

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

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

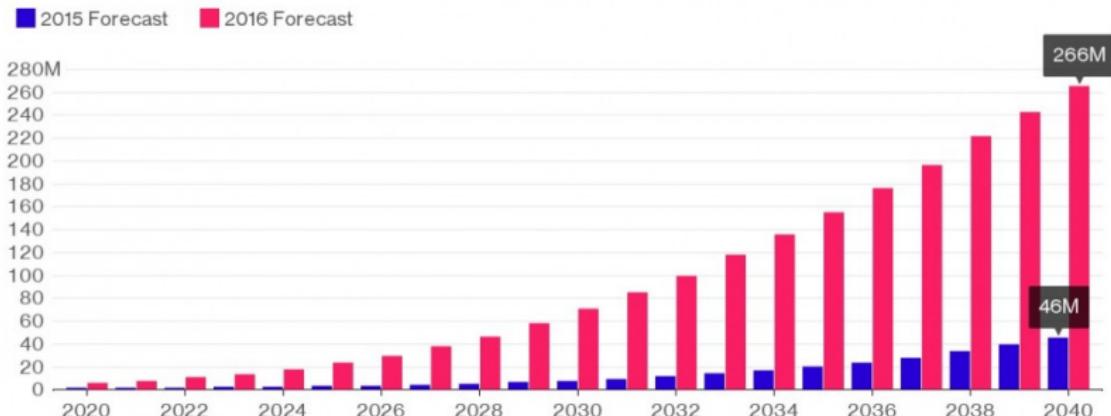
22 jan 2019



# Véhicules électriques : portrait de la situation

## Growing Expectations

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



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	-----

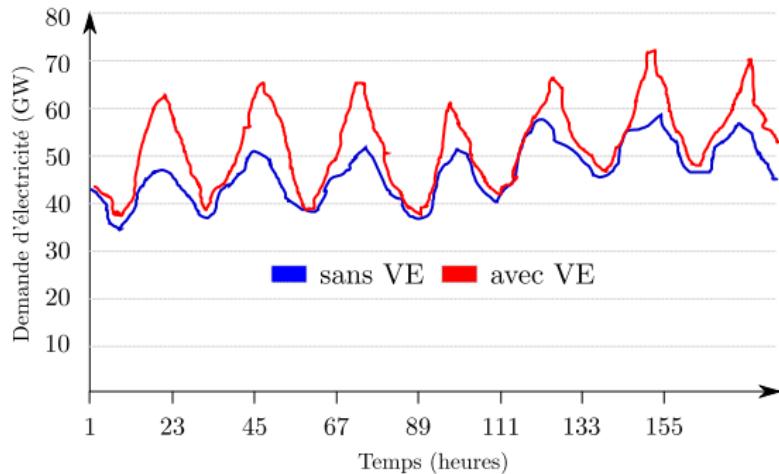


# Intégrer les véhicules électriques dans le réseau électrique



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

# 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.

# Optimiser la recharge de véhicules électriques avec une perspective utilisateur

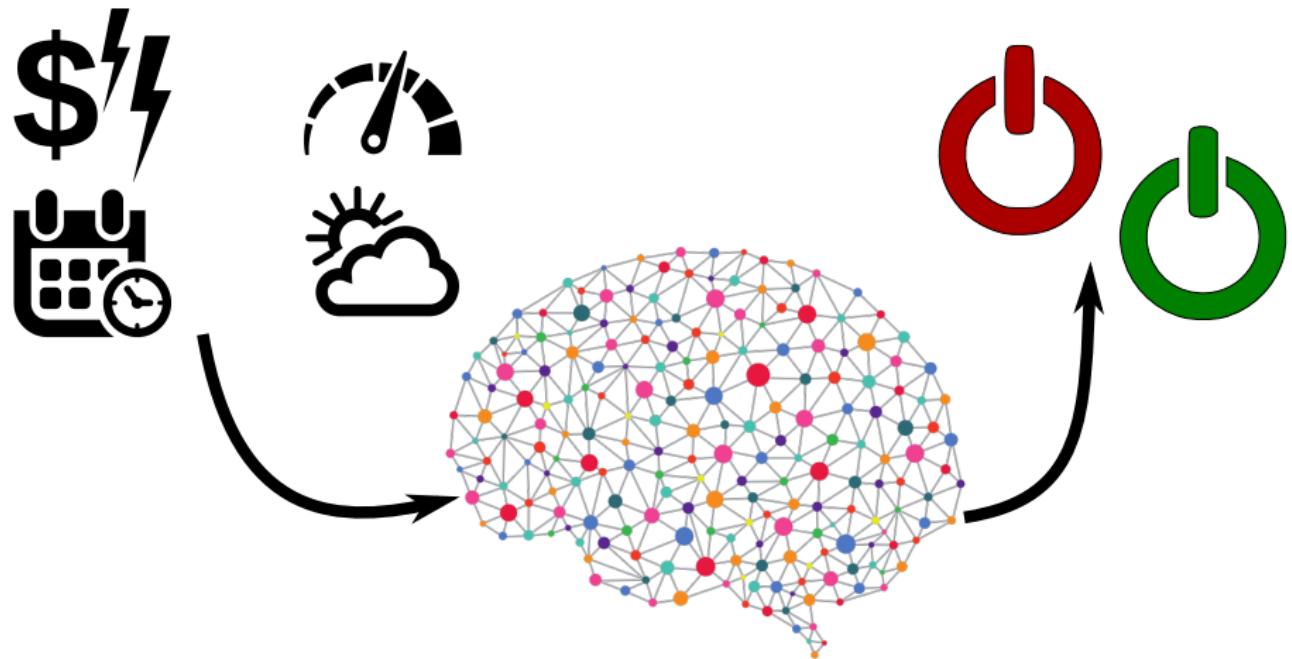
# Données disponibles



# Approches d'apprentissage disponibles



# Méthodologie générale

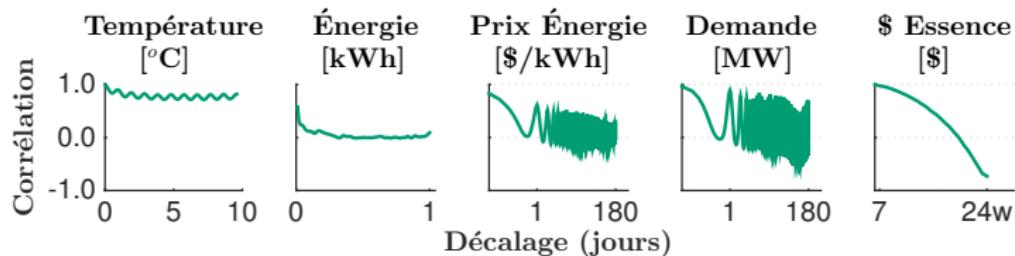


# Méthodologie générale

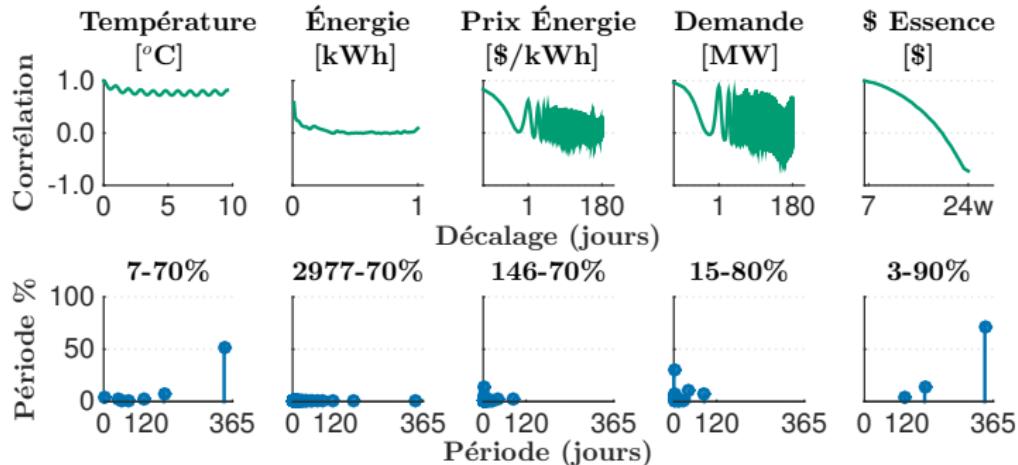
- ① Obtenir et analyser les données pertinentes
- ② Déterminer les décisions optimales correspondantes
- ③ Proposer une méthode d'apprentissage capable d'approcher les décisions optimales

# Obtenir et analyser les données pertinentes

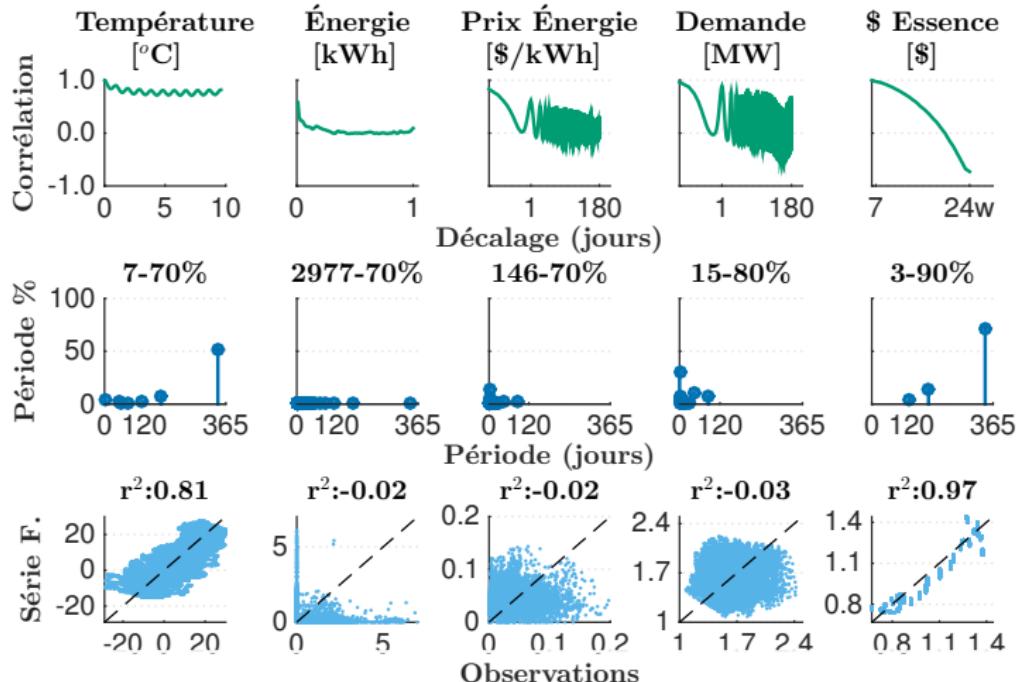
# Analyses univariées des données



# Analyses univariées des données



# Analyses univariées des données



# Analyses multivariées des données - Corrélation et ACP

	Température	Énergie consommée	Prix de l'essence	HOD	HOEP
Température	1.00	0.02	<b>0.81</b>	-0.02	0.15
Énergie consommée		1.00	0.02	0.06	0.06
Prix de l'essence			1.00	-0.00	0.17
HOD				1.00	<b>0.71</b>
HOEP					1.00

# Analyses multivariées des données - Corrélation et ACP

	Température	Énergie consommée	Prix de l'essence	HOD	HOEP
Température	1.00	0.02	<b>0.81</b>	-0.02	0.15
Énergie consommée		1.00	0.02	0.06	0.06
Prix de l'essence			1.00	-0.00	0.17
HOD				1.00	<b>0.71</b>
HOEP					1.00

	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	3 <sup>rd</sup>	4 <sup>th</sup>	5 <sup>th</sup>
Température	0.57	-0.41	-0.01	-0.06	0.71
Énergie consommée	0.08	0.08	0.99	0.01	0.00
Prix de l'essence	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

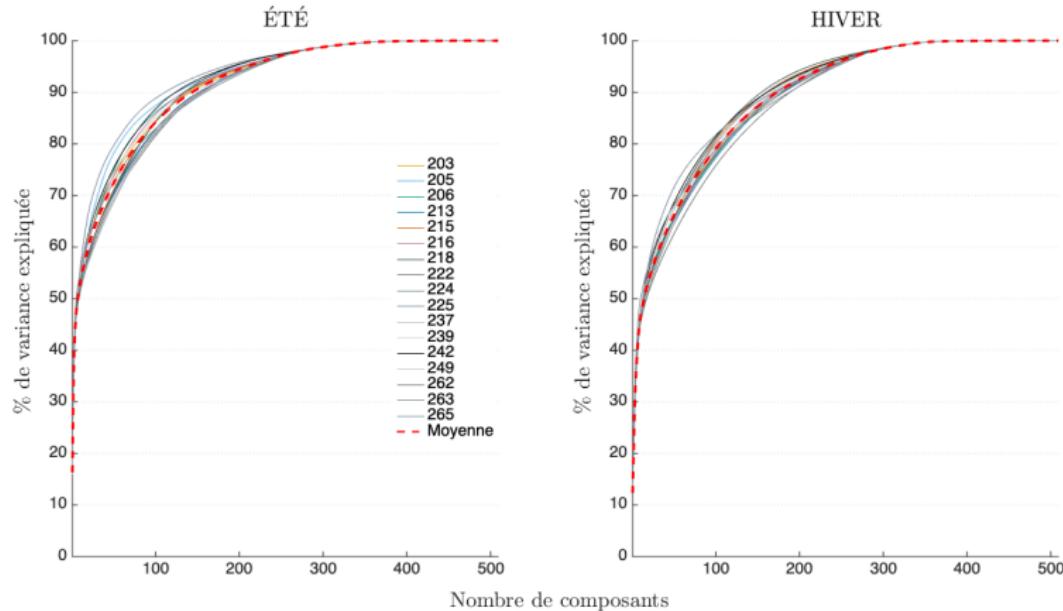
- HOEP ( $x^1$ ), HOD ( $x^2$ ), et température extérieur ( $x^3$ ) with 101 décalages.
- énergie consommée ( $x^4$ ) avec 199 décalages.
- variables scalaires :
  - $w_1$  : jour de la semaine,
  - $w_2$  : heure;
  - $w_3$  :  $C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$  différence du prix de l'électricité,
  - $w_4$  :  $C_{el}(t)$  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

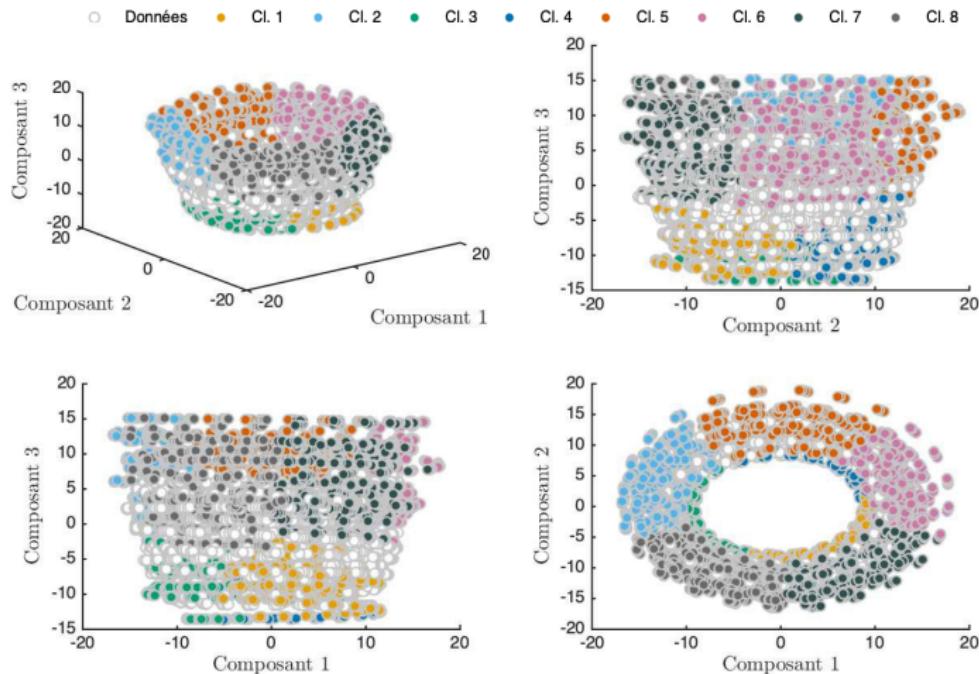
- HOEP ( $x^1$ ), HOD ( $x^2$ ), et température extérieur ( $x^3$ ) with 101 décalages.
- énergie consommée ( $x^4$ ) avec 199 décalages.
- variables scalaires :
  - $w_1$  : jour de la semaine,
  - $w_2$  : heure;
  - $w_3 : C_{el}(t - 1) - C_{el}(t)$  différence du prix de l'électricité,
  - $w_4 : C_{el}(t)$  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.

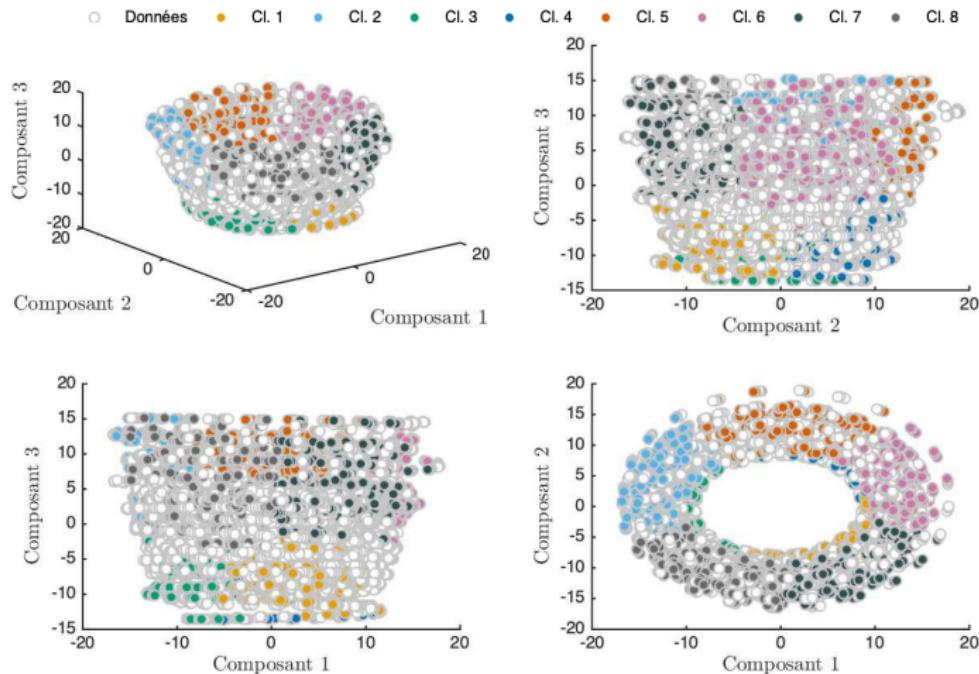
# ACP du Système d'Information



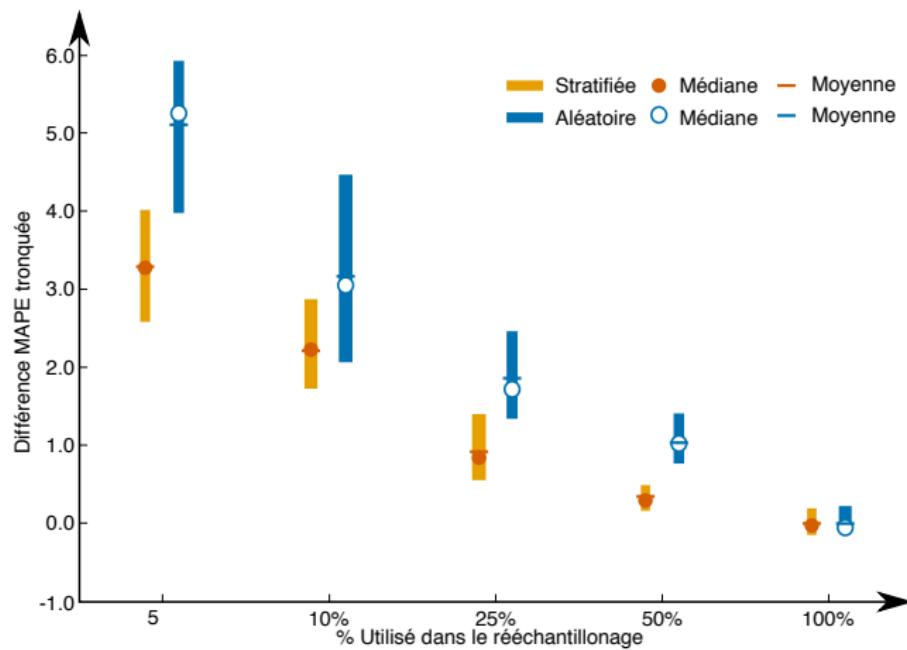
# Stratification des données



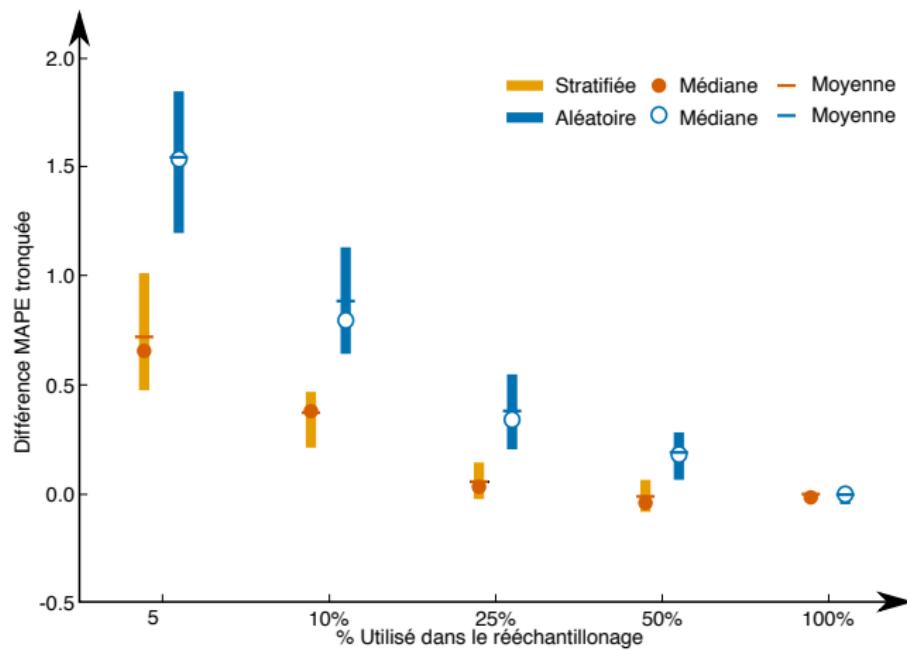
# Stratification des données



# Stratification dans un problème de régression avec réseau de neurones

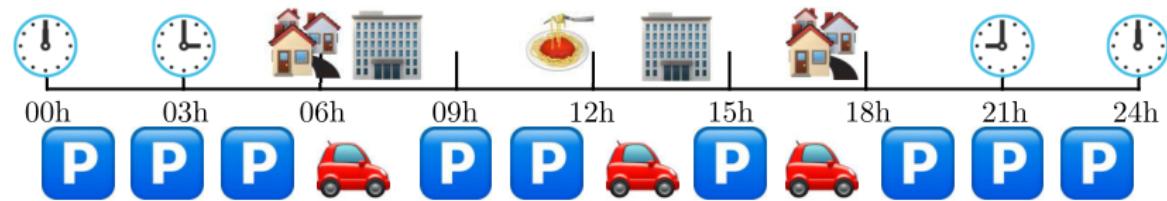


# Stratification dans un problème de régression avec machines à vecteurs de support

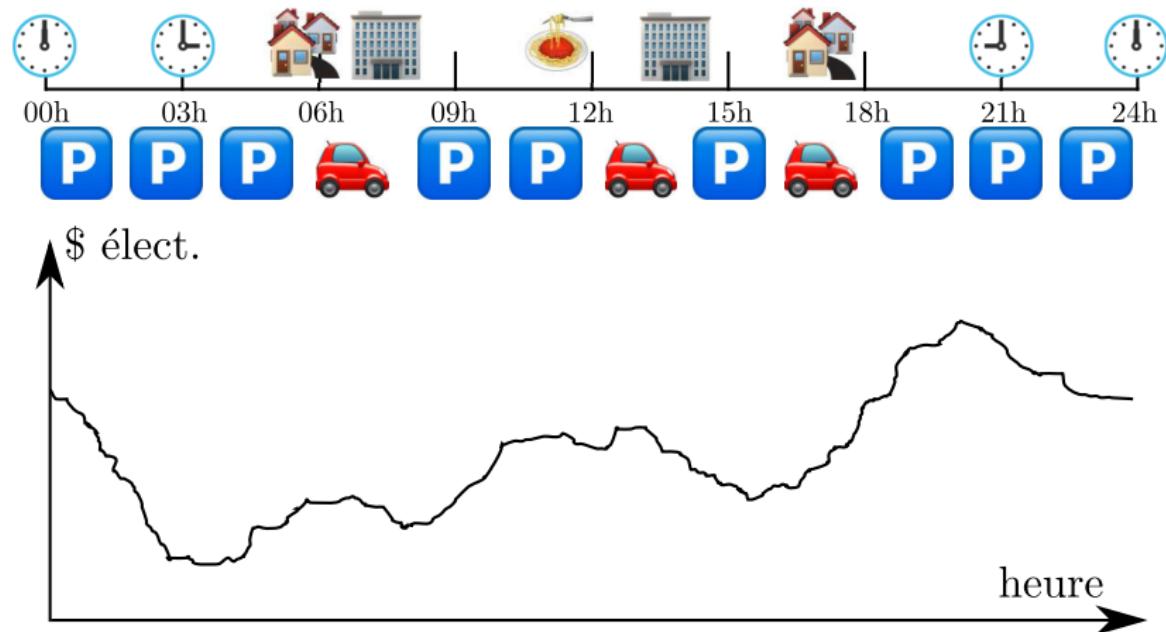


# Déterminer les périodes de recharge optimales

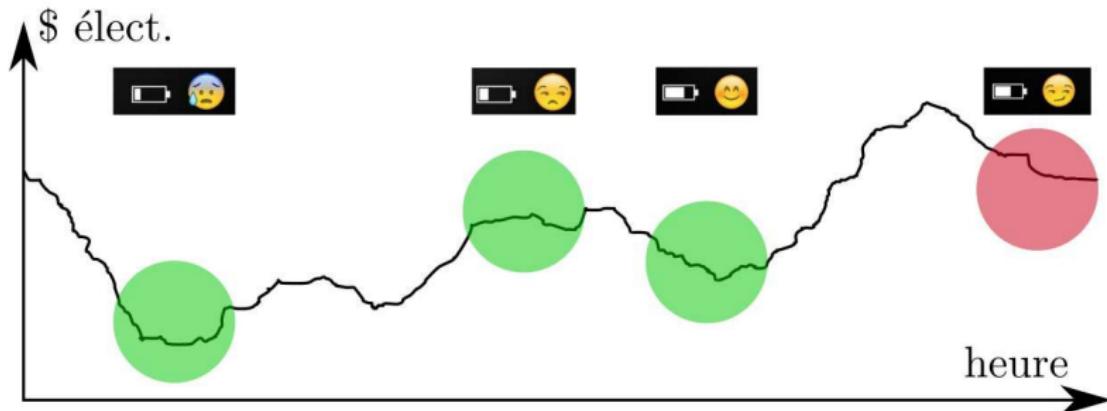
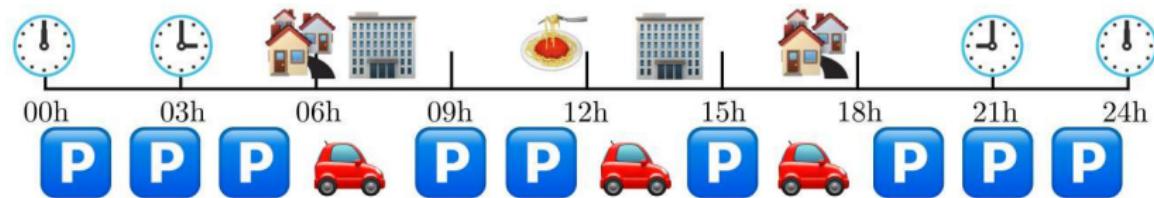
# Programmation des périodes de recharge



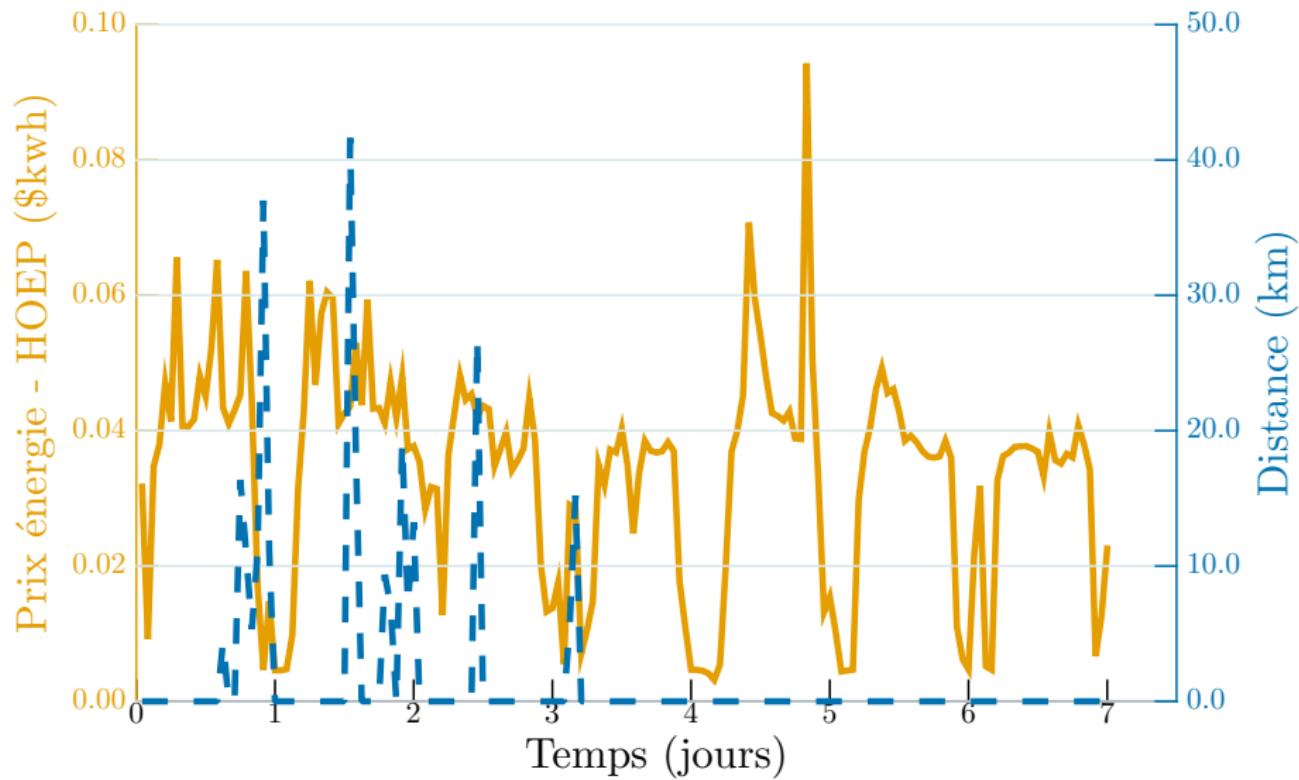
# Programmation des périodes de recharge



# Programmation des périodes de recharge



# Si on suppose qu'on connaît le futur?



## 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 :

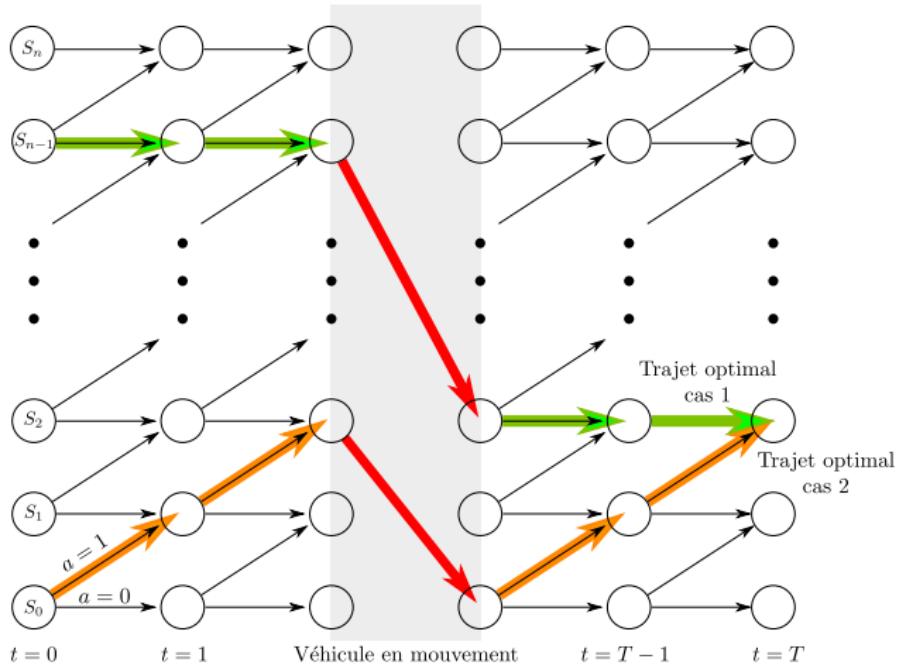
$$r(s(t), a) = \begin{cases} 0 & \text{si } z(t) = 1 \text{ et } a = 0 \\ -C_{el}(t) \cdot \frac{E_{ch}(SoC(t))}{\eta} & \text{si } z(t) = 1 \text{ et } a = 1 . \\ -C_{fuel}(t) \cdot F_c(SoC(t)) & \text{si } z(t) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

# Optimisation basée sur la Programmation Dynamique

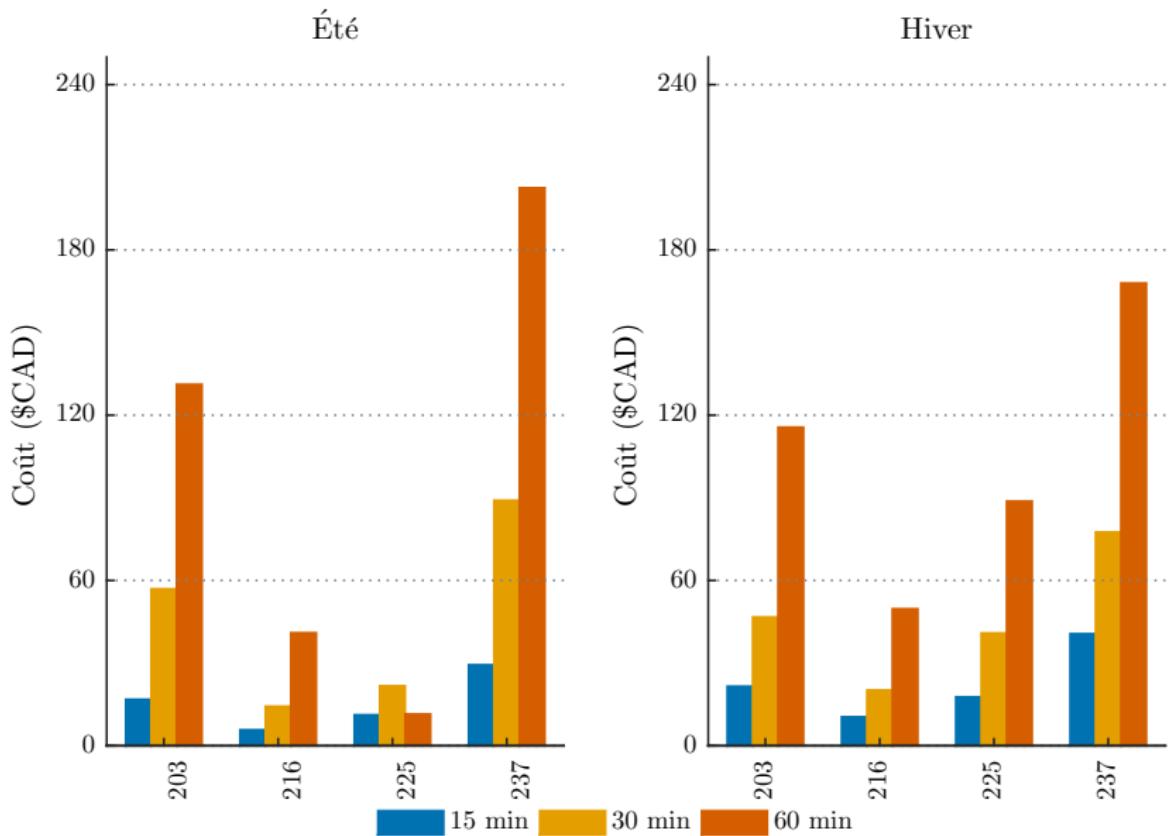
$$Q(s(t), a) = r(s(t), a) + \max_{a \in \mathcal{A}} Q(s(t + 1), a) \quad (6)$$

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

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



# Analyse de l'intervalle de temps



# Résultats

Essence	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	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

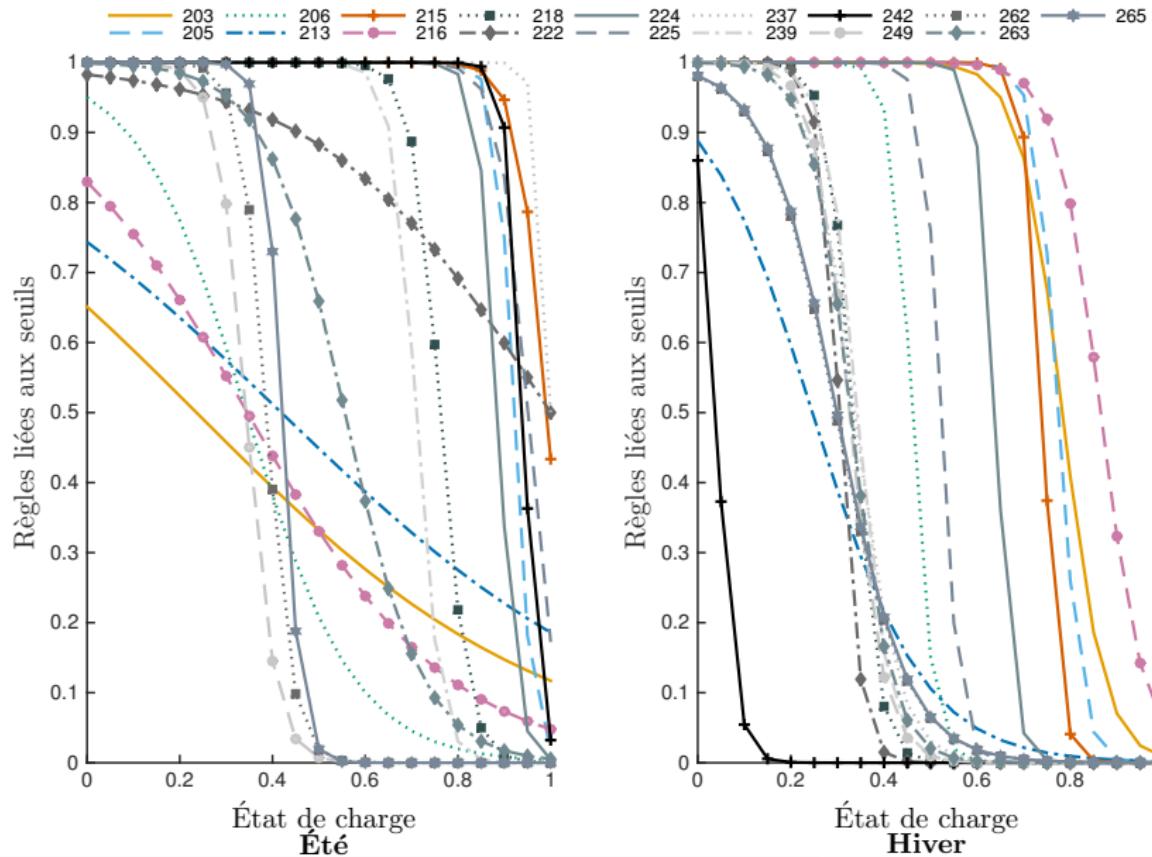
- Aucune hypothèse nécessaire sur les modèles utilisés
  - Voiture hybride rechargeable / 100% électrique
  - Caractéristiques de la batterie
  - Caractéristiques du chargeur
  - Incitatifs supplémentaires (e.g. vente d'électricité)
- La solution obtenue est *globalement optimale*

# Apprendre les décisions optimales

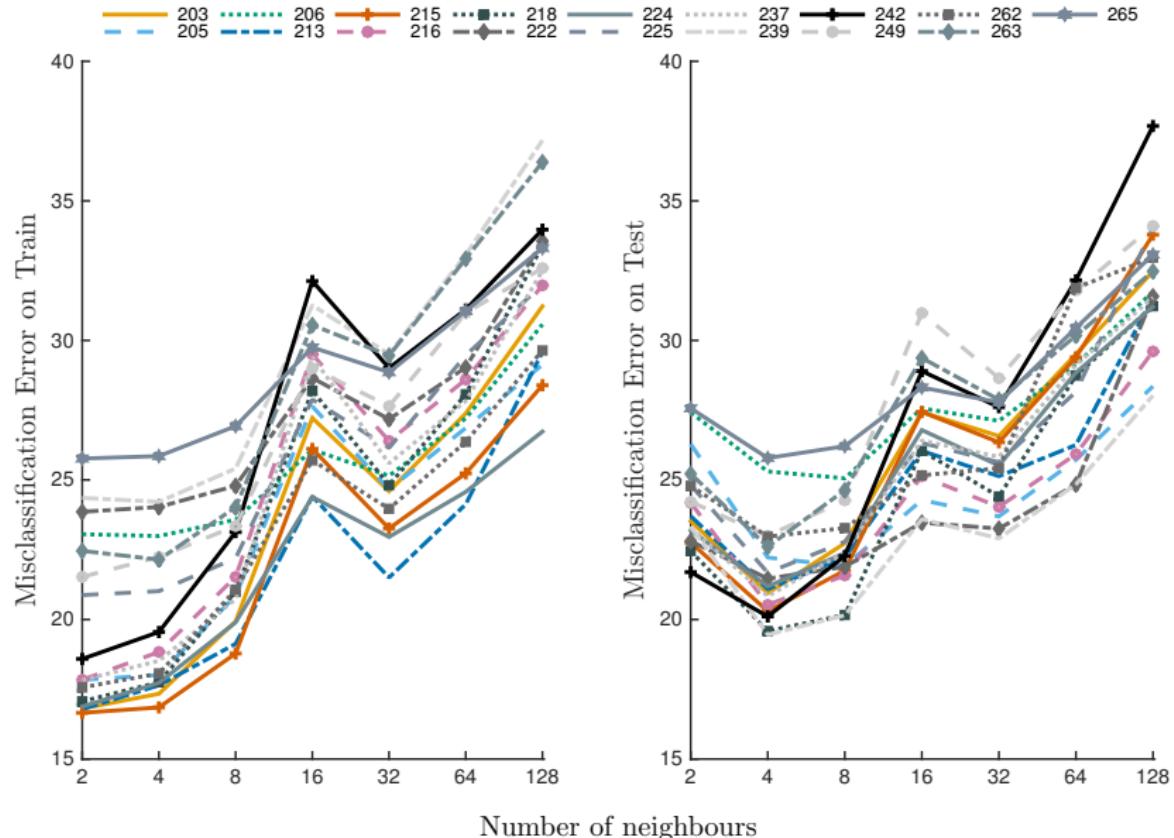
# Pipeline d'apprentissage automatique

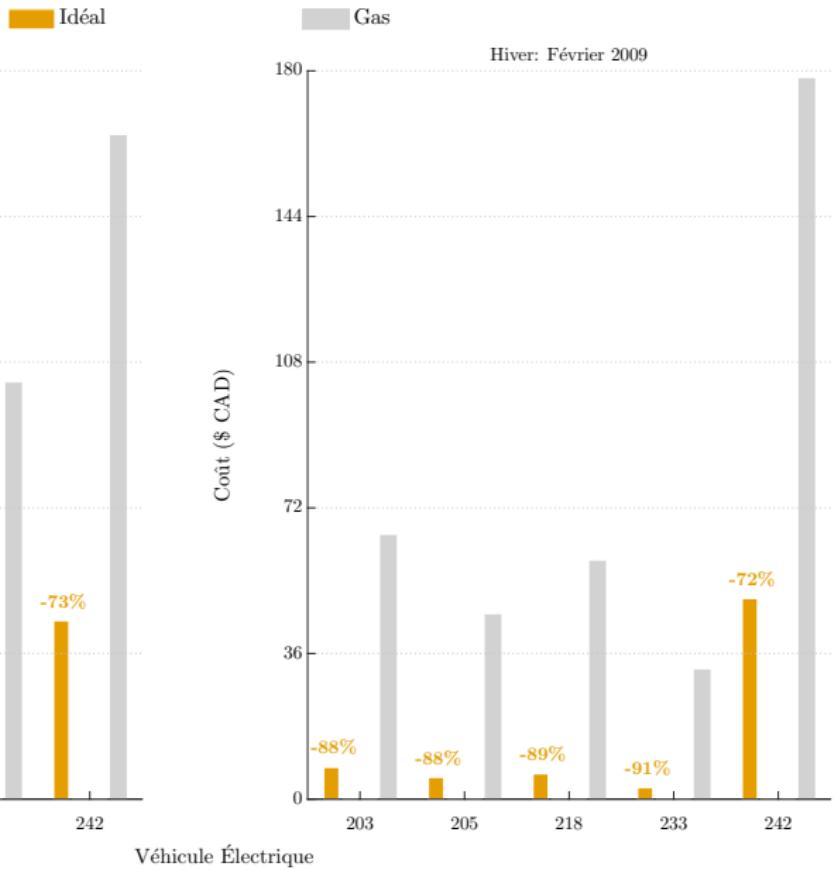
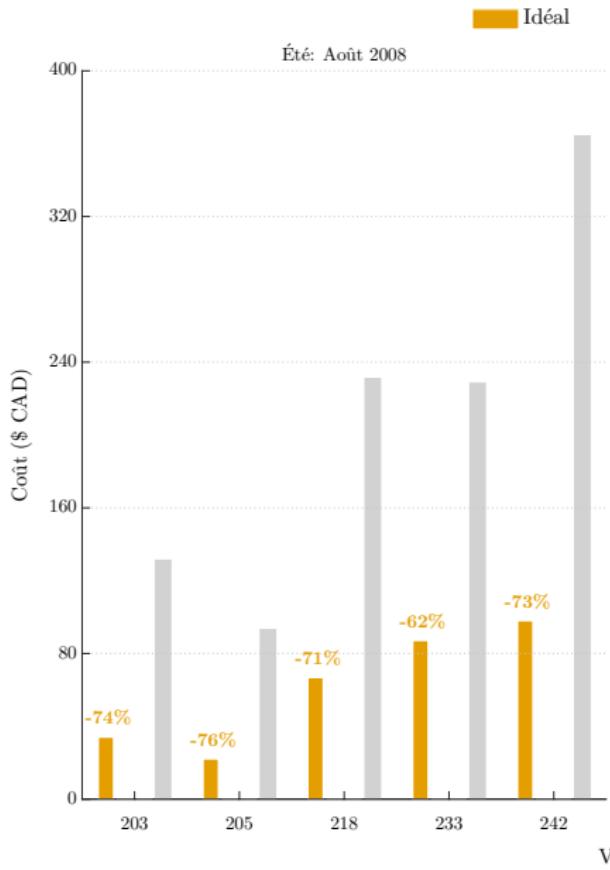
- Mêmes données d'entrée, sans connaître le futur
- Vérité terrain donnée par la programmation dynamique
- Techniques comparées :
  - Système de règles à base de seuils
  - k-plus proches voisins
  - Réseaux de neurones avec de données stratifiés
  - Réseaux de neurones profonds

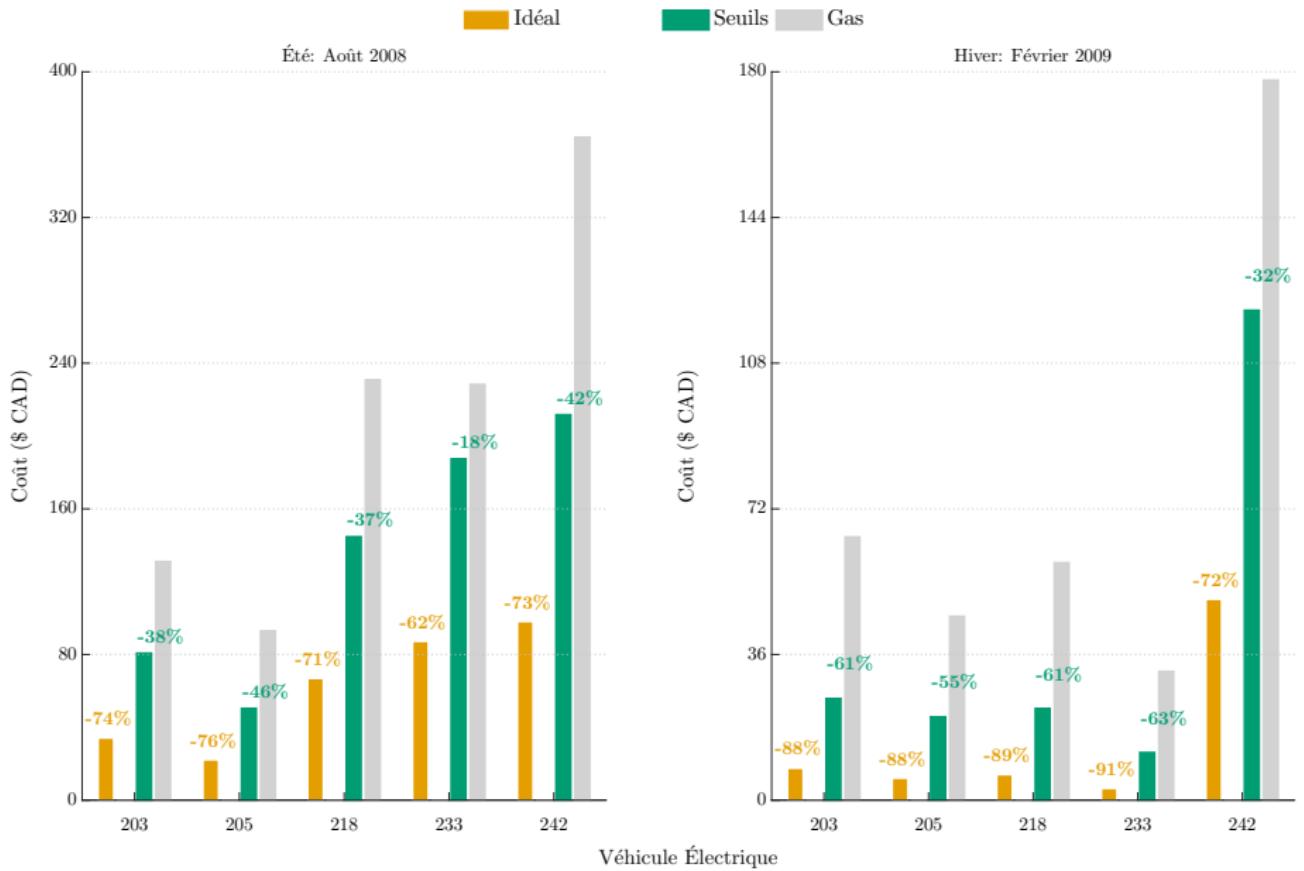
# Système de règles à base de seuils

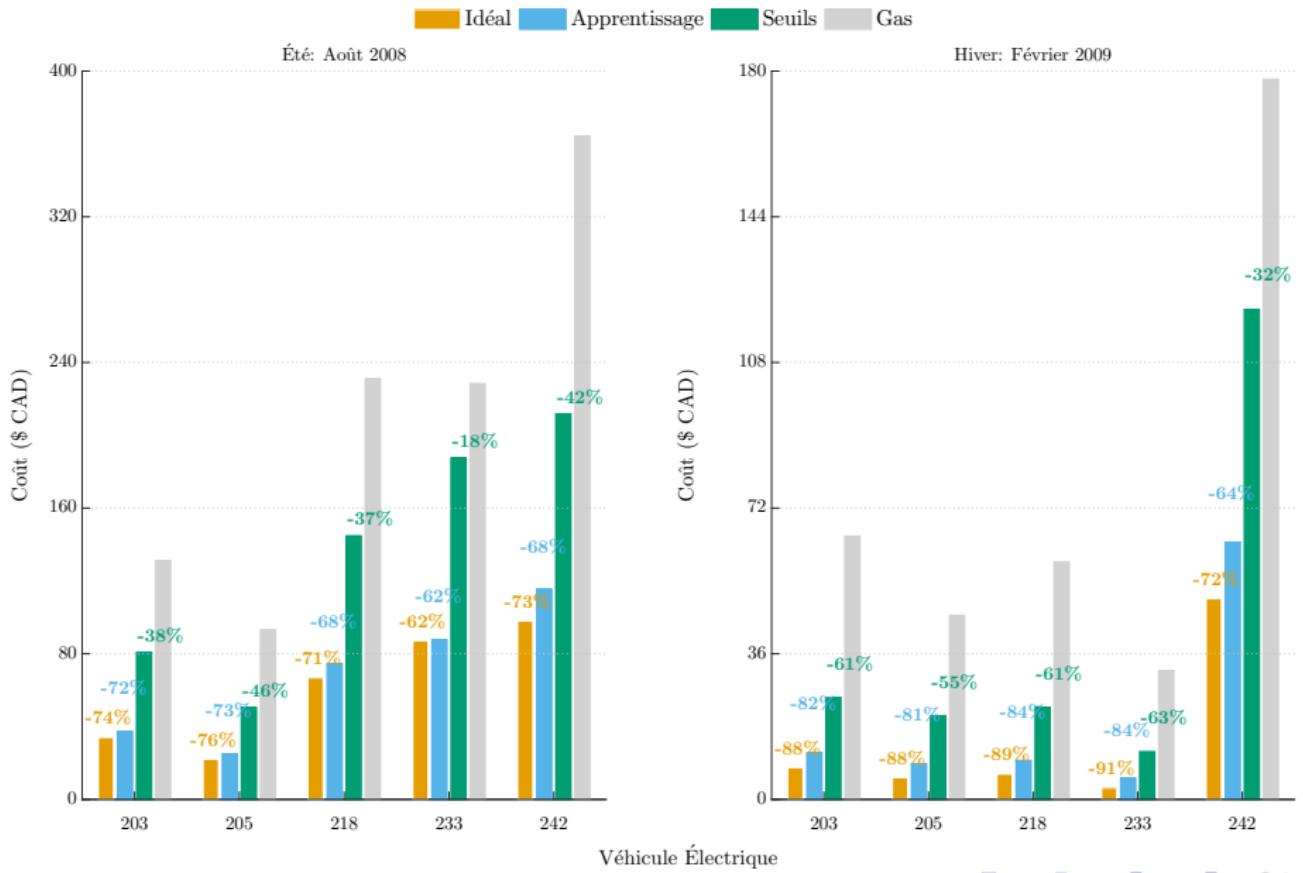


# k-plus proches voisins

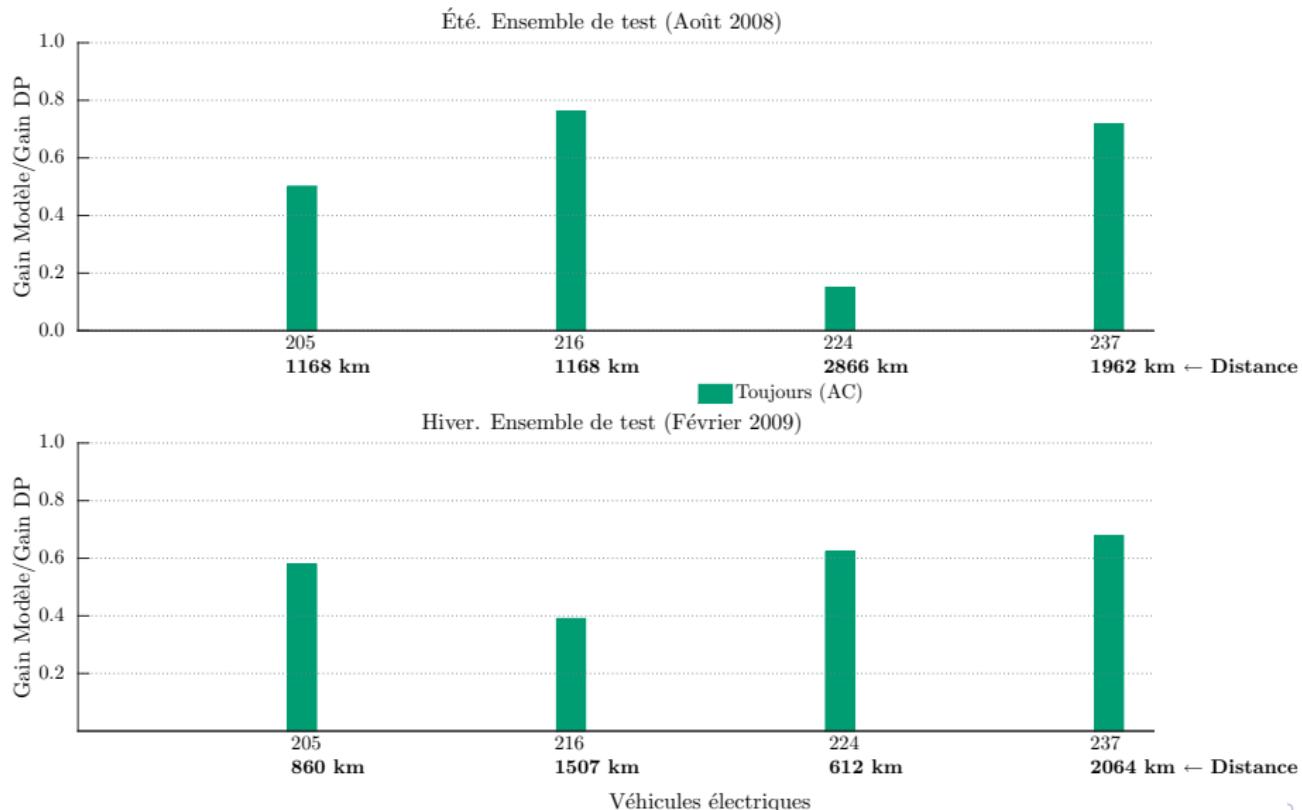




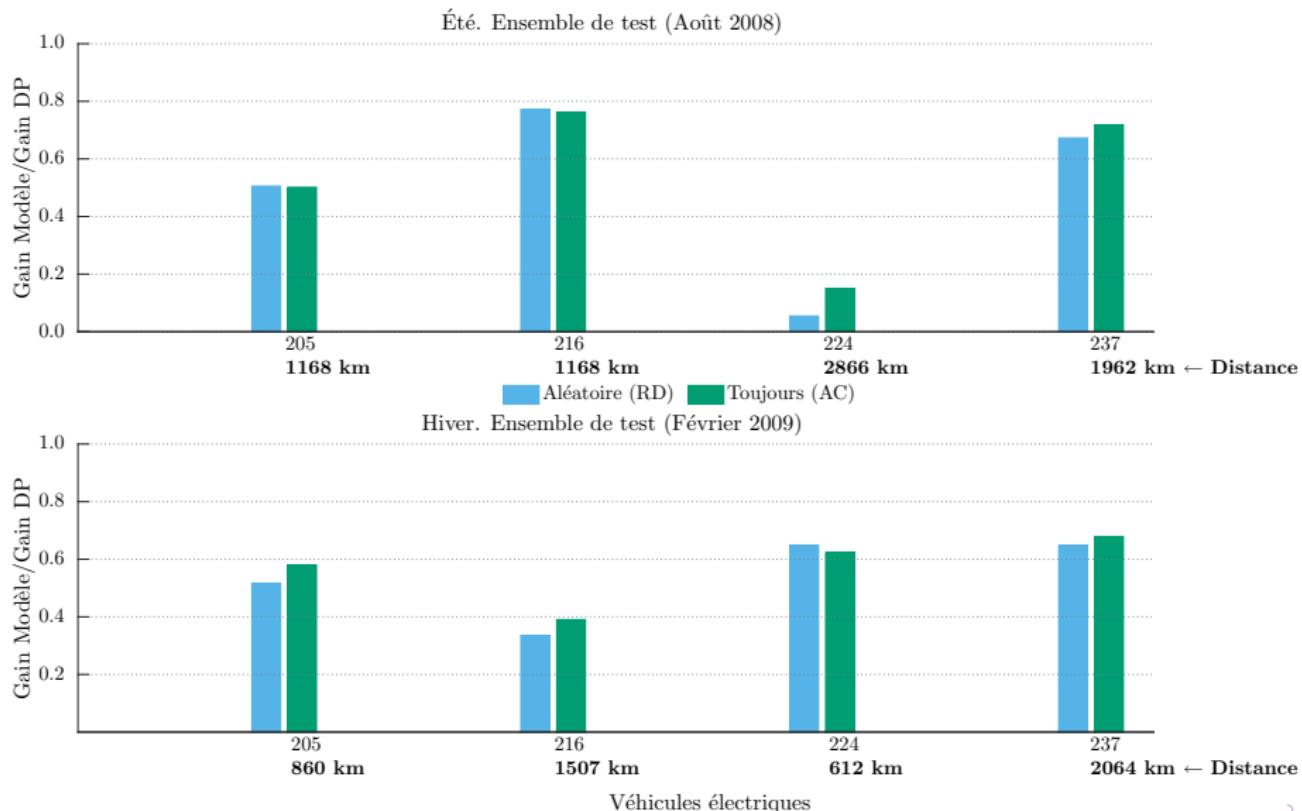




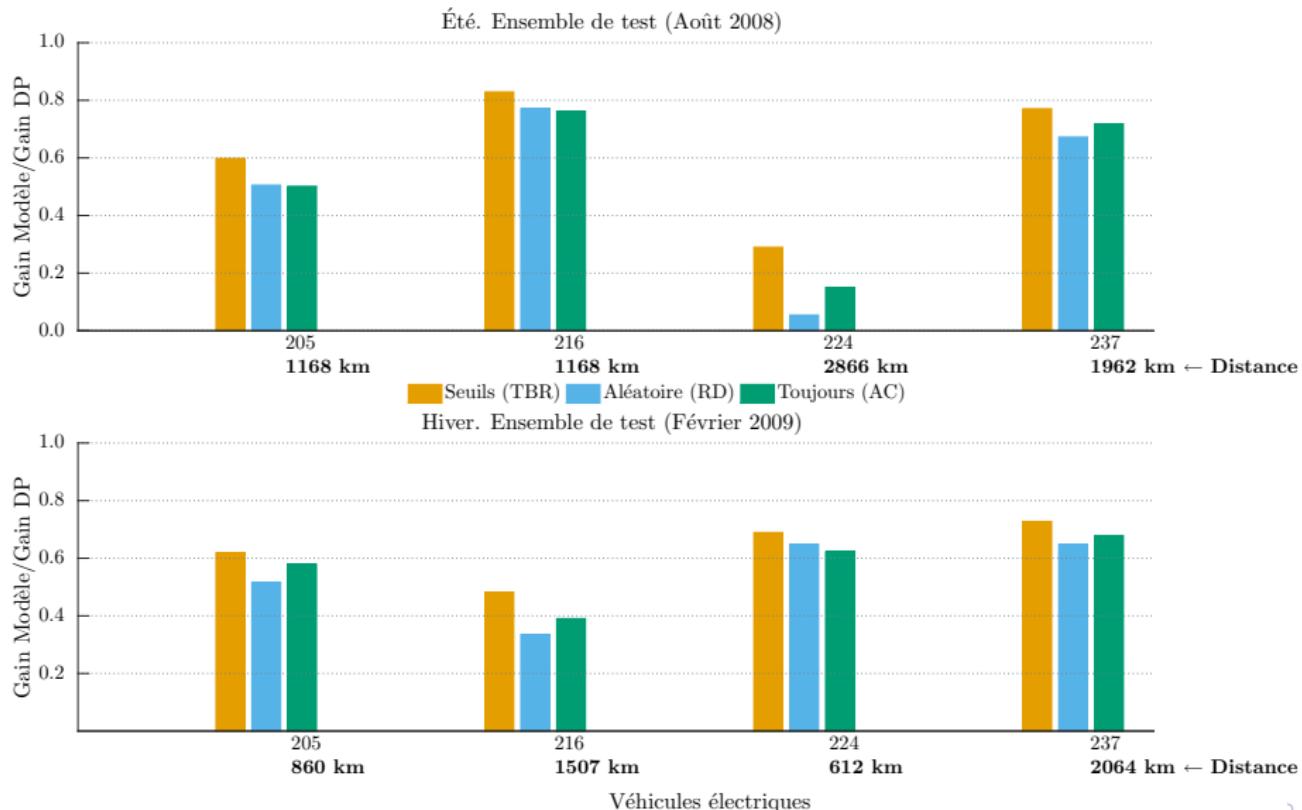
# Résultats



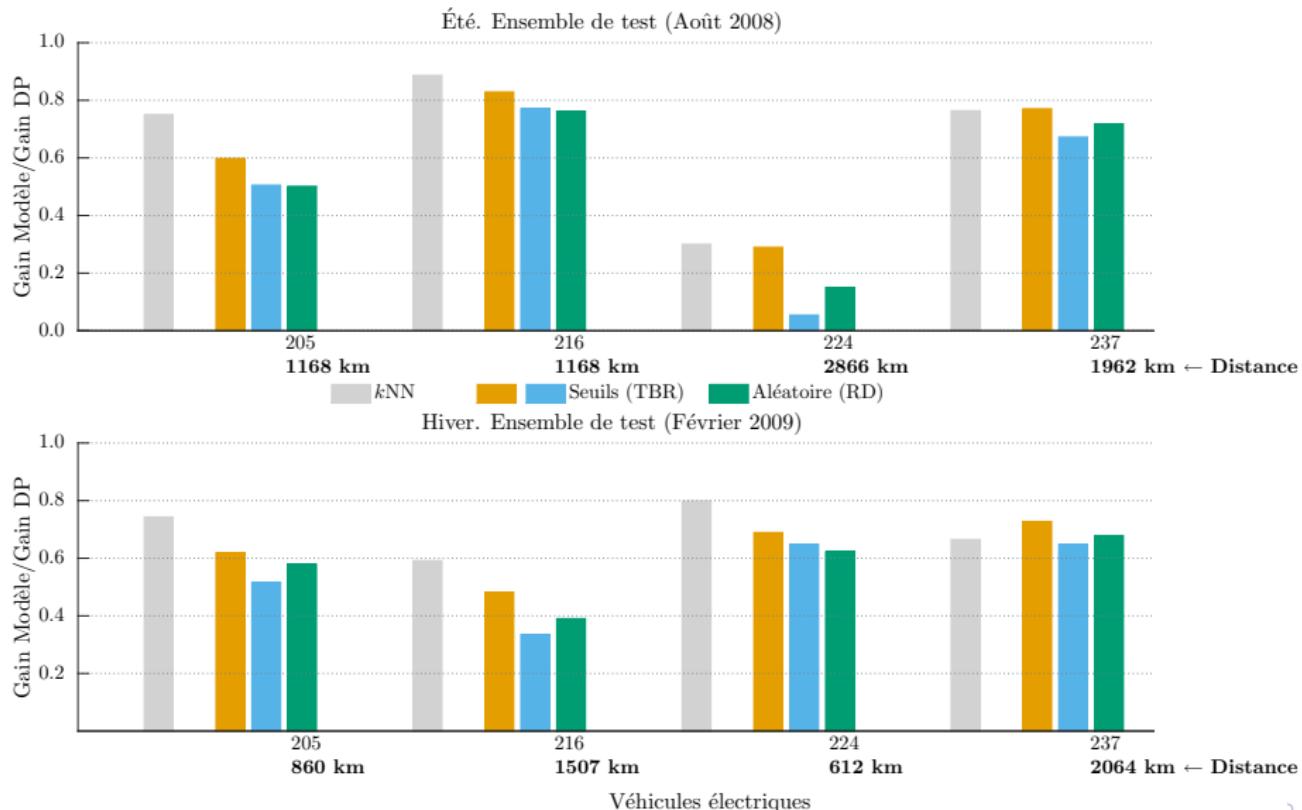
# Résultats



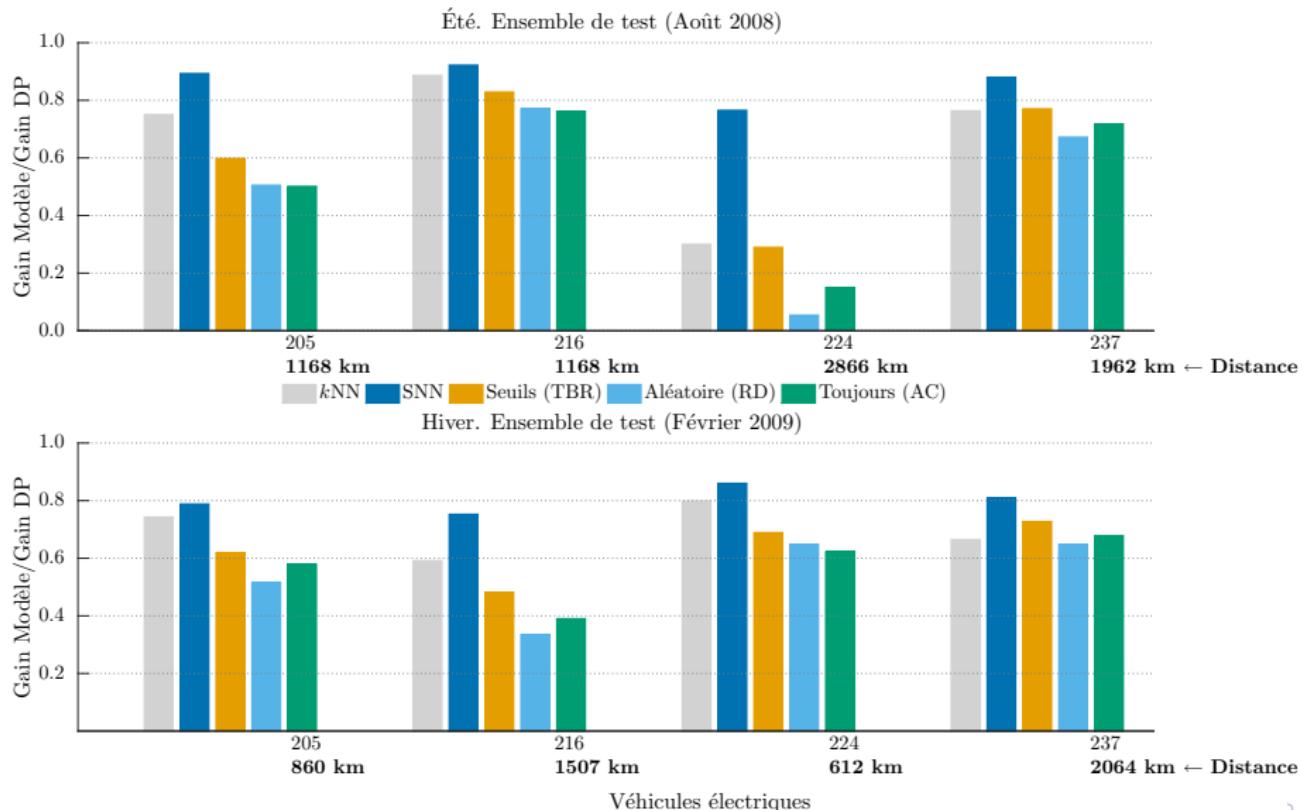
# Résultats



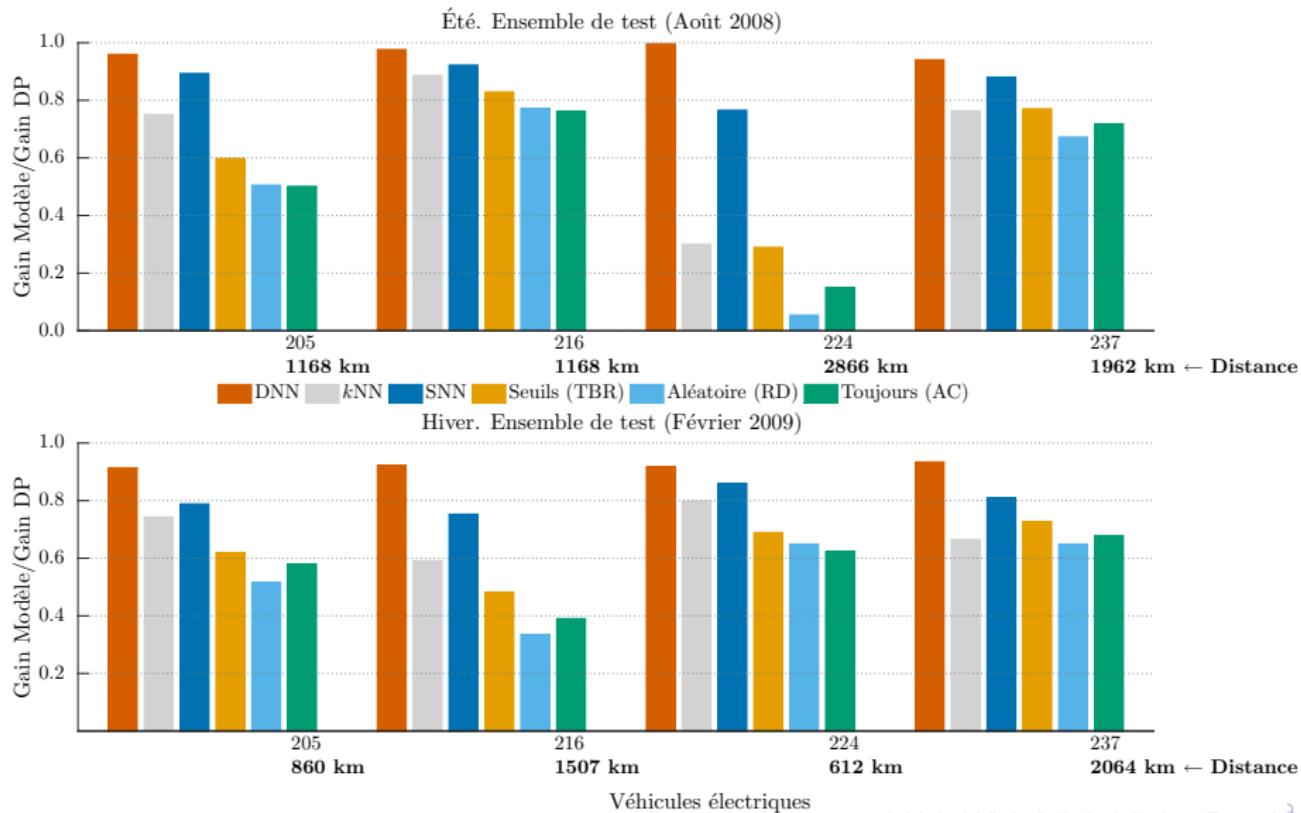
# Résultats



# 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.