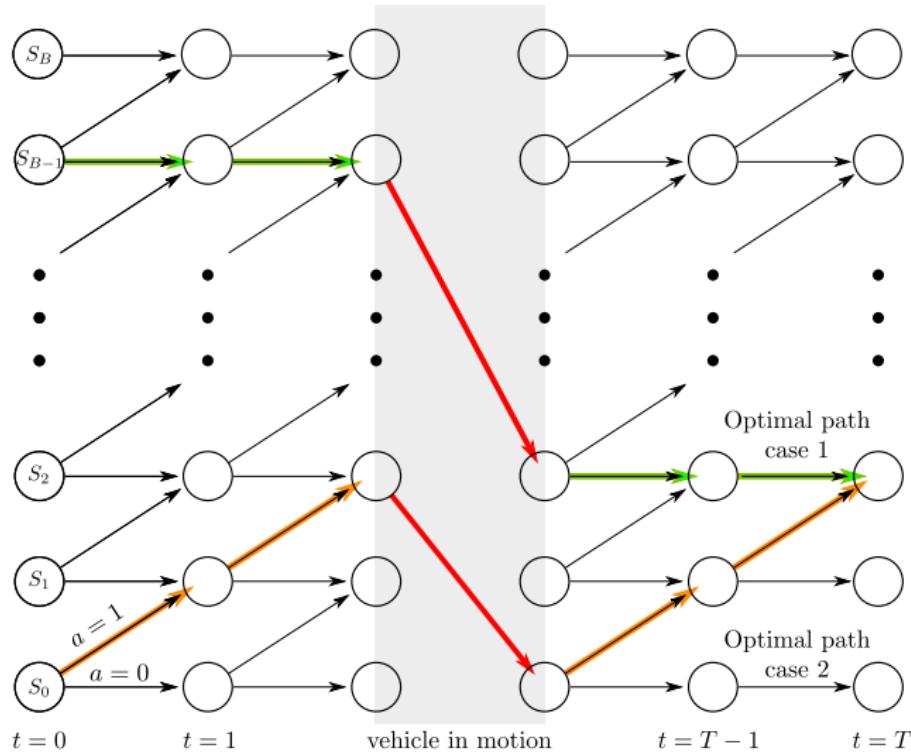
$$r(s(t), a) = \begin{cases} 0 & \text{if } z(t) = 1 \text{ and } a = 0 \\ -C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta} & \text{if } z(t) = 1 \text{ and } a = 1 . \\ -C_{fuel}(t) \cdot F_c(SoC(t)) & \text{if } z(t) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

# Optimisation basée sur la Programmation Dynamique

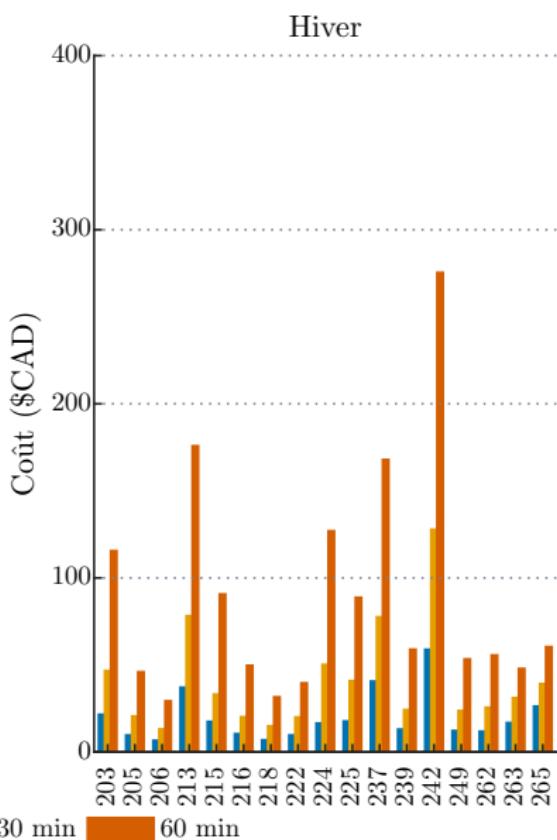
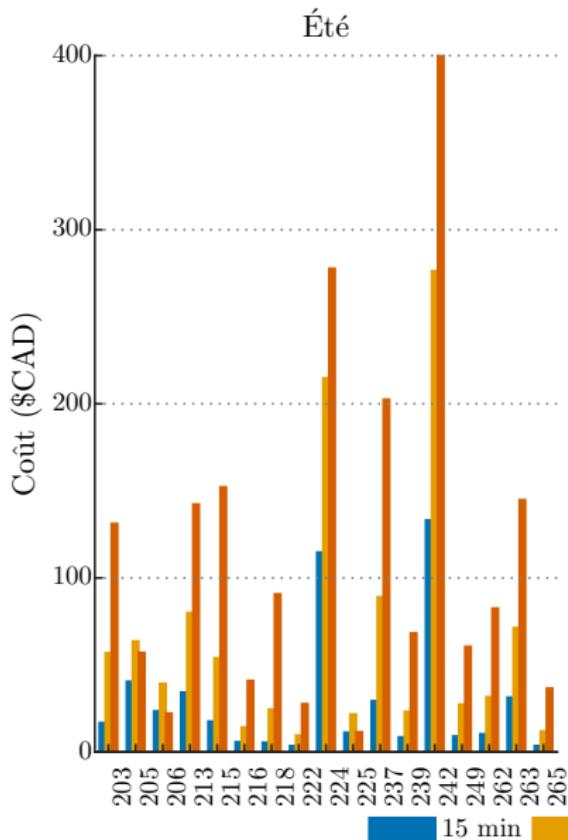
$$Q(s(t), a) = r(s(t), a) + \max_{a \in \mathcal{A}} Q(s(t + 1), a) \quad (6)$$

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

# Prise de décisions avec la programmation dynamique (Exemple illustratif)



# Analyse de l'intervalle de temps

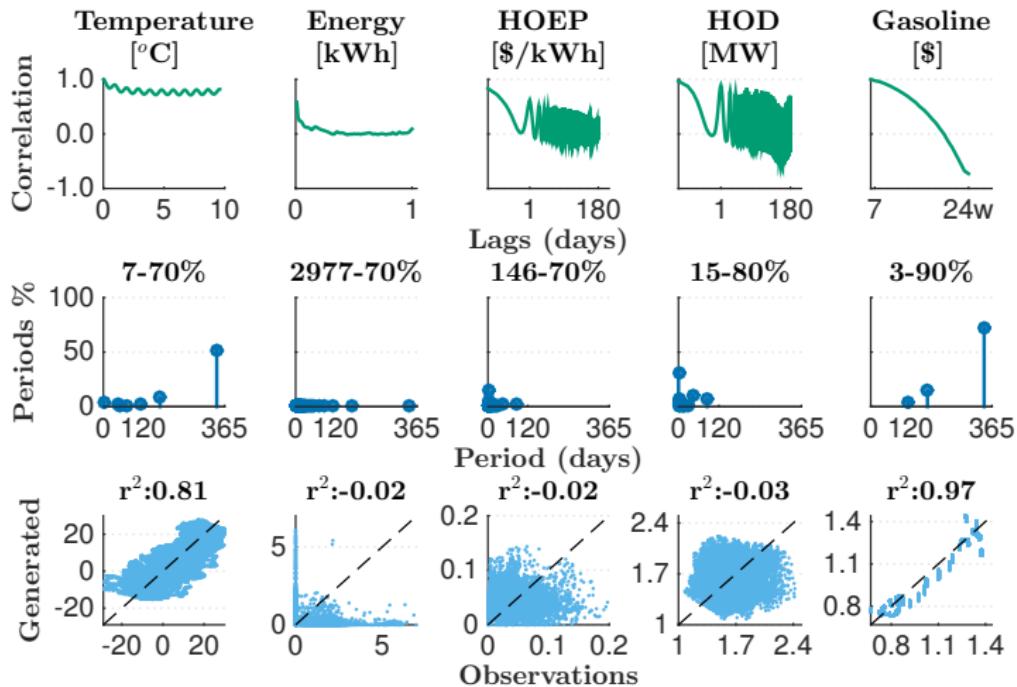


# Comparaison de la programmation dynamique avec des techniques de base

	Winter							
	GAS		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	

	Summer							
	GAS		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 multivariées des données - Corrélation et ACP

	Temperature	Energy used	Gasoline price	HOD	HOEP
Temperature	1.00	0.02	<b>0.81</b>	-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 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	3 <sup>rd</sup>	4 <sup>th</sup>	5 <sup>th</sup>
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

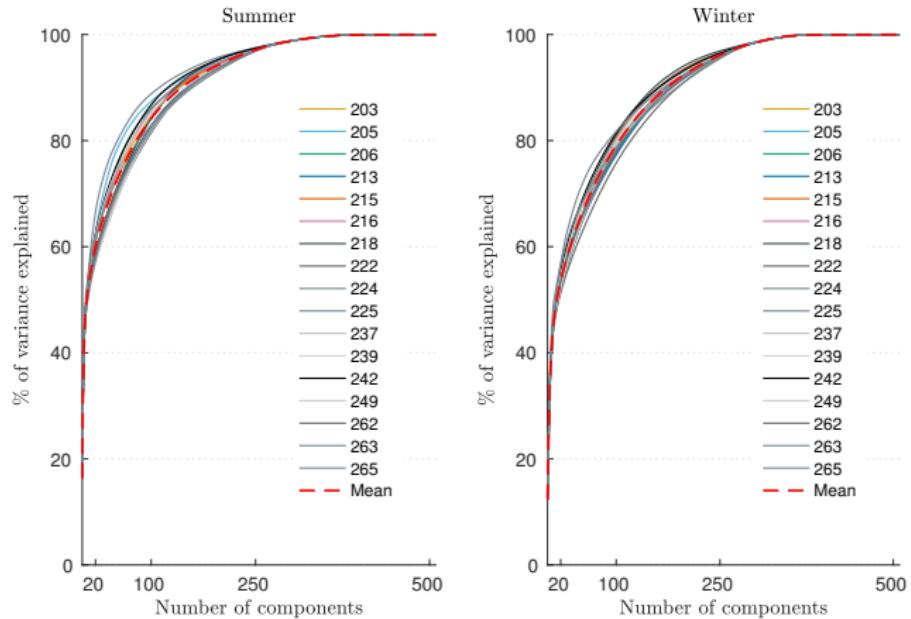
# Définition du Système d'Information

- 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  $t$ .

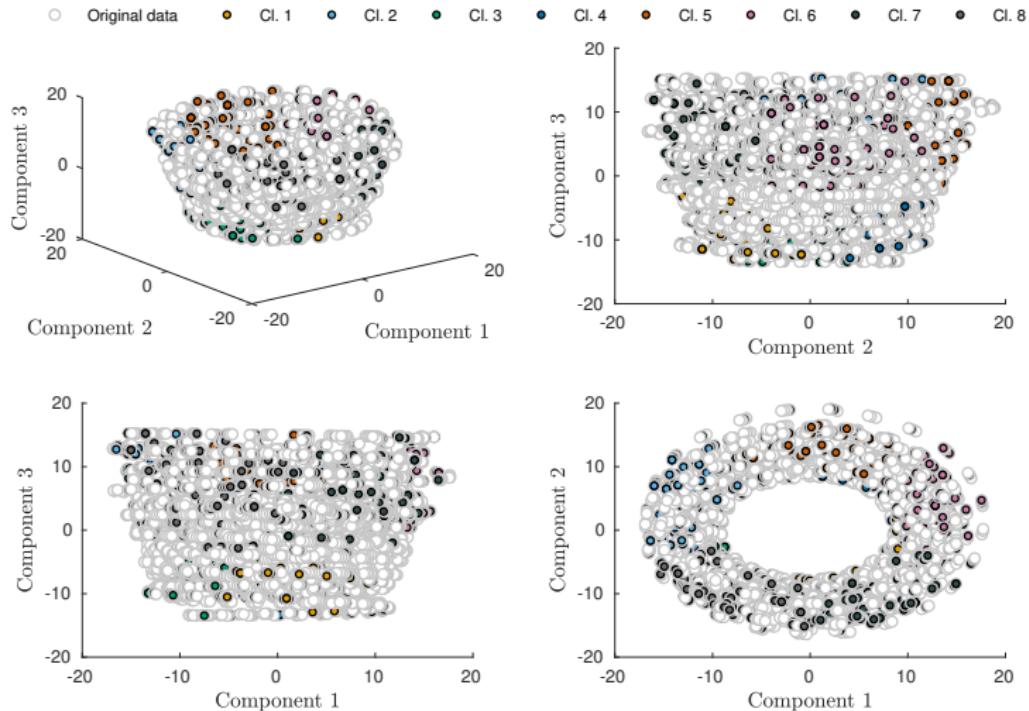
# Définition du Système d'Information

- 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.

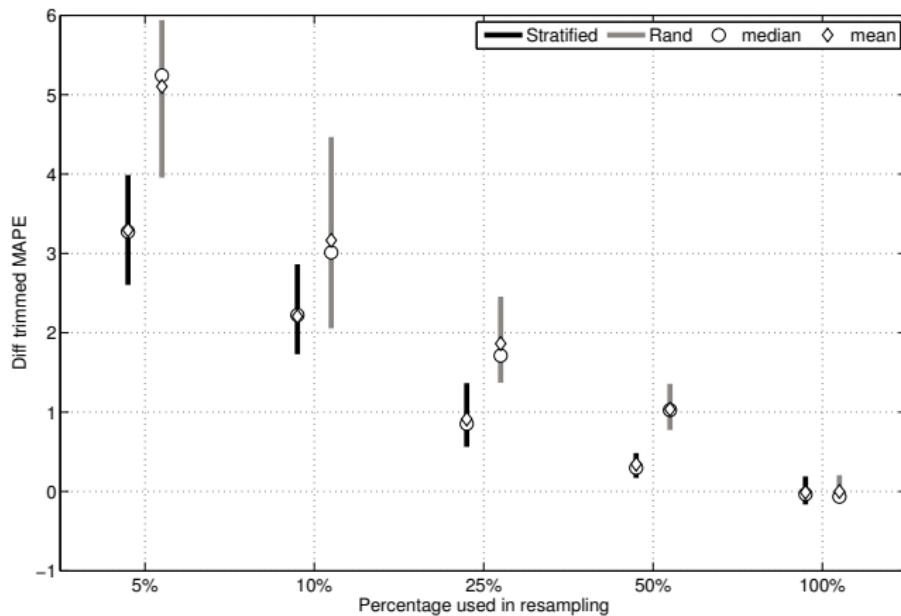
# ACP du Système d'Information



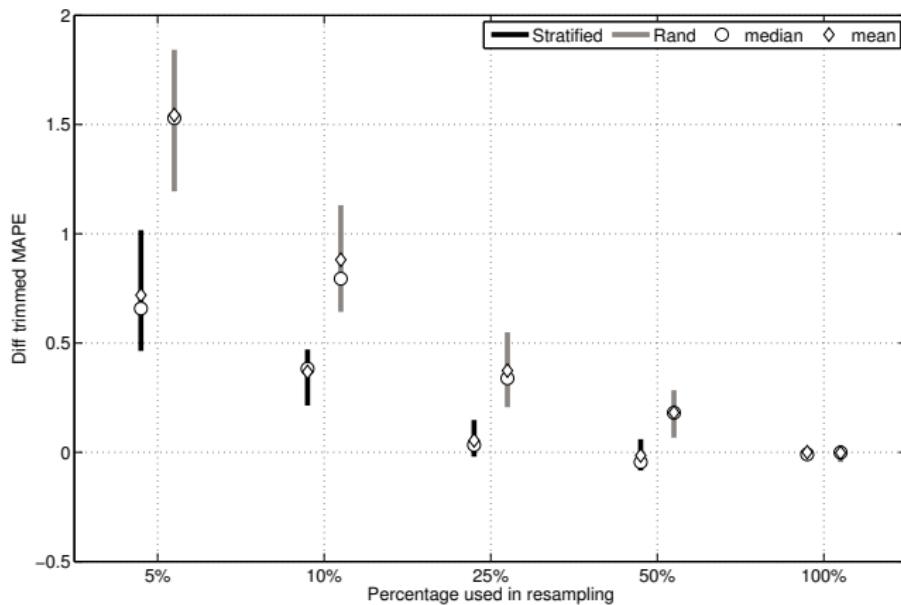
# Stratification des données



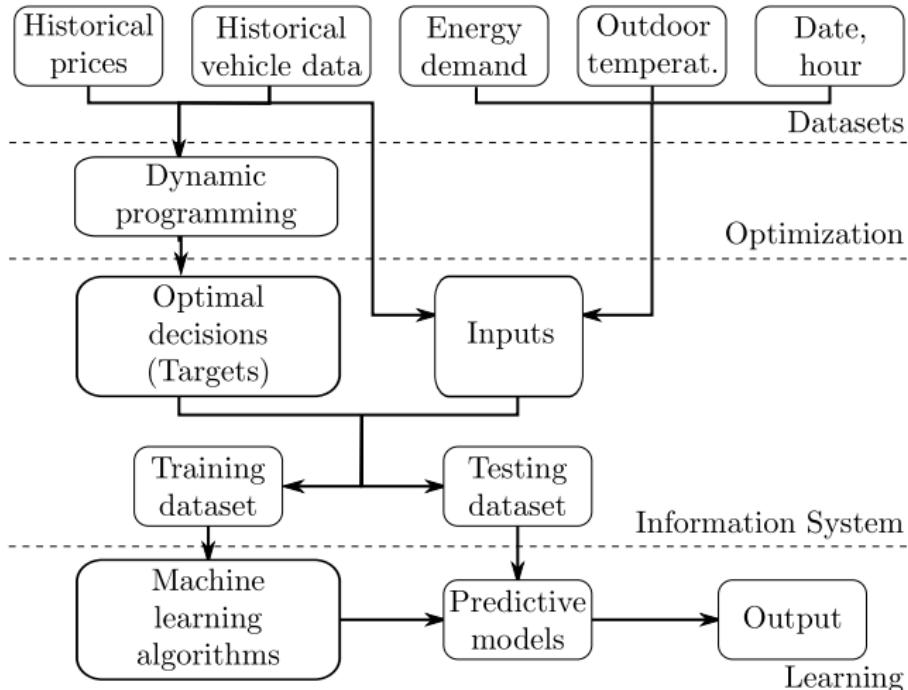
# Stratification dans un problème de régression avec réseau de neurones



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



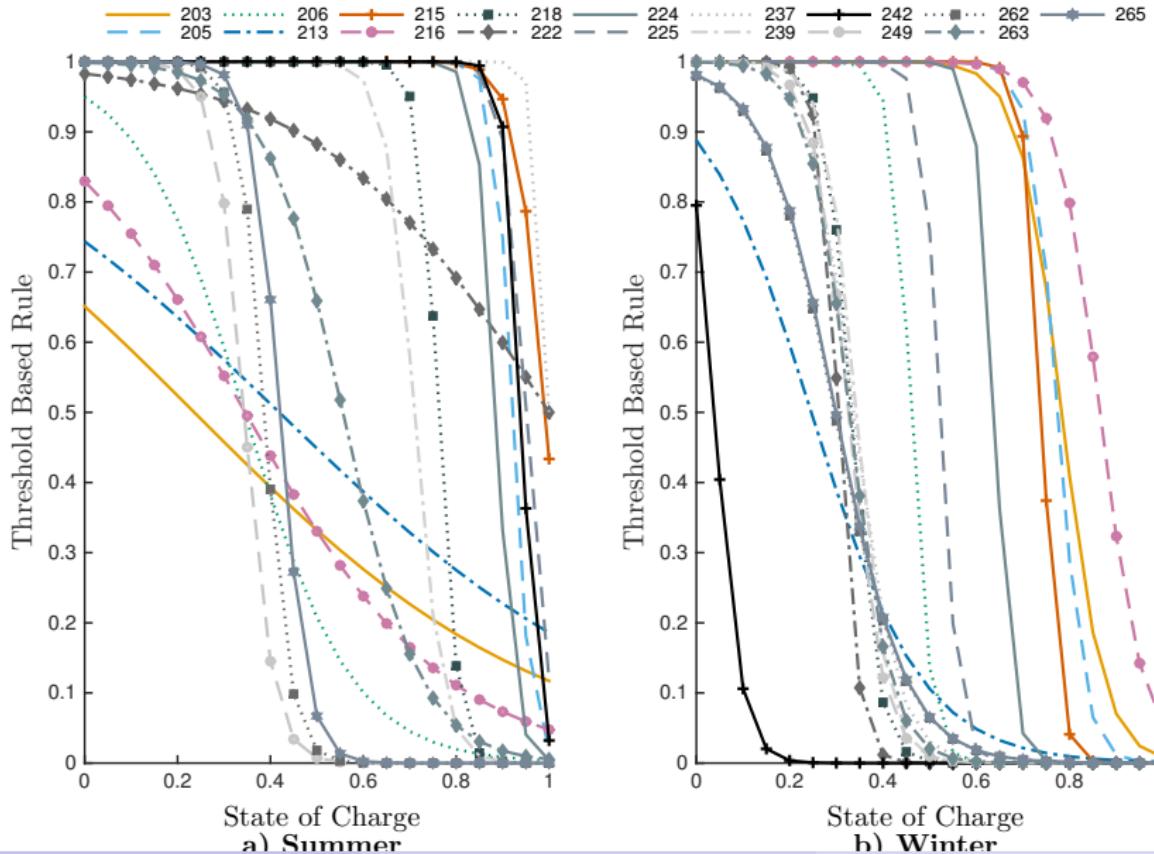
# Révision de la méthodologie



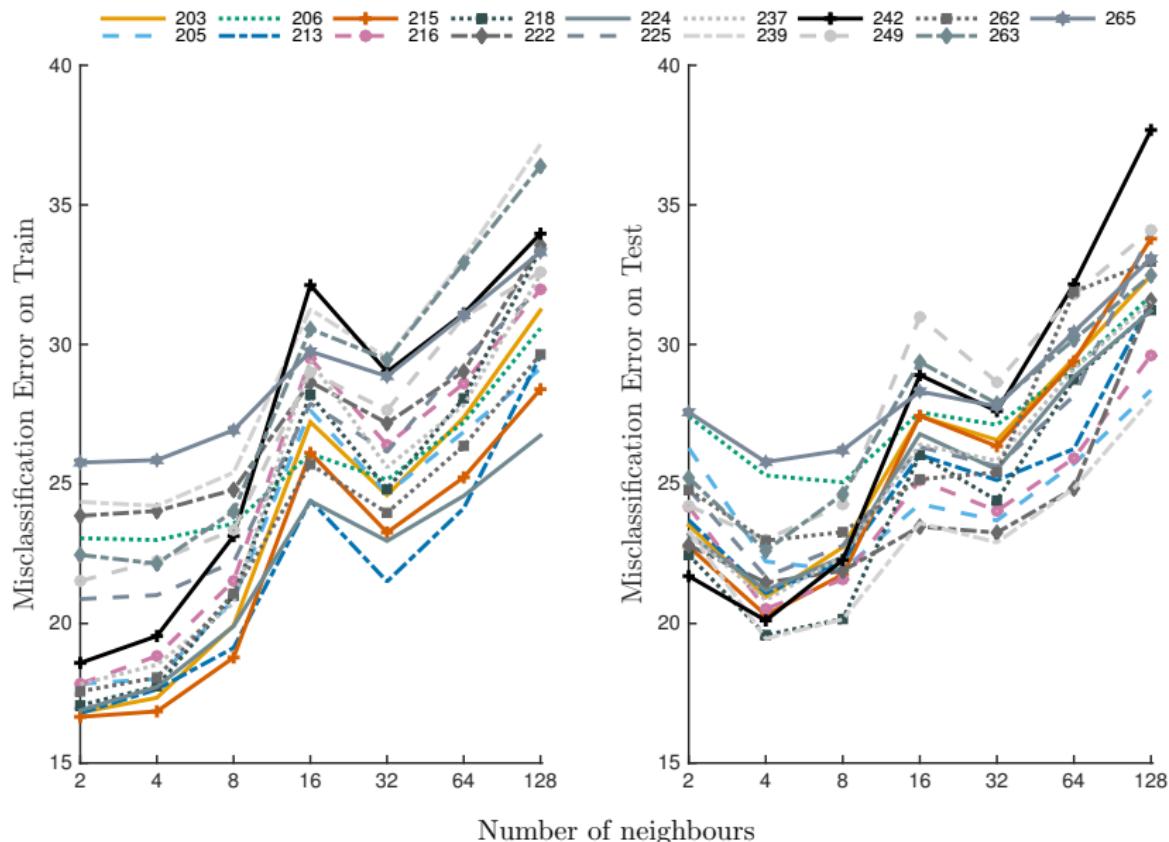
# Techniques utilisées

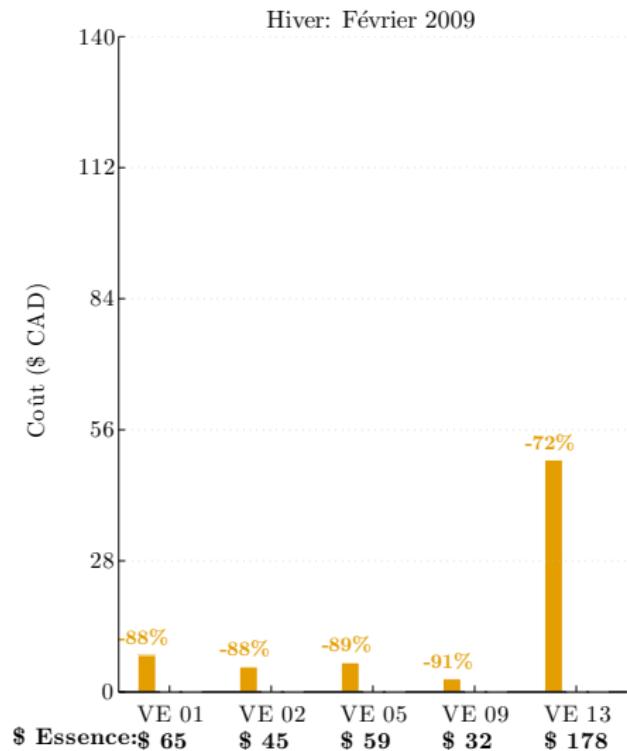
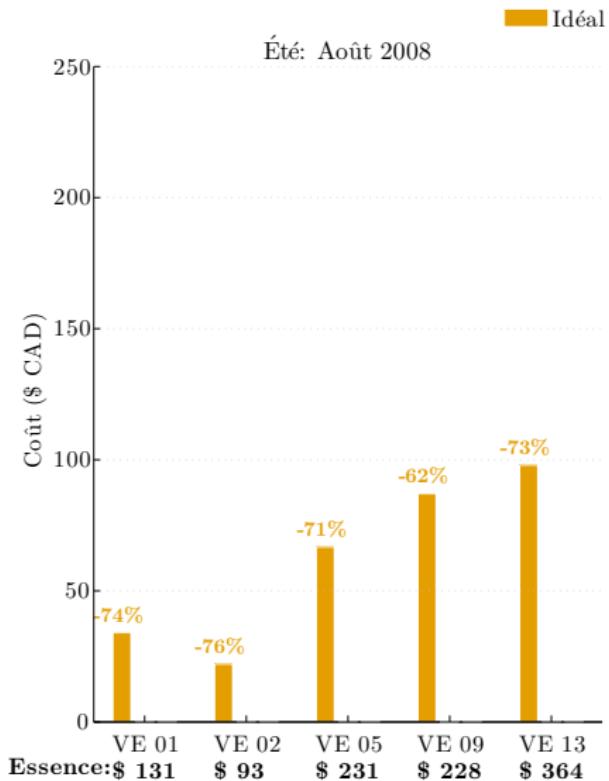
- Threshold-Based Rule
- k-Nearest Neighbors
- Shallow Neural Network with Stratified Data
- Deep Neural Networks

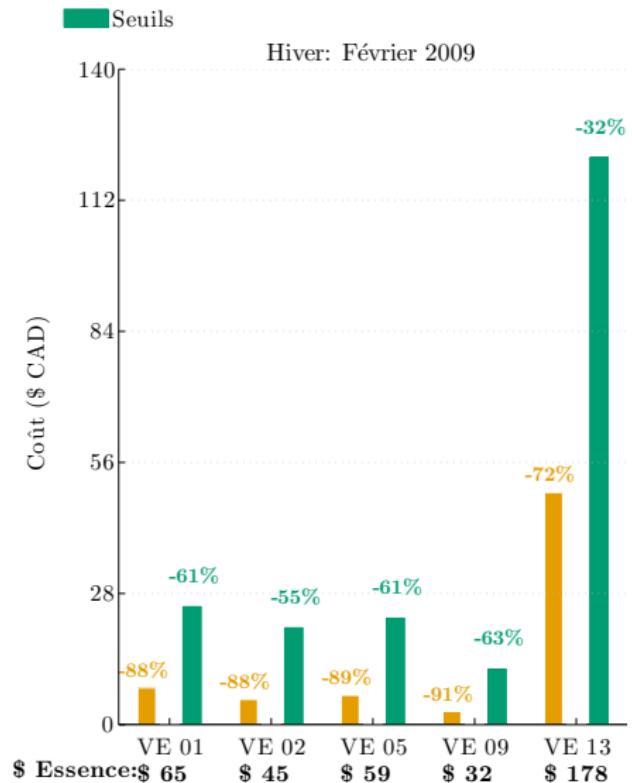
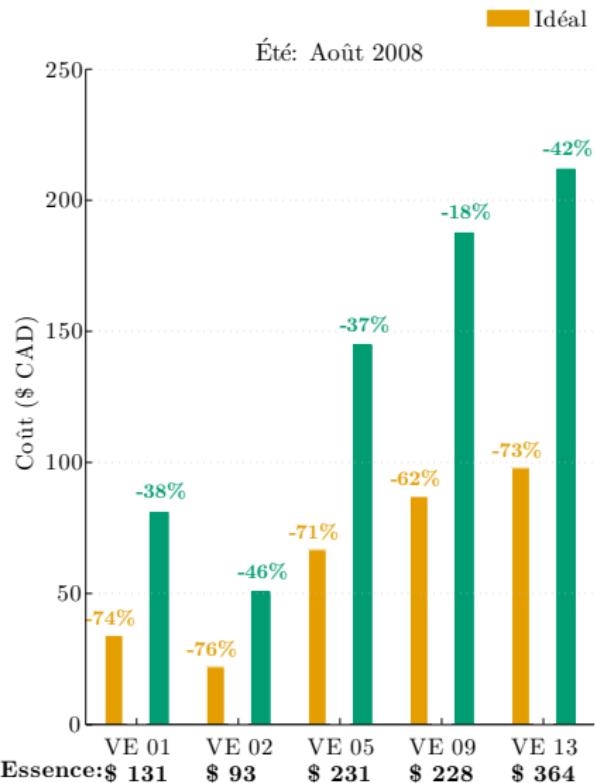
# Threshold-Based Rule



# k-Nearest Neighbors

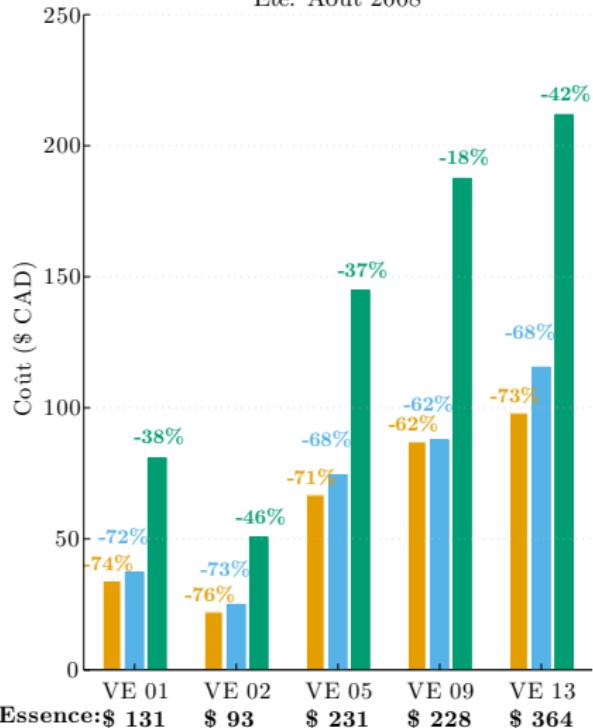




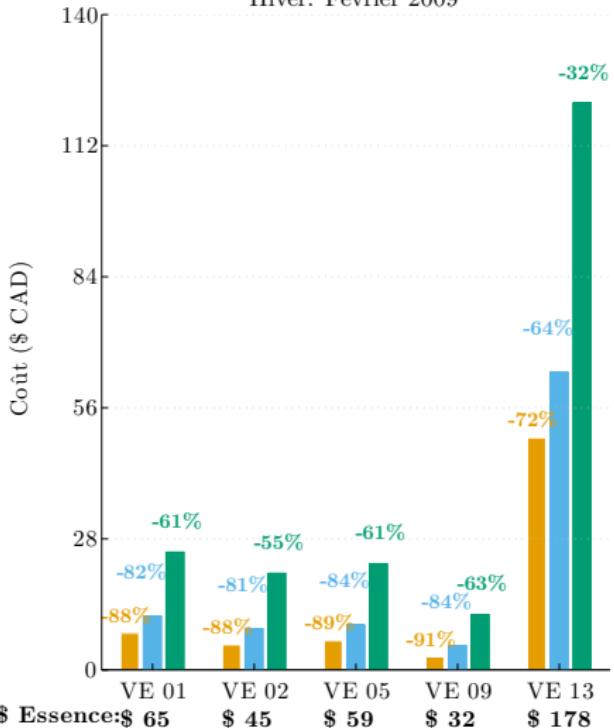


Idéal Apprentissage Seuils

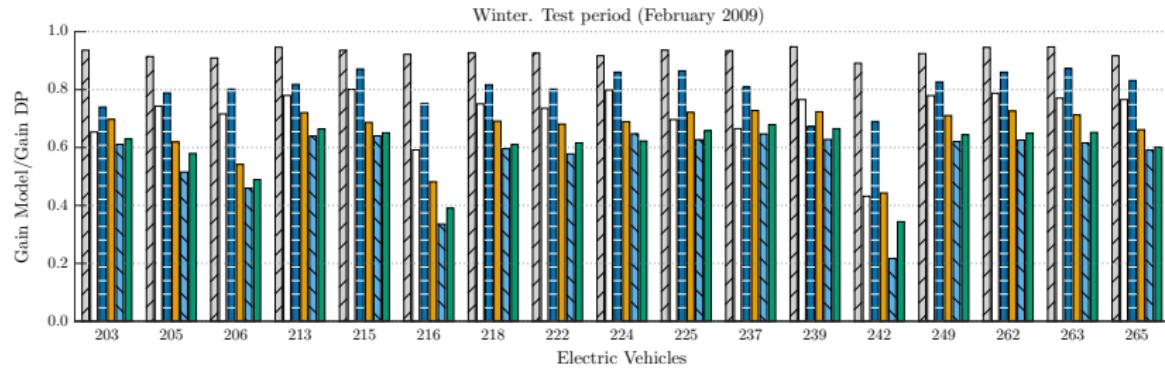
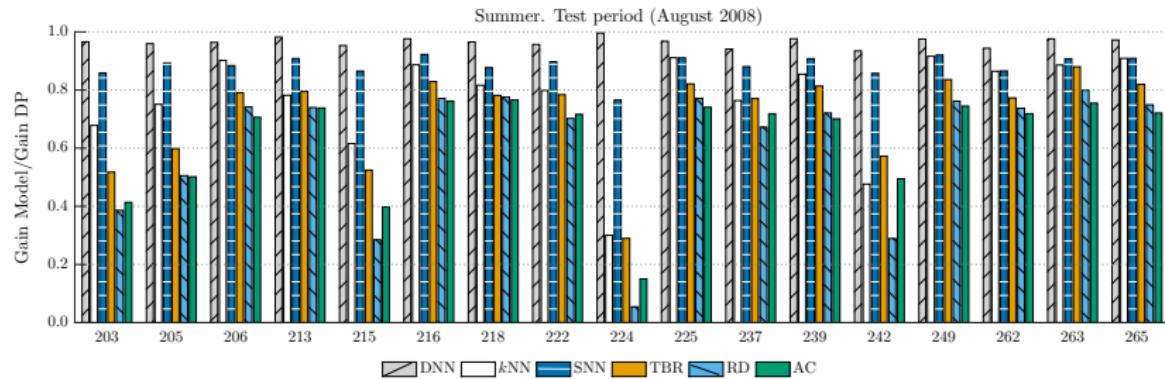
Été: Août 2008



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!