

Rendre moins incertain l'avenir des énergies renouvelables

Margaux Zaffran

6 novembre 2023



Mes directeurs de thèse



**Aymeric
Dieuleveut**

Ecole
Polytechnique
Paris



Olivier Féron

EDF R&D
FiME
Paris



Yannig Goude

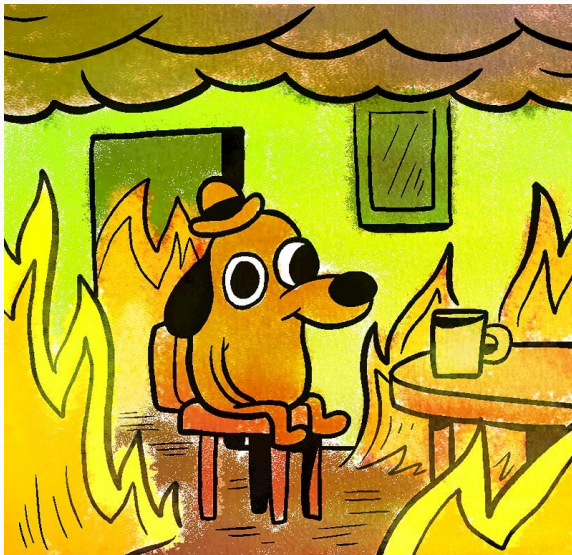
EDF R&D
LMO
Paris



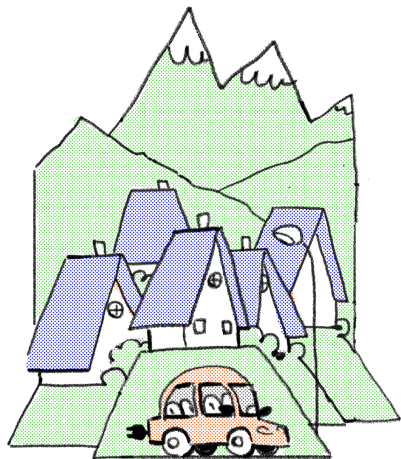
Julie Josse

INRIA
PreMeDICAL
Montpellier

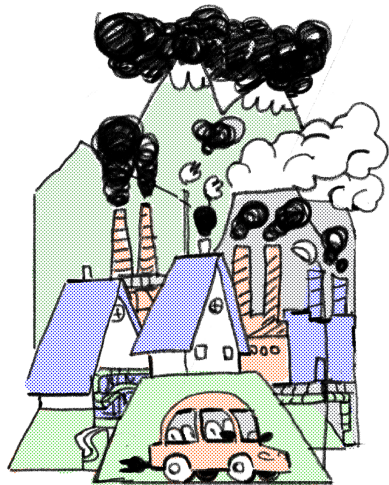
Un petit coup au moral...



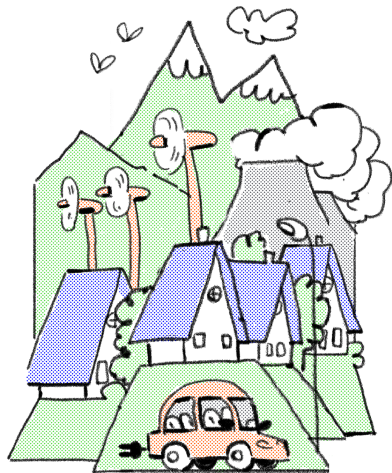
Électrification, électrification renouvelable



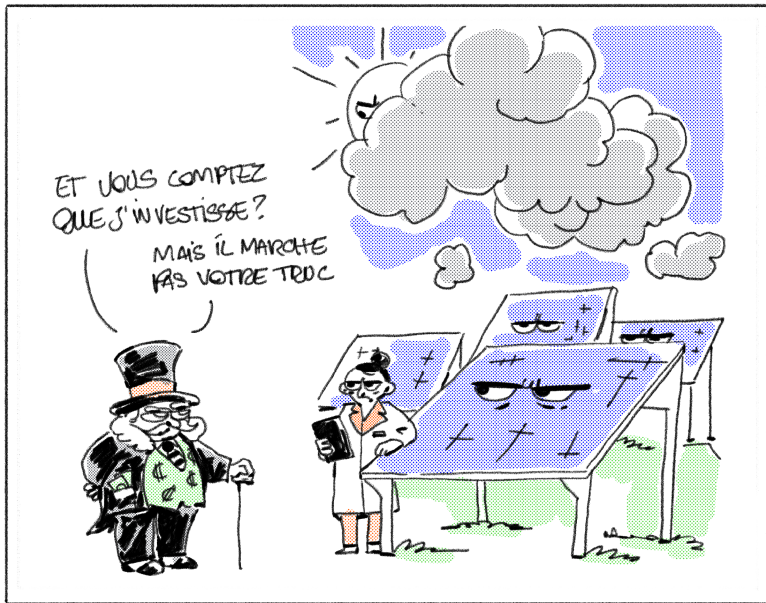
Électrification, électrification renouvelable



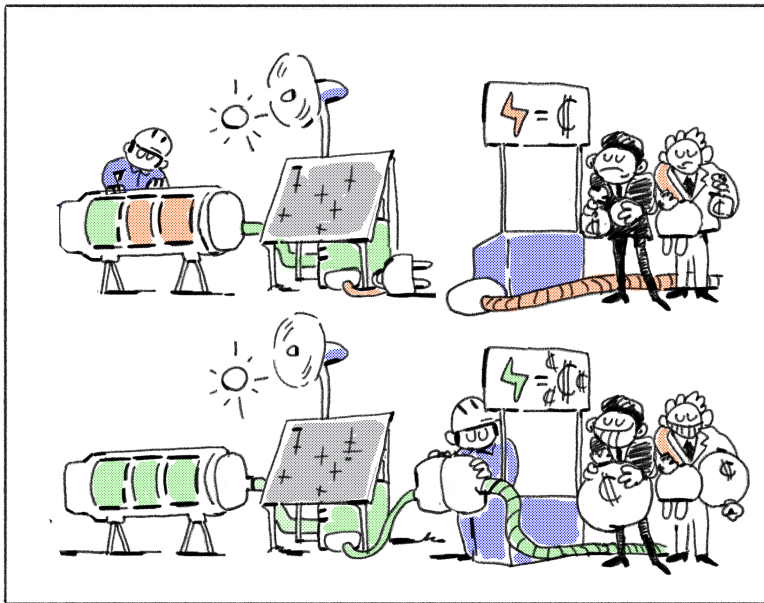
Électrification, électrification renouvelable



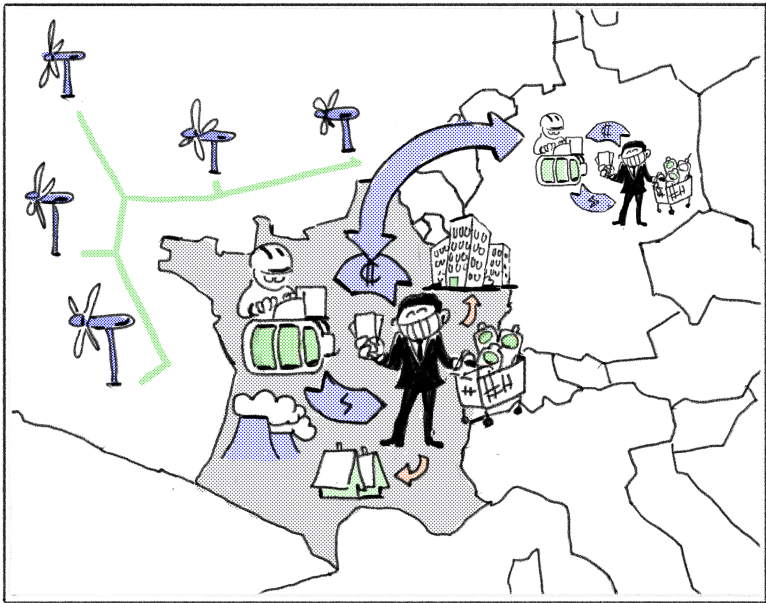
Une situation paradoxale



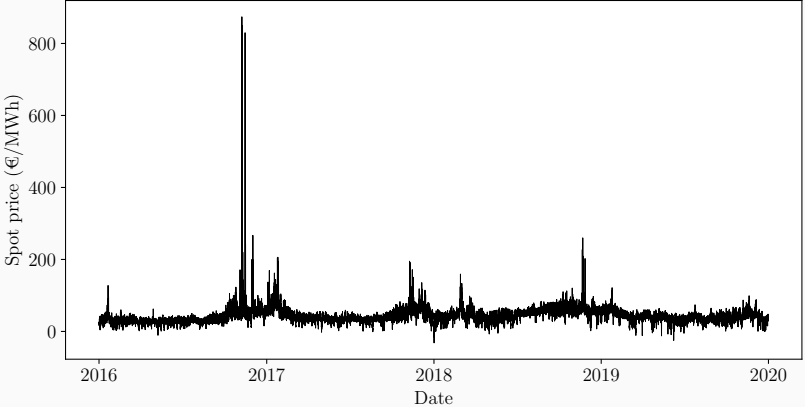
Vendre et stocker au bon moment !



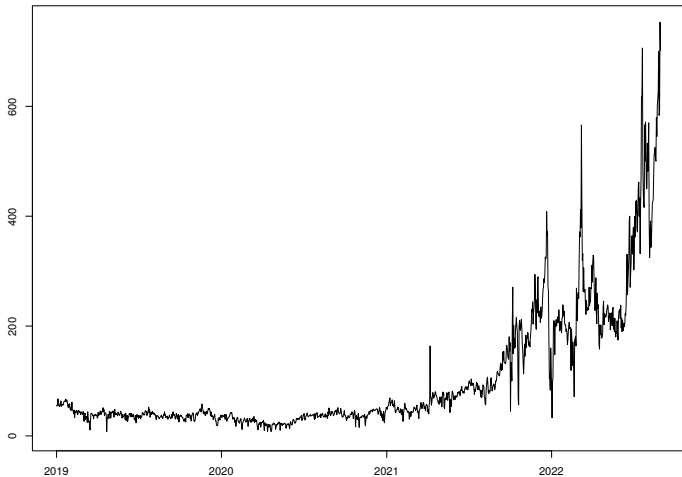
Mais au fait, à qui vendre ? Et qui vend ?



Visualisation des prix spot français de l'électricité

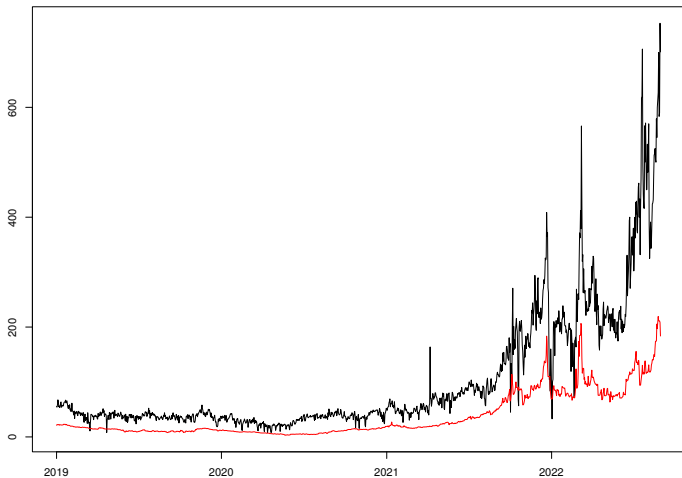


Visualisation des prix spot français de l'électricité



axe des y : prix, axe des x : temps

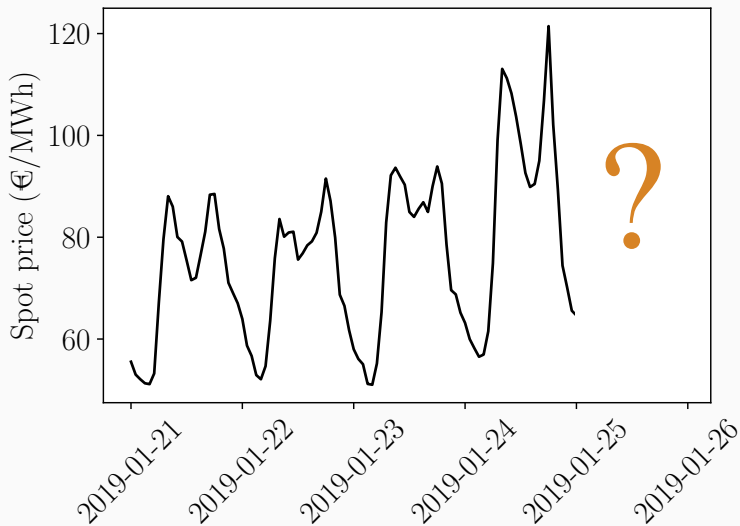
Visualisation des prix spot français de l'électricité



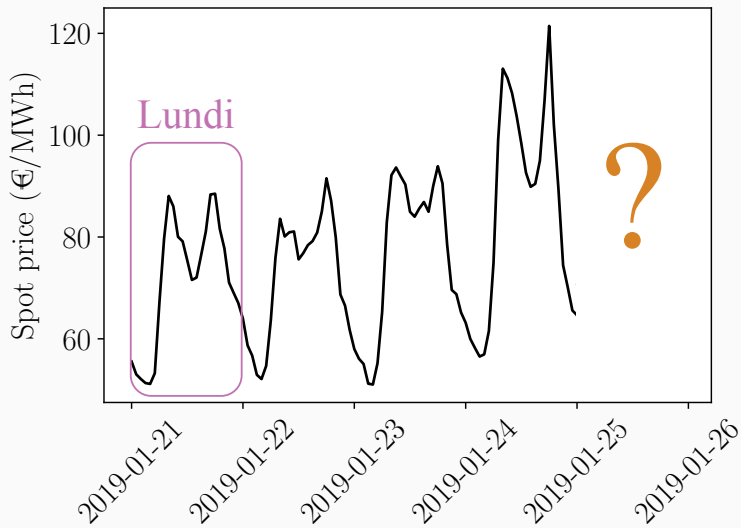
axe des y : prix (en rouge gaz), axe des x : temps

Essayons de prévoir les prix de l'électricité

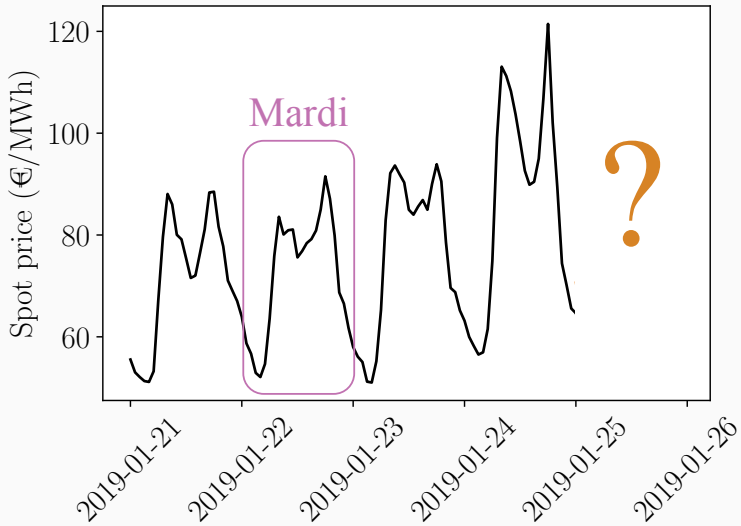
Objectif de prévision



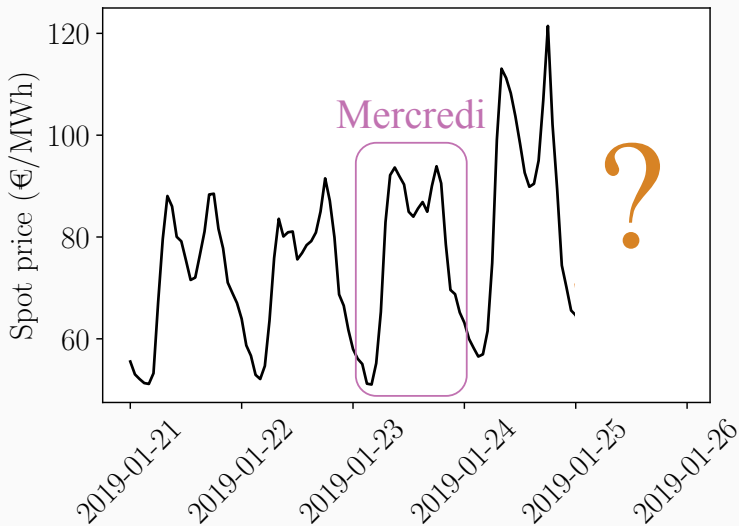
Objectif de prévision



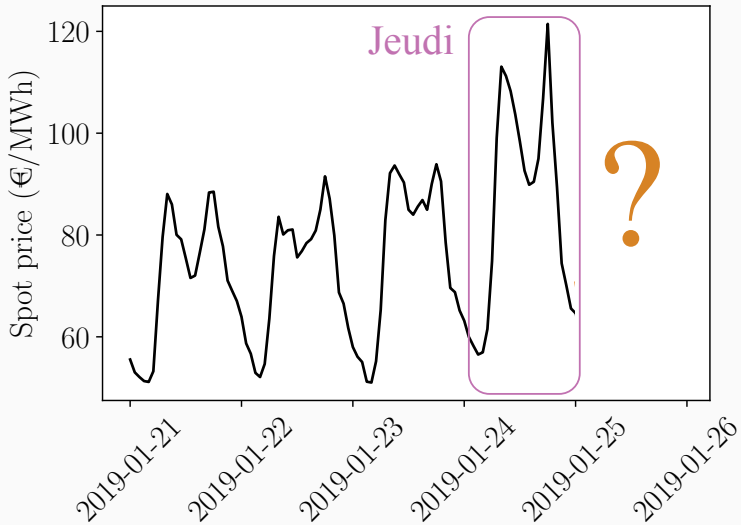
Objectif de prévision



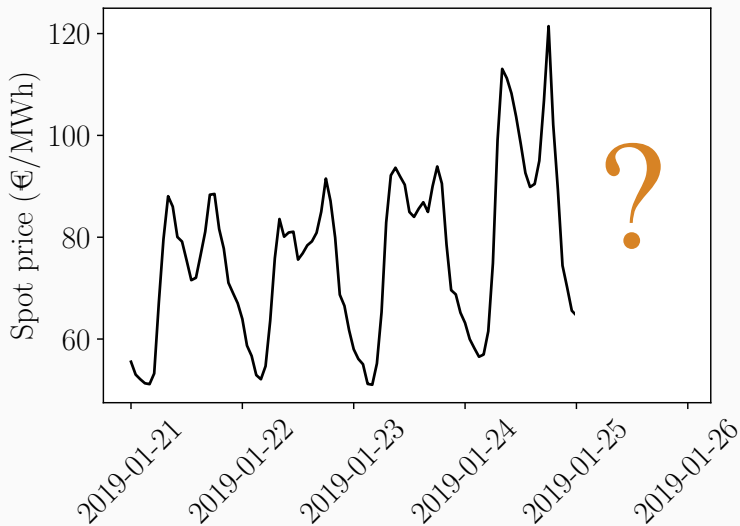
Objectif de prévision



Objectif de prévision



Objectif de prévision



Une première modélisation

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44
⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42
⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04
⋮	⋮	⋮	⋮

Une première modélisation

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44
⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42
⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04
⋮	⋮	⋮	⋮

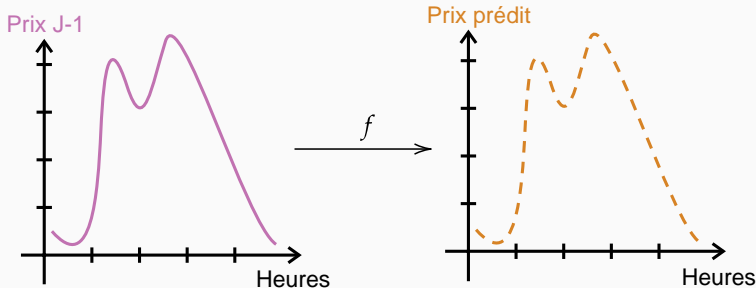
Une première modélisation

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44
⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42
⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04
⋮	⋮	⋮	⋮

$$\rightarrow \text{Prix} = f(\text{Prix J} - 1, \text{Prix J} - 7) + \varepsilon$$

Des exemples de modèles

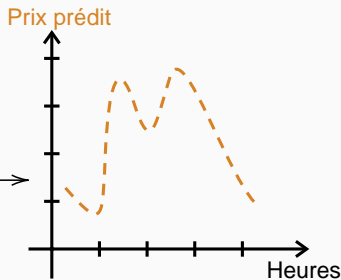
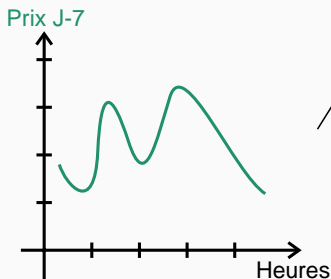
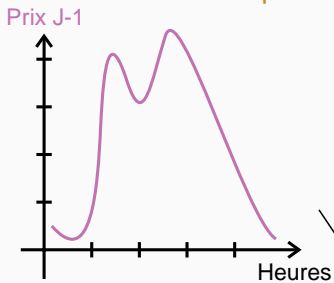
$$\begin{aligned}\text{Prix pr\u00e9dit} &\approx f(\text{Prix J-1}, \text{Prix J-7}) \\ &= \text{Prix J-1}\end{aligned}$$



Des exemples de modèles

$$\text{Prix pr\u00e9dit} \approx f(\text{Prix J-1}, \text{Prix J-7})$$

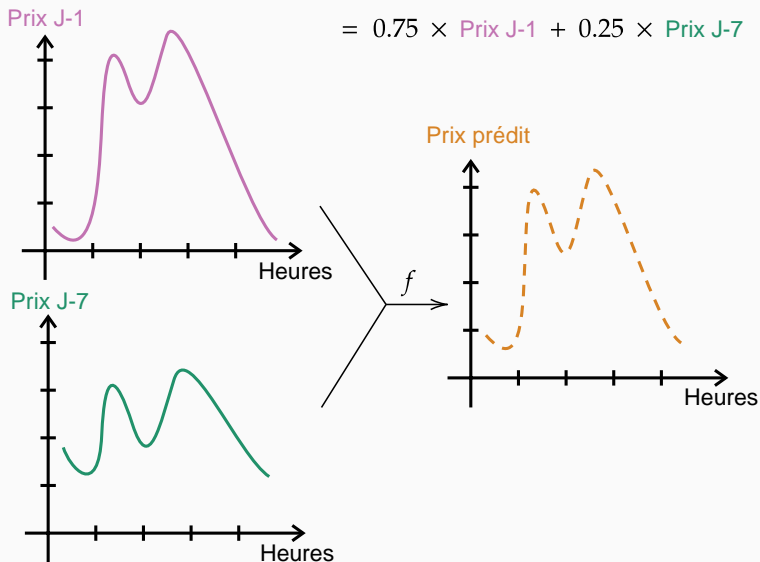
$$= \frac{\text{Prix J-1} + \text{Prix J-7}}{2}$$



Des exemples de modèles

$$\text{Prix pr\u00e9dit} \approx f(\text{Prix J-1}, \text{Prix J-7})$$

$$= 0.75 \times \text{Prix J-1} + 0.25 \times \text{Prix J-7}$$



Utiliser le passé pour évaluer les modèles

	Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
→	11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78
→	11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03
→	12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95
→	18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04
	⋮	⋮	⋮	⋮

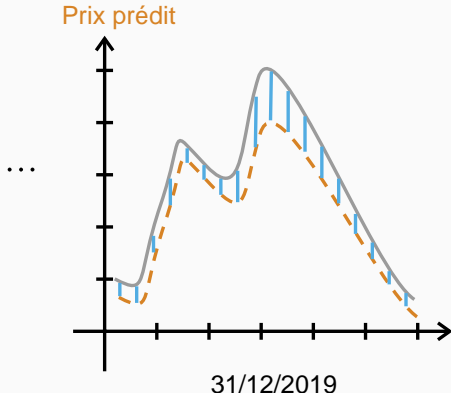
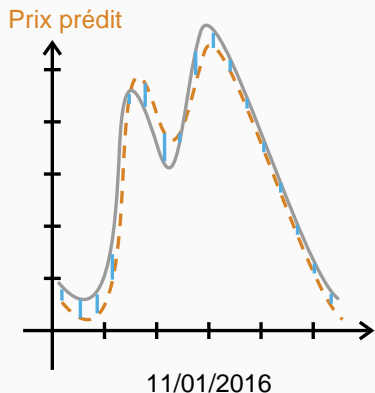
Utiliser le passé pour évaluer les modèles

	Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
→	11/01/16 0PM	?	15.58	13.78
→	11/01/16 1PM	?	19.05	13.44
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	12/01/16 0PM	?	21.95	25.03
→	12/01/16 1PM	?	20.04	24.42
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	18/01/16 0PM	?	37.86	21.95
→	18/01/16 1PM	?	34.60	20.04
	⋮	⋮	⋮	⋮

Utiliser le passé pour évaluer les modèles

	Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
→	11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78
→	11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03
→	12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42
	⋮	⋮	⋮	⋮
→	18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95
→	18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04
	⋮	⋮	⋮	⋮

Évaluer les prédictions d'un modèle



$$\text{erreur} = \left| \text{prix réel} - \text{prix prédit} \right|$$

Évaluer les fonctions f d'un groupe de candidates

Pour chaque modèle ou fonction f , on calcule l'**erreur moyenne empirique** :

$$\text{erreur empirique } (f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{erreur de } f \text{ sur l'exemple } i.$$

Évaluer les fonctions f d'un groupe de candidates

Pour chaque modèle ou fonction f , on calcule l'**erreur moyenne empirique** :

$$\text{erreur empirique}(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{erreur de } f \text{ sur l'exemple } i.$$

Impossible de tester toutes les fonctions f possibles.
En pratique, on restreint notre recherche à $f \in \mathcal{F}$.

Évaluer les fonctions f d'un groupe de candidates

Pour chaque modèle ou fonction f , on calcule l'**erreur moyenne empirique** :

$$\text{erreur empirique } (f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{erreur de } f \text{ sur l'exemple } i.$$

Impossible de tester toutes les fonctions f possibles.
En pratique, on restreint notre recherche à $f \in \mathcal{F}$.

Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma, \\ \text{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

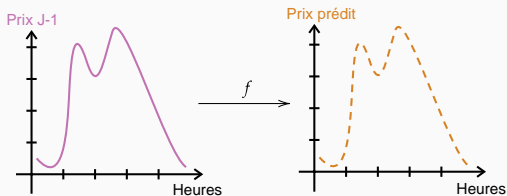
Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma, \\ \text{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

Si $\beta = 1$ et $\delta = 0, \gamma = 0$ on retrouve la première fonction f .

$$\begin{aligned} \text{Prix prédit} &\approx f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) \\ &= \text{Prix } J-1 \end{aligned}$$

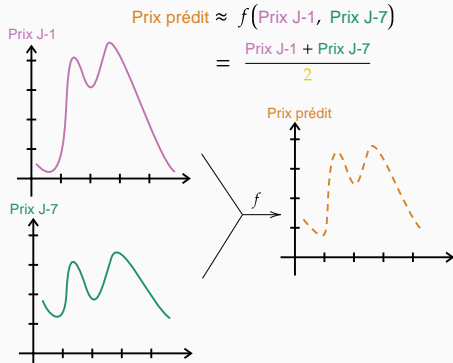


Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma, \\ \text{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

Si $\beta = \delta = 0.5$ et $\gamma = 0$ on retrouve la deuxième fonction f .

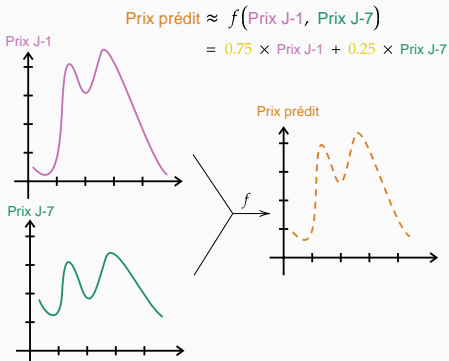


Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma, \\ \text{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

Si $\beta = 0.75$, $\delta = 0.25$ et $\gamma = 0$ on retrouve la troisième fonction f .



Trouver la meilleure fonction f parmi un groupe de candidates

Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma,$$

avec $(\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$

On cherche donc les **meilleures valeurs de β , δ et γ** pour que f donne des prédictions qui ressemblent au mieux à nos valeurs à prédire.

Trouver la meilleure fonction f parmi un groupe de candidates

Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma,$$

avec $(\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$

On cherche donc les **meilleures valeurs de β , δ et γ** pour que f donne des prédictions qui ressemblent au mieux à nos valeurs à prédire.

\Rightarrow On cherche les valeurs de β , δ et γ telles que f donne des prédictions de **plus petite erreur moyenne empirique possible**.

Trouver la meilleure fonction f parmi un groupe de candidates

Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma,$$

avec $(\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$

On cherche donc les **meilleures valeurs de β , δ et γ** pour que f donne des prédictions qui ressemblent au mieux à nos valeurs à prédire.

\Rightarrow On cherche les valeurs de β , δ et γ telles que f donne des prédictions de **plus petite erreur moyenne empirique possible**.

$$f^* = \operatorname{argmin}_{f \in \mathcal{F}} \{ \text{erreur empirique}(f) \}$$

Trouver la meilleure fonction f parmi un groupe de candidates

Exemple (modèle linéaire)

$\mathcal{F} := \{ f \text{ telles que}$

$$f(\text{Prix } J-1, \text{Prix } J-7) = \beta \times \text{Prix } J-1 + \delta \times \text{Prix } J-7 + \gamma,$$

avec $(\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$

On cherche donc les **meilleures valeurs de β , δ et γ** pour que f donne des prédictions qui ressemblent au mieux à nos valeurs à prédire.

\Rightarrow On cherche les valeurs de β , δ et γ telles que f donne des prédictions de **plus petite erreur moyenne empirique possible**.

$$f^* = \operatorname{argmin}_{f \in \mathcal{F}} \{ \text{erreur empirique}(f) \}$$

\leftrightarrow Réseau de neurones $\longrightarrow \mathcal{F}$ plus riche

Intégrer plus d'informations

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7	Conso.	Jour
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78	58800	Lundi
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44	57600	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03	61600	Mardi
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42	59800	Mardi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95	70400	Lundi
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04	69500	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Intégrer plus d'informations

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7	Conso.	Jour
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78	58800	Lundi
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44	57600	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03	61600	Mardi
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42	59800	Mardi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95	70400	Lundi
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04	69500	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

- $y_t \in \mathbb{R}$

Intégrer plus d'informations

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7	Conso.	Jour
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78	58800	Lundi
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44	57600	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03	61600	Mardi
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42	59800	Mardi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95	70400	Lundi
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04	69500	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

- $y_t \in \mathbb{R}$
 - $x_t \in \mathbb{R}^d$
- $\rightarrow y_t = f(x_t) + \varepsilon_t$

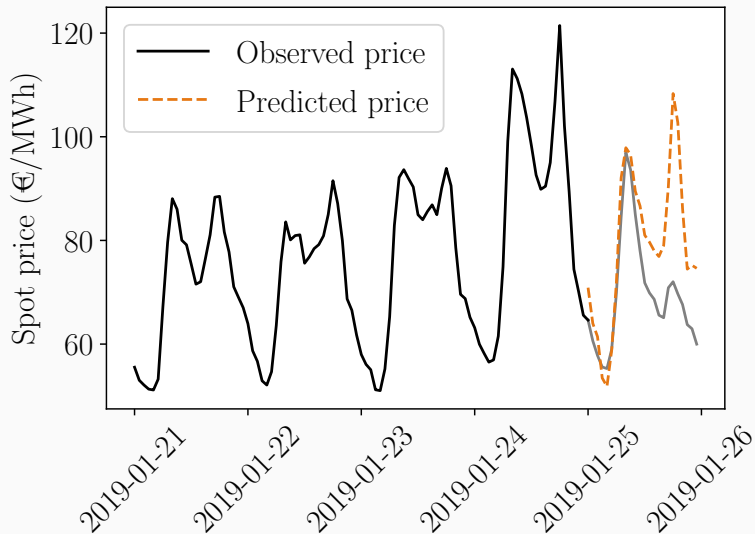
Intégrer plus d'informations

Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7	Conso.	Jour
11/01/16 0PM	21.95	15.58	13.78	58800	Lundi
11/01/16 1PM	20.04	19.05	13.44	57600	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	21.51	21.95	25.03	61600	Mardi
12/01/16 1PM	19.81	20.04	24.42	59800	Mardi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	38.14	37.86	21.95	70400	Lundi
18/01/16 1PM	35.66	34.60	20.04	69500	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

- $y_t \in \mathbb{R}$
 - $x_t \in \mathbb{R}^d$
- $\rightarrow y_t = f(x_t) + \varepsilon_t$

Ex. : $y_1 = 21.95$ et $x_1 = (01, 0PM, 15.58, 13.78, 58800, \text{Lundi})$

Voilà notre prévision



Et la fiabilité dans tout ça ?



**Peut-on créer un indicateur de confiance
des modèles ?**

De l'importance des régions prédictives

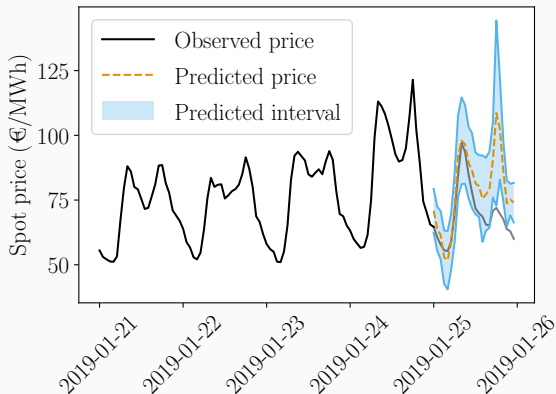
- “Demain, il fera $20^{\circ} \pm 1^{\circ}$ ” versus “Demain, il fera $20^{\circ} \pm 10^{\circ}$ ”

De l'importance des régions prédictives

- “Demain, il fera $20^{\circ} \pm 1^{\circ}$ ” versus “Demain, il fera $20^{\circ} \pm 10^{\circ}$ ”
- “Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 ± 5 ” versus “Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 ± 30 ”

De l'importance des régions prédictives

- “Demain, il fera $20^\circ \pm 1^\circ$ ” versus “Demain, il fera $20^\circ \pm 10^\circ$ ”
- “Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 ± 5 ” versus “Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 ± 30 ”
- Dans notre cas, on cherche à construire de tels intervalles :



L'utilisateur choisit un **niveau de confiance** $1 - \alpha$.

Par exemple 0.9 (autrement dit 90%) correspond à $\alpha = 0.1$.

Les objectifs d'une région prédictive

L'utilisateur choisit un **niveau de confiance** $1 - \alpha$.

Par exemple 0.9 (autrement dit 90%) correspond à $\alpha = 0.1$.

Notons $\mathcal{C}_{0.9}(x)$ une région prédictive de niveau 90% en un point x .

Les objectifs d'une région prédictive

L'utilisateur choisit un **niveau de confiance** $1 - \alpha$.

Par exemple 0.9 (autrement dit 90%) correspond à $\alpha = 0.1$.

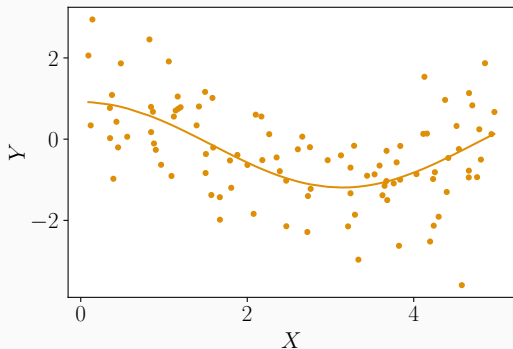
Notons $\mathcal{C}_{0.9}(x)$ une région prédictive de niveau 90% en un point x .

Celle-ci doit vérifier la propriété suivante :

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{0.9}(X)) \geq 0.9,$$

tout en étant la plus petite possible.

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase d'entraînement



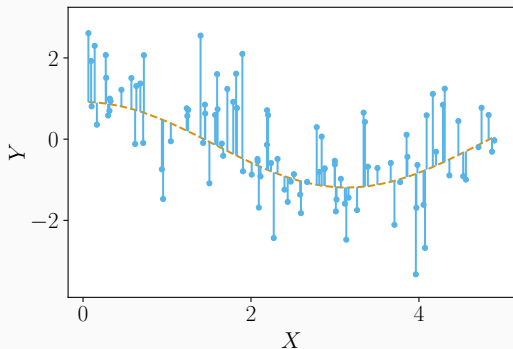
► Apprendre f

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase de calibration



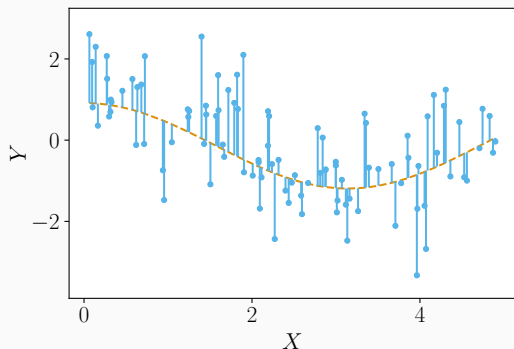
► Prédire avec f

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase de calibration



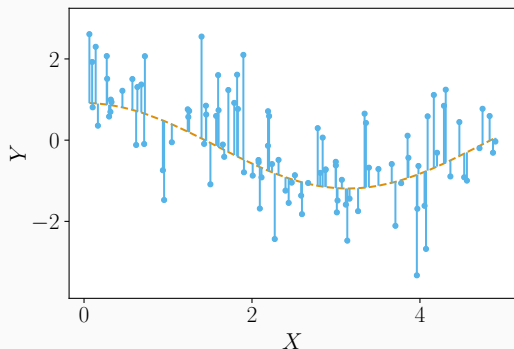
- ▶ Prédire avec f
- ▶ Obtenir les erreurs

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase de calibration



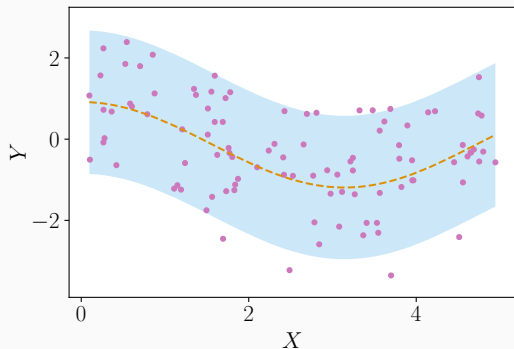
- ▶ Prédire avec f
- ▶ Obtenir les erreurs
- ▶ Trouver la $0.9 \times n$ -ème plus grande erreur, notée $q_{0.9}$ (erreurs)

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase de prédiction



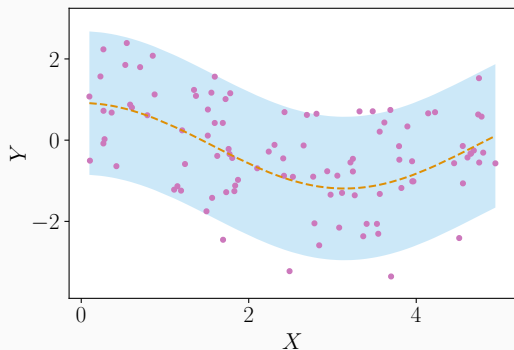
► Prédire avec f

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition^{1,2,3} : phase de prédiction



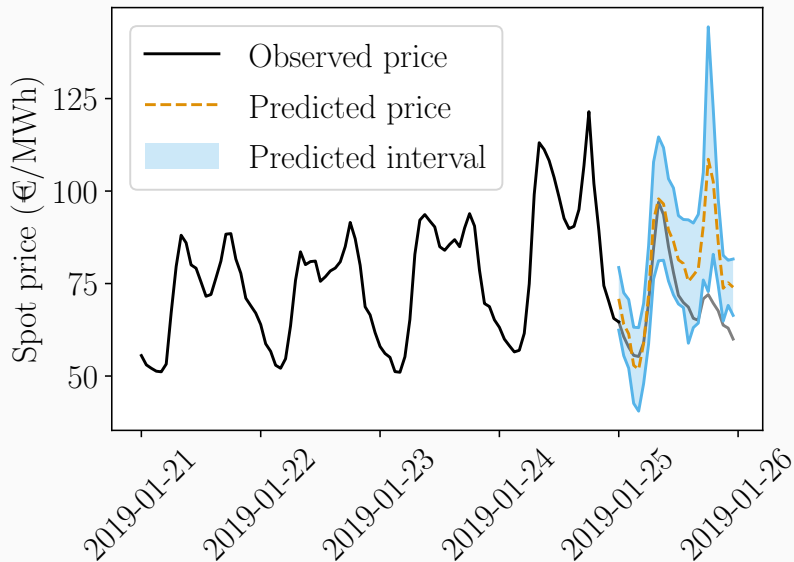
- ▶ Prédire avec f
- ▶ Construire $\mathcal{C}(x)$:
[$f(x) - q_{0.9}$ (erreurs);
 $f(x) + q_{0.9}$ (erreurs)]

¹Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*

²Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML

³Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Revenons-en aux prix de l'électricité



Conclusion

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes.

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{1-\alpha}(X) | X = x) \geq 1 - \alpha$$

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{1-\alpha}(X) | X = x) \geq 1 - \alpha$$

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{1-\alpha}(X) | X = x) \geq 1 - \alpha$$

Obtention de garanties plus conditionnelles.

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{1-\alpha}(X) | X = x) \geq 1 - \alpha$$

Obtention de garanties plus conditionnelles.

- Que se passe-t-il en présence de données manquantes ? Le modèle de prévision de consommation n'a pas pu prédire (panne de courant par ex.) mais nous voulons quand même prédire le prix.

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendance aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes. **Extension de la méthode aux séries temporelles** (Zaffran et al., 2022).
- La garantie n'est qu'en moyenne. La méthode fait plus d'erreurs sur les week-ends que la semaine par exemple.

$$\mathbb{P}(Y \in \mathcal{C}_{1-\alpha}(X) | X = x) \geq 1 - \alpha$$

Obtention de garanties plus conditionnelles.

- Que se passe-t-il en présence de données manquantes ? Le modèle de prévision de consommation n'a pas pu prédire (panne de courant par ex.) mais nous voulons quand même prédire le prix. **Quantification d'incertitudes en présence de données manquantes** (Zaffran et al., 2023).

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions

Messages à retenir

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions
- Applicable pour des problèmes sociétaux

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions
- Applicable pour des problèmes sociétaux
- Ne jamais interpréter des prédictions ponctuelles

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions
- Applicable pour des problèmes sociétaux
- Ne jamais interpréter des prédictions ponctuelles
- Offrir des garanties aux citoyens

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions
- Applicable pour des problèmes sociétaux
- Ne jamais interpréter des prédictions ponctuelles
- Offrir des garanties aux citoyens
- Transversalité et universalité des mathématiques

- Lei, J., G'Sell, M., Rinaldo, A., Tibshirani, R. J., and Wasserman, L. (2018). Distribution-Free Predictive Inference for Regression. *Journal of the American Statistical Association*.
- Papadopoulos, H., Proedrou, K., Vovk, V., and Gammerman, A. (2002). Inductive Confidence Machines for Regression. In *Machine Learning: ECML 2002*. Springer.
- Vovk, V., Gammerman, A., and Shafer, G. (2005). *Algorithmic Learning in a Random World*. Springer US.
- Weron, R. (2014). Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*.

- Zaffran, M., Dieuleveut, A., Josse, J., and Romano, Y. (2023). Conformal prediction with missing values. In *Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*. PMLR.
- Zaffran, M., Féron, O., Goude, Y., Josse, J., and Dieuleveut, A. (2022). Adaptive conformal predictions for time series. In *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning*. PMLR.