Rendre moins incertain l'avenir des énergies renouvelables

Margaux Zaffran

5 janvier 2023

Mes directeurs de thèse

Aymeric Dieuleveut

Ecole Polytechnique

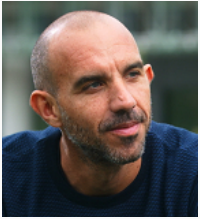
Paris

Olivier Féron

EDF R&D

FiME

Paris



Yannig Goude

EDF R&D

LMO

Paris

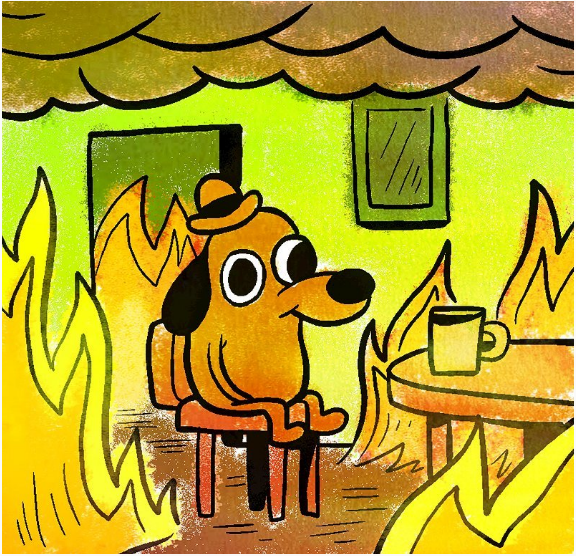
Julie Josse

INRIA

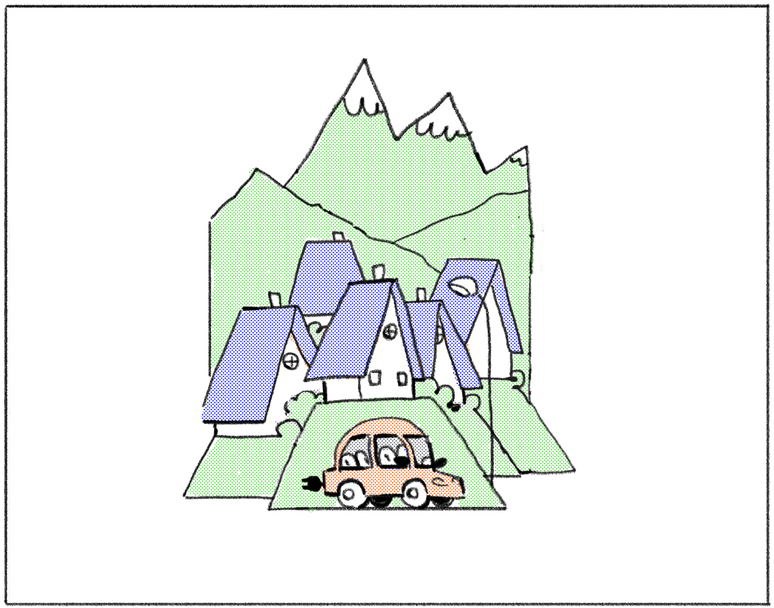
IDESP

Montpellier

Un petit coup au moral...

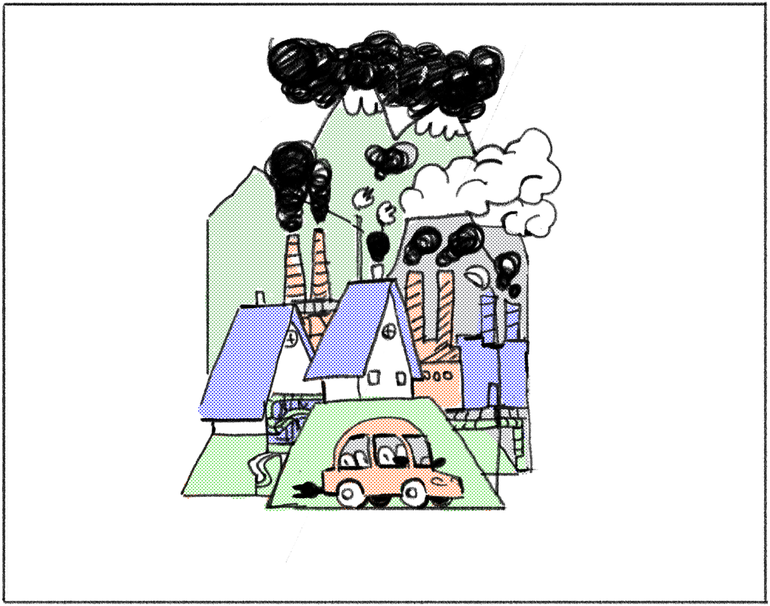


Électrification, électrification renouvelable



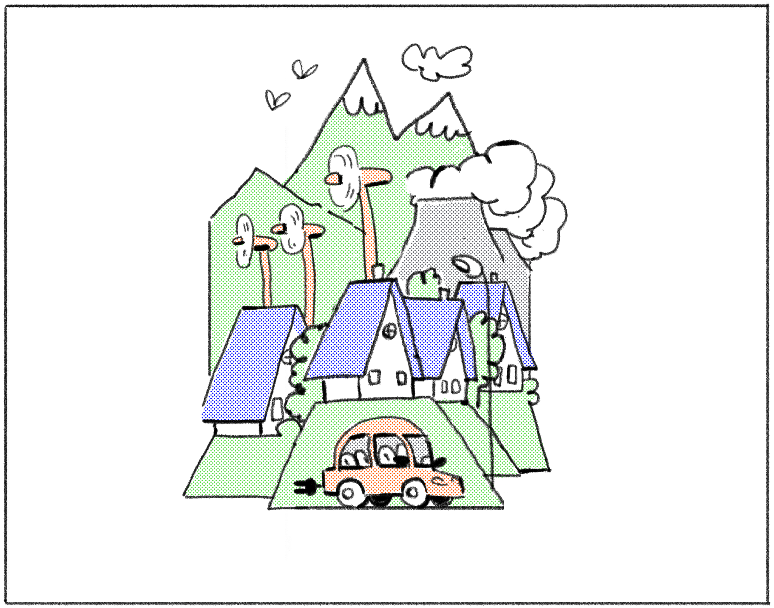
Illustrations @theoremlinger

Électrification, électrification renouvelable



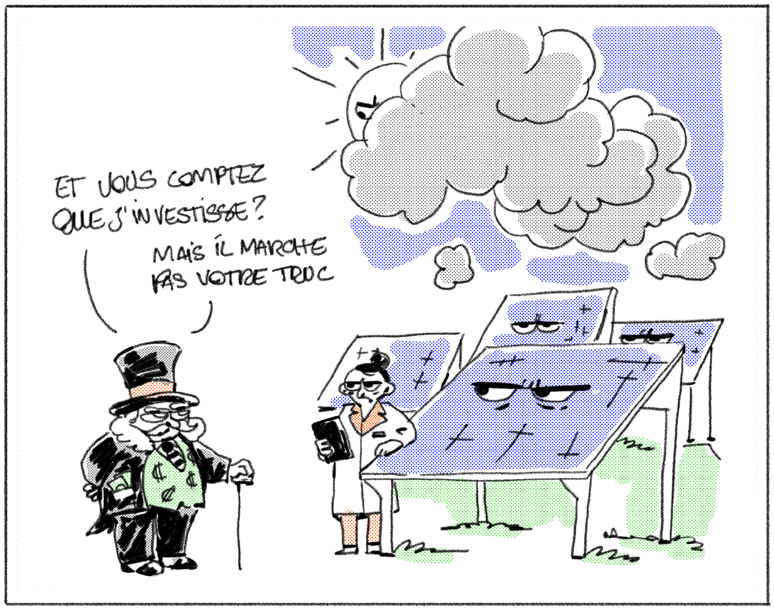
Illustrations @theoremlinger

Électrification, électrification renouvelable

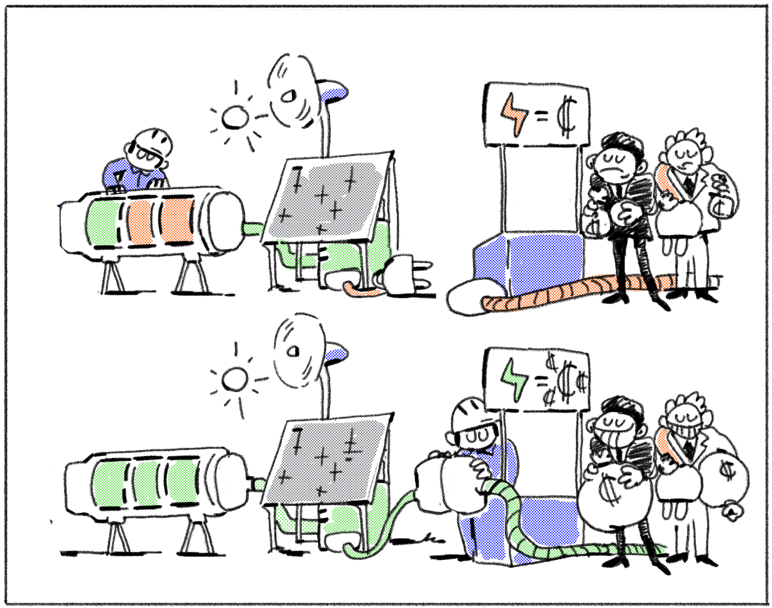


Illustrations @theoremlinger

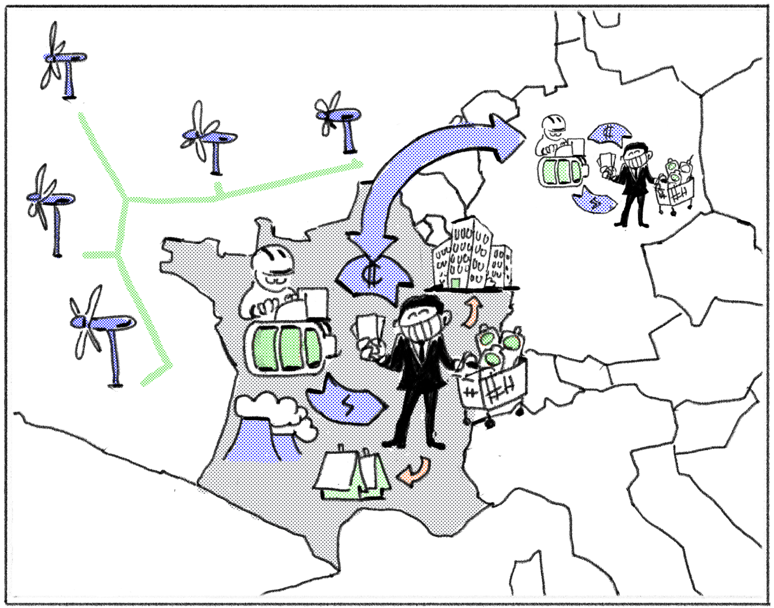
Une situation paradoxale



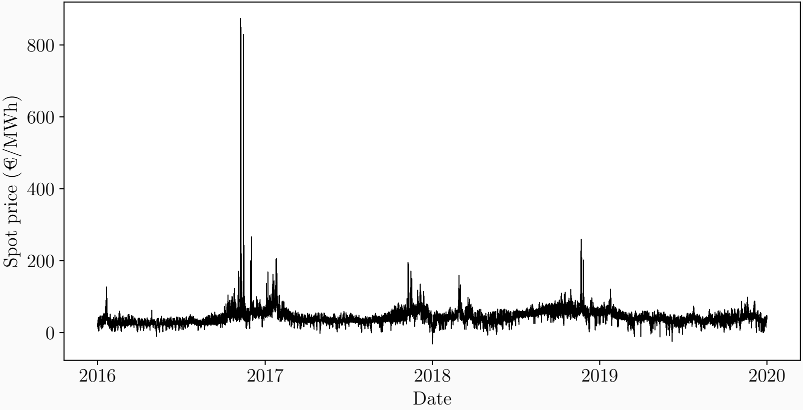
Vendre et stocker au bon moment !



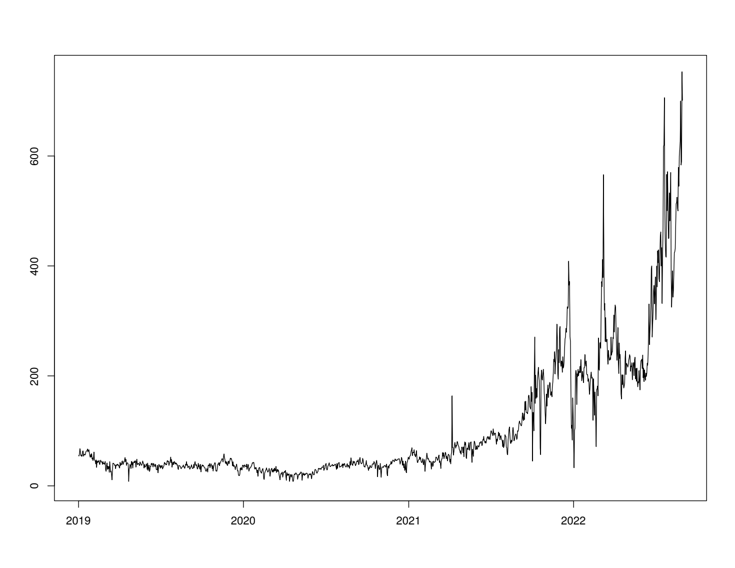
Mais au fait, à qui vendre ? Et qui vend ?



Visualisation des prix spot français de l'électricité

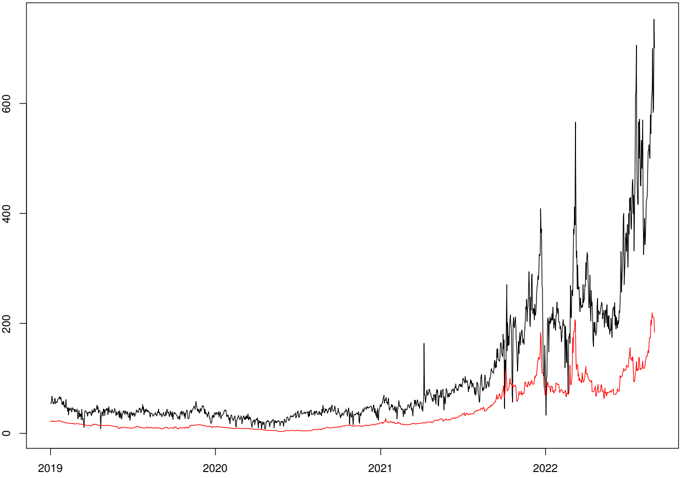


Visualisation des prix spot français de l'électricité



axe des y : prix, axe des x : temps

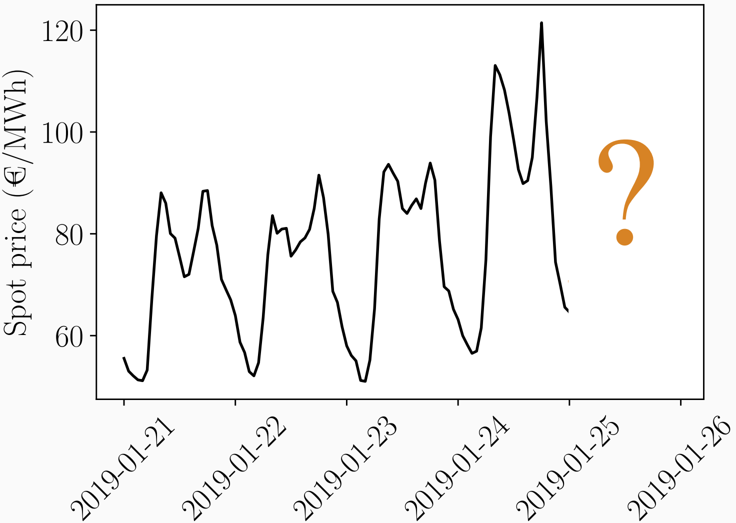
Visualisation des prix spot français de l'électricité



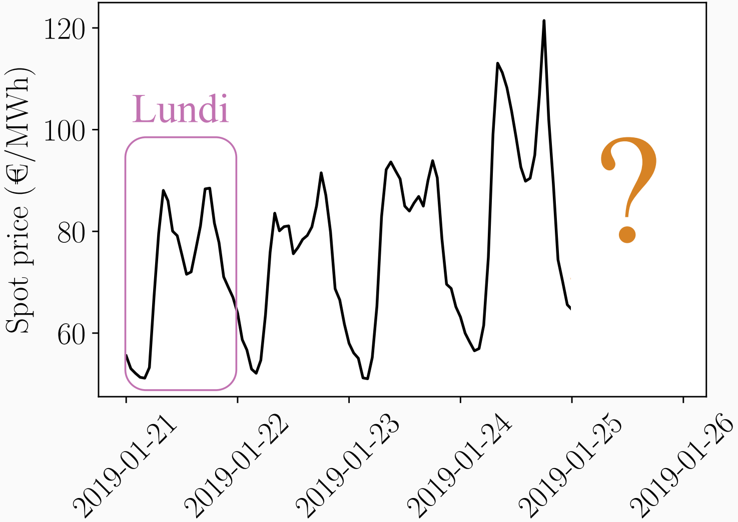
axe des y : prix (en rouge gaz), axe des x : temps

Essayons de prévoir les prix de l'électricité

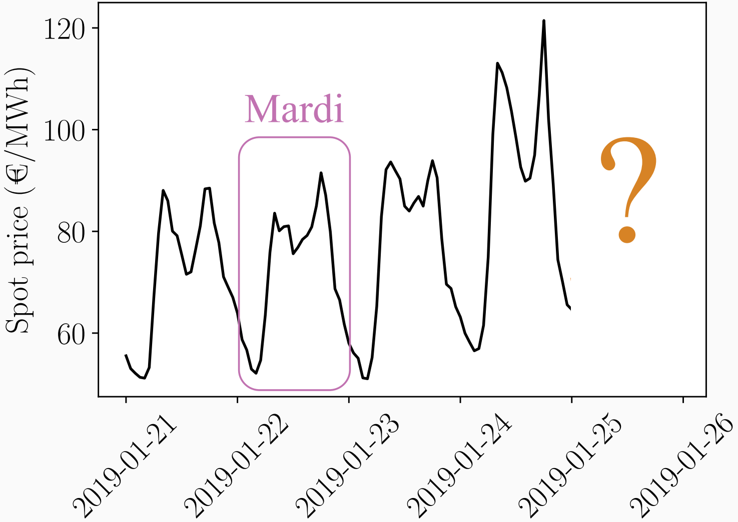
Objectif de prévision



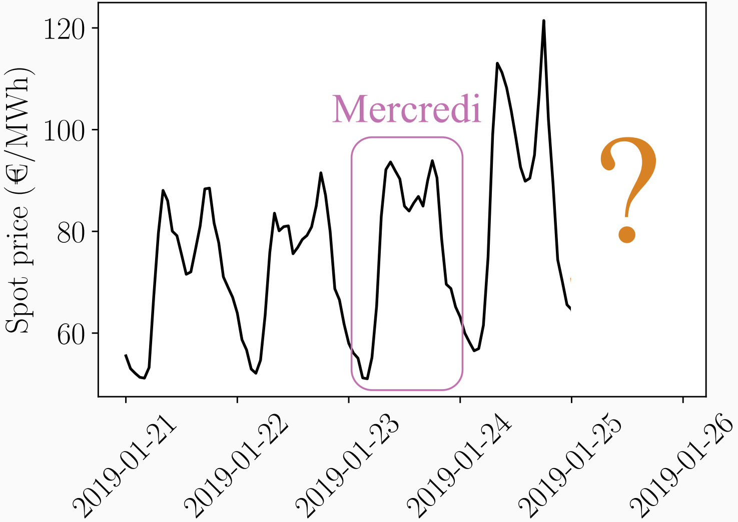
Objectif de prévision



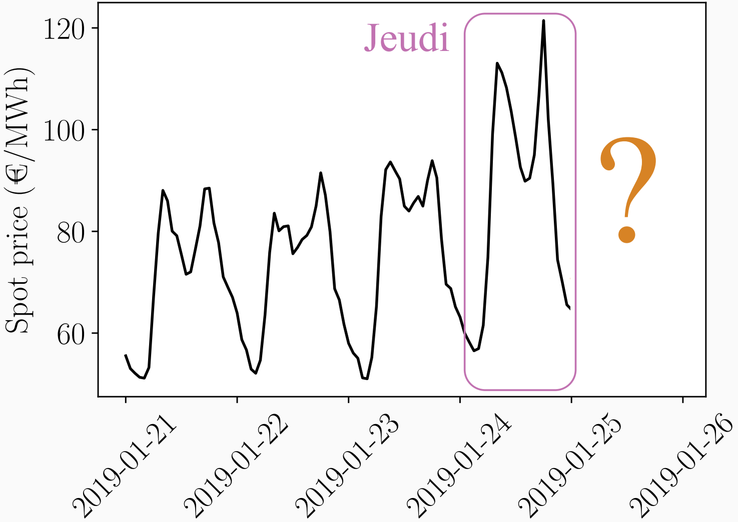
Objectif de prévision



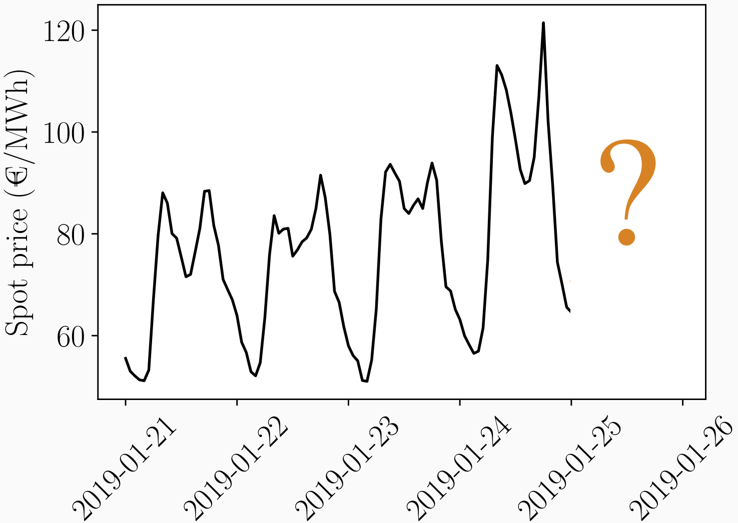
Objectif de prévision



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

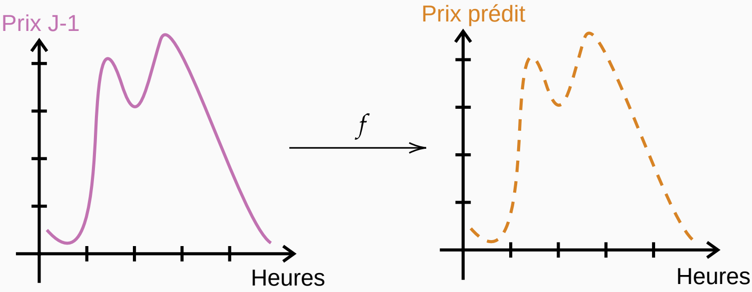
Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7
11/01/16 0PM	**21.95**	15.58	13.78
11/01/16 1PM	**20.04**	19.05	13.44
⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	**21.51**	21.95	25.03
12/01/16 1PM	**19.81**	20.04	24.42
⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	**38.14**	37.86	21.95
18/01/16 1PM	**35.66**	34.60	20.04
⋮	⋮	⋮	⋮

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

Des exemples de modèles

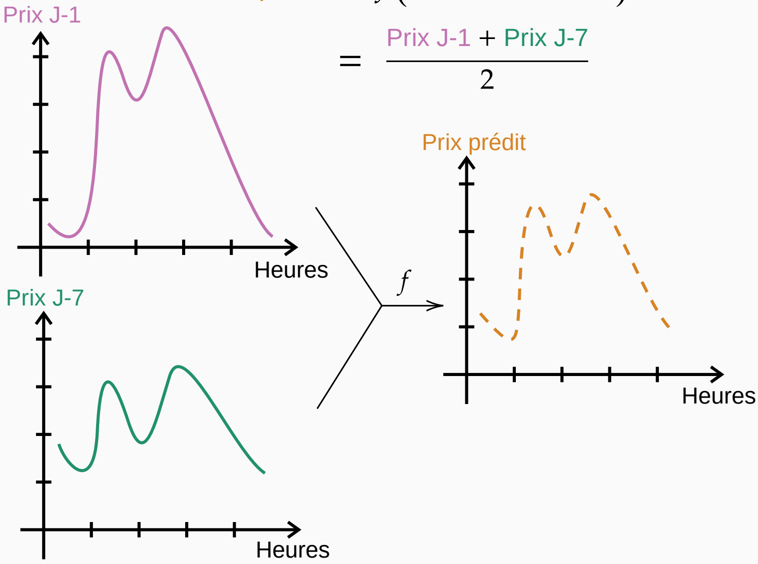
$$\text{Prix prédit} \approx f\big(\text{Prix J-1}, \text{Prix J-7}\big)$$

$$= \text{Prix J-1}$$



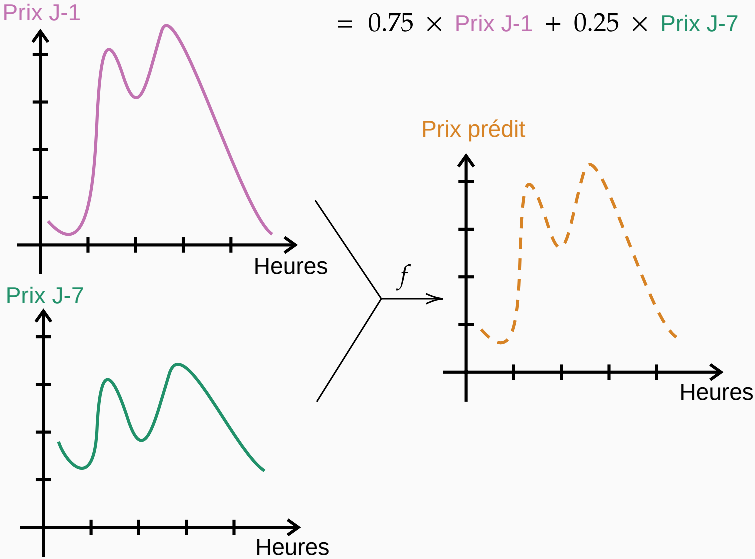
Des exemples de modèles

$$\text{Prix prédit} \approx f\left(\text{Prix J-1}, \ \text{Prix J-7}\right) = \frac{\text{Prix J-1} + \text{Prix J-7}}{2}$$



Des exemples de modèles

$$\text{Prix prédit} \approx f\big(\text{Prix J-1}, \ \text{Prix J-7}\big)$$
$$= 0.75 \times \text{Prix J-1} + 0.25 \times \text{Prix J-7}$$



Utiliser le passé pour évaluer les modèles

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

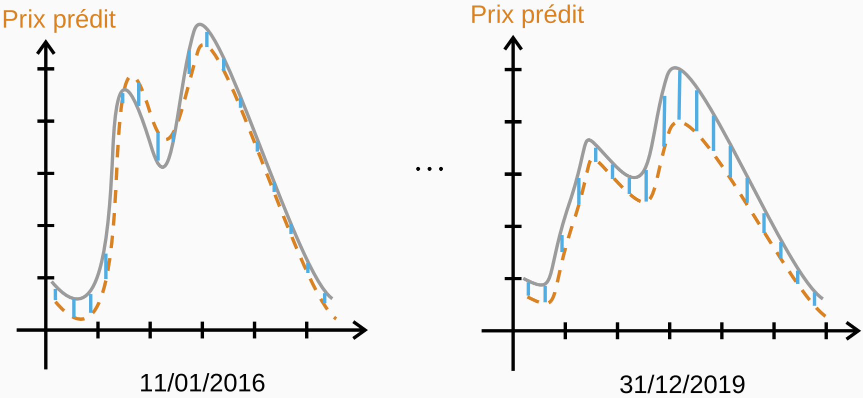
Utiliser le passé pour évaluer les modèles

	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
$\rightarrow$	11/01/16 0PM	**21.95**	15.58	13.78
$\rightarrow$	11/01/16 1PM	**20.04**	19.05	13.44
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\rightarrow$	12/01/16 0PM	**21.51**	21.95	25.03
$\rightarrow$	12/01/16 1PM	**19.81**	20.04	24.42
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$\rightarrow$	18/01/16 0PM	**38.14**	37.86	21.95
$\rightarrow$	18/01/16 1PM	**35.66**	34.60	20.04
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

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)

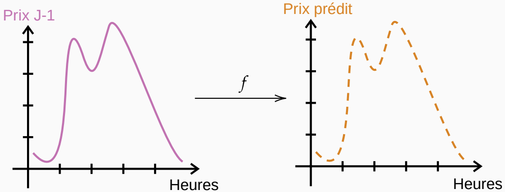
$$\mathcal{F} := \{ f \textit{ telles que } f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma, \textit{ avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

Exemple (modèle linéaire)

$$\mathcal{F} := \{ f \textit{ telles que}$$
$$f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma,$$
$$\textit{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

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

$$\text{Prix prédit} \approx f\big(\text{Prix J-1}, \text{Prix J-7}\big)$$
$$= \text{Prix J-1}$$

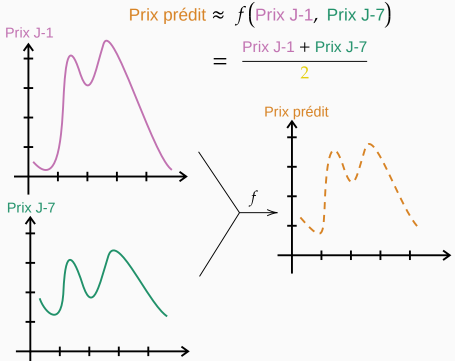


Groupe de candidates linéaires

Exemple (modèle linéaire)

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

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

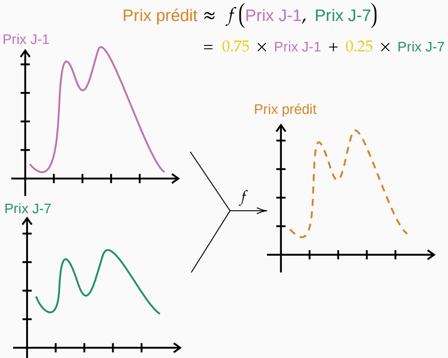


Groupe de candidates linéaires

Exemple (modèle linéaire)

$$\mathcal{F} := \Big\{ f \text{ telles que }$$
$$f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma,$$
$$\text{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \Big\}$$

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)

$$\begin{aligned}\mathcal{F} := \{ & f \textit{ telles que} \\ & f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma, \\ & \textit{avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}\end{aligned}$$

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)

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

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)

$$\mathcal{F} := \{ f \textit{ telles que } f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma, \textit{ avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

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**.

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

Trouver la meilleure fonction f parmi un groupe de candidates

Exemple (modèle linéaire)

$$\mathcal{F} := \{ f \textit{ telles que } f(\textit{Prix J-1}, \textit{Prix J-7}) = \beta \times \textit{Prix J-1} + \delta \times \textit{Prix J-7} + \gamma, \textit{ avec } (\beta, \delta, \gamma) \in \mathbb{R}^3 \}$$

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**.

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

$\hookrightarrow$ 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

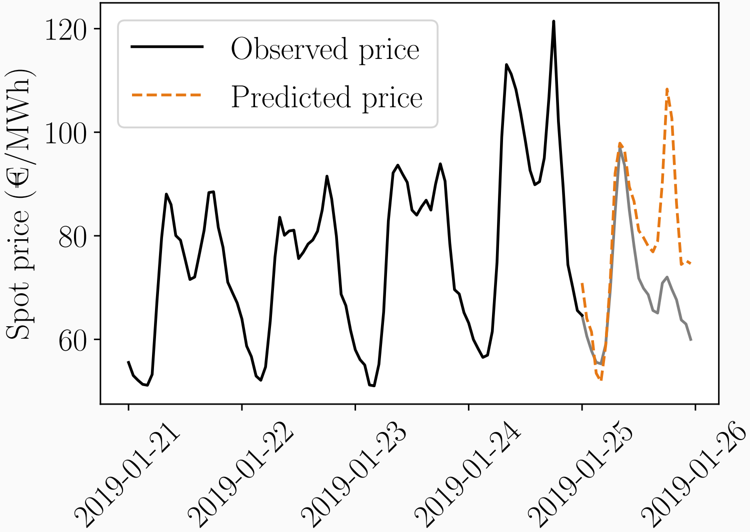
Jour et heure	Prix	Prix J-1	Prix J-7	Conso.	Jour
11/01/16 0PM	**21.95**	15.58	13.78	58800	Lundi
11/01/16 1PM	**20.04**	19.05	13.44	57600	Lundi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/01/16 0PM	**21.51**	21.95	25.03	61600	Mardi
12/01/16 1PM	**19.81**	20.04	24.42	59800	Mardi
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18/01/16 0PM	**38.14**	37.86	21.95	70400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

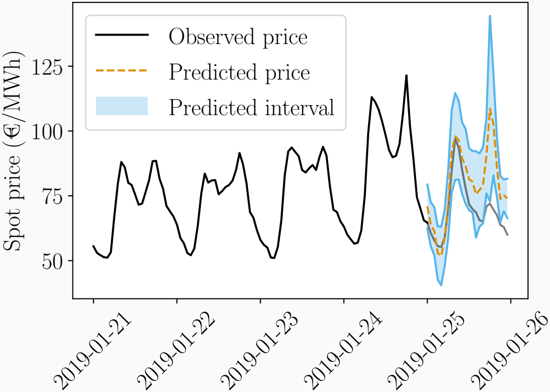
- "Demain, il fera 20° $\pm$ 1°" versus "Demain, il fera 20° $\pm$ 10°"

De l'importance des régions prédictives

- "Demain, il fera 20° $\pm$ 1°" versus "Demain, il fera 20° $\pm$ 10°"
- "Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 $\pm$ 5" versus "Si vous prenez 1g de ce médicament, votre pression sanguine sera de 125 $\pm$ 30"

De l'importance des régions prédictives

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



Les objectifs d'une région prédictive

L'utilisateur choisit un **niveau de confiance** $1 - \alpha$.
Par exemple 0.9 (autrement dit 90%) correspond à $\alpha = 0.1$.

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 $\alpha = 0.1$.

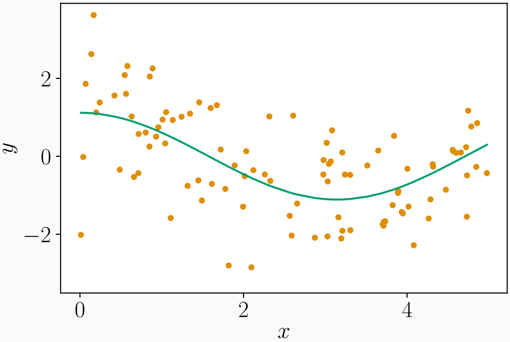
Notons $\mathcal{C}_{0.9}(x)$ une région prédictive de niveau 90% en un point x.

Celle-ci doit vérifier la propriété suivante :

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

tout en étant la plus petite possible.

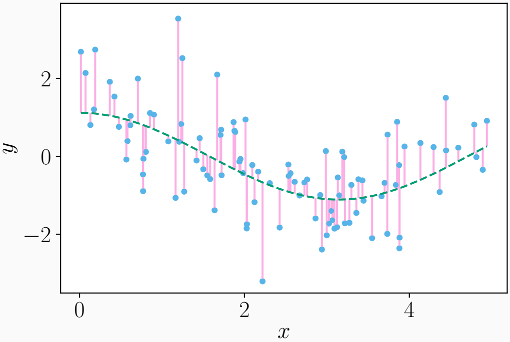
Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase d'entraînement



- Apprendre f

[1] Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2] Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3] Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

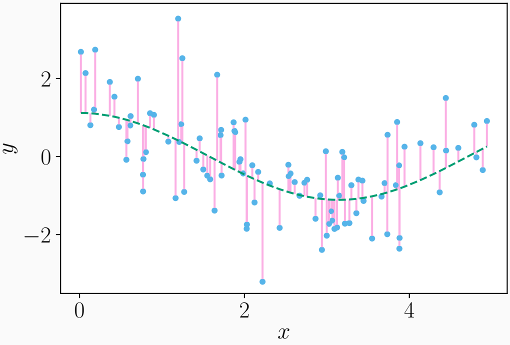
Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase de calibration



- Prédire avec f

[1]Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2]Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3]Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

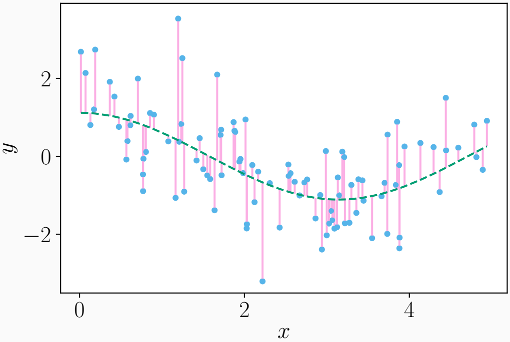
Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase de calibration



- Prédire avec *f*
- Obtenir les erreurs

[1] Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2] Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3] Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

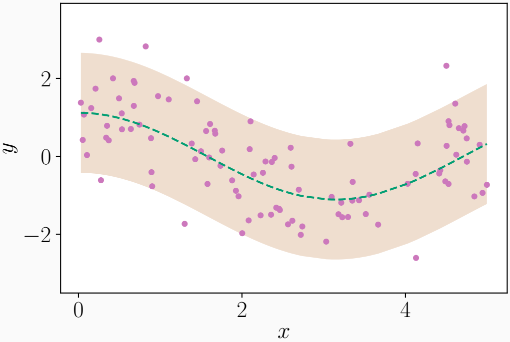
Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase de calibration



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

[1] Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2] Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3] Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

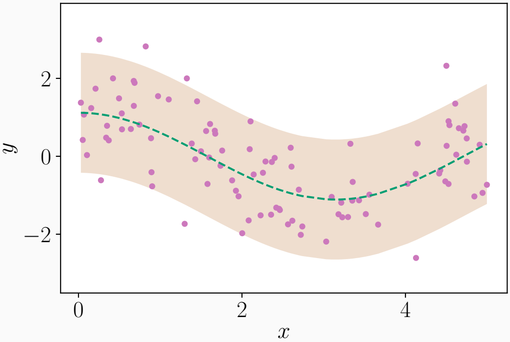
Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase de prédiction



- Prédire avec f

[1] Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2] Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3] Lei et al. (2018), *Distribution-Free Predictive Inference for Regression*, JRSS B

Prédictions conformes par partition[1,2,3] : phase de prédiction

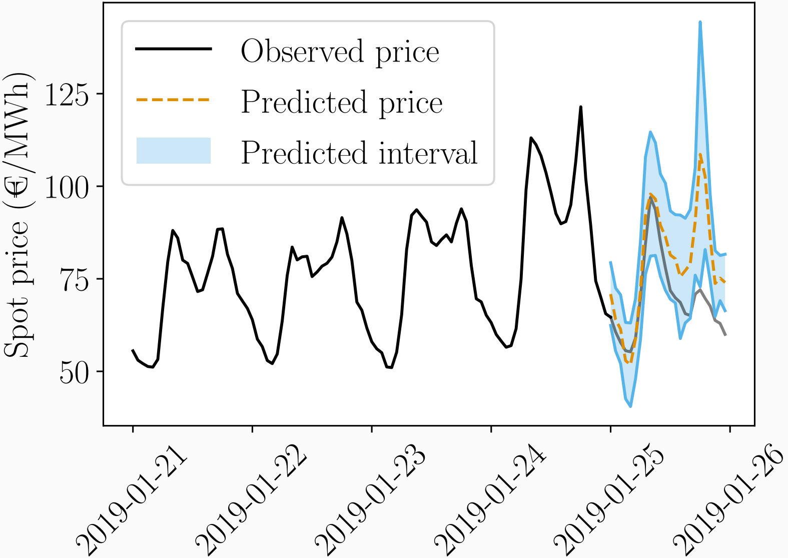


- Prédire avec f
- Construire $\mathcal{C}(x)$:

  $[f(x) - q_{0.9}(\text{erreurs})\,;$
  $f(x) + q_{0.9}(\text{erreurs})]$

[1]Vovk et al. (2005), *Algorithmic Learning in a Random World*
[2]Papadopoulos et al. (2002), *Inductive Confidence Machines for Regression*, ECML
[3]Lei 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, dépendence aux jours d'avant ...) mettent en défaut l'hypothèse des prédictions conformes.

Des idées (biaisées) d'approfondissement

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

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendence 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, dépendence 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.

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

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendence 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.

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

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendence 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.

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

Obtention de garanties plus conditionnelles.

Des idées (biaisées) d'approfondissement

- Phénomènes temporels (cycles, tendances, dépendence 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.

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

  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, dépendence 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.

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

  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** (présentation suivante).

Messages à retenir

- Les mathématiques peuvent permettre de faire des prédictions

Messages à retenir

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

Messages à retenir

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

Messages à retenir

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

Messages à retenir

- 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

Références

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*, 30(4).

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.