Prévision de pertes RTE

Pia CHANCEREL, Louis HEMADOU, François MEDINA

Mai 2020

Section 1

Introduction

Contexte

- RTE : gestion du réseau haute tension français
- 2,5% de la consommation perdue : 500 M€
- Objectif : modèle de prédiction de pertes

Problématique

- 35 variables explicatives
- Prédiction à long terme (1 an)

Ressources

- Base de données : 35 variables et pertes horaires
- Rapport de stage sur la prédiction de pertes

Objectif

- Identifier les variables significatives
- Identifier et paramétrer un algorithme de prédiction efficace

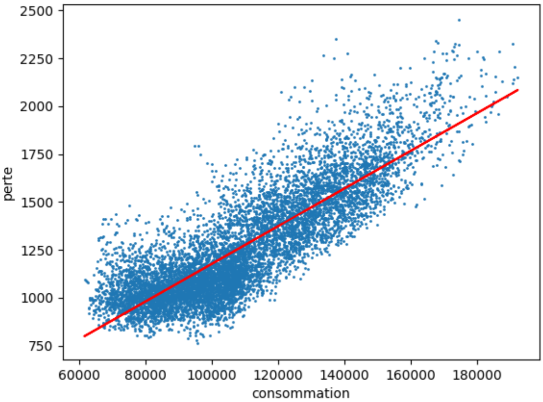
Section 2

Récupération des données

Réception

- Activité du réseau (consommation, production, énergie) : eco2mix
- Pertes relevées : portail client RTE

Visualisation



Description

- date/heure : représentatif de l'activité et du climat
- consommation, prévisions : charge et imprévus
- production : régimes d'activation et de charge du réseau
- échanges : charge supplémentaire sur des points individuels

Traitement des fichiers

- encodage utf-8, comma separated values
- colonnes en `snake_case`
- dates/heures numériques

pertes au même format que les données de consommation/production/échanges :

- élimination des lignes parasites (commentaires)
- un fichier par an
- une ligne par heure (colonnes jour/mois pour accès facile en observation)

Section 3

Modèles de prédiction

Validation d'un modèle

- Validation croisée pour éviter le sur-apprentissage.
- Coefficient de détermination R^2 pour expliquer la proportion de variance des pertes expliquée par un modèle.
- Entrainement des modèles avec des données normalisées, standardisées ou orthogonalisées.

Régression linéaire

Dépendance linéaire à déterminer :

$$f(x, \epsilon) = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x^j + \epsilon$$

Problème d'optimisation à résoudre :

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^{p+1}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \widetilde{x}_i \beta)^2 + \lambda \left\| \beta \right\|_2$$

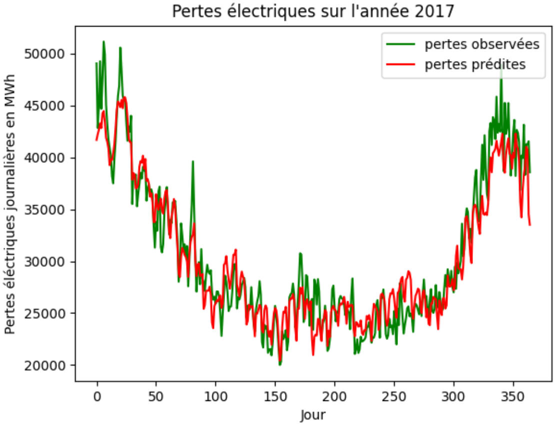
Régression linéaire

Résultats selon le pré-traitement des données :

traitement	R^2
normalisation	0.80
standardisation	0.83
orthogonalisation	-1.9

Régression linéaire

De bons résultats en standardisant ou en normalisant les données :



Machine à noyau

Passage au problème dual et introduction du kernel:

$$\max_{\alpha \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\alpha_i y_i - \frac{\alpha_i^2}{4}) - \frac{1}{2\lambda n^2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j)$$

Noyaux communément utilisés:

- Noyau gaussien: $K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$
- Noyau polynomial: $K(x_i, x_j) = (1 + x_i \cdot x_j)^q$

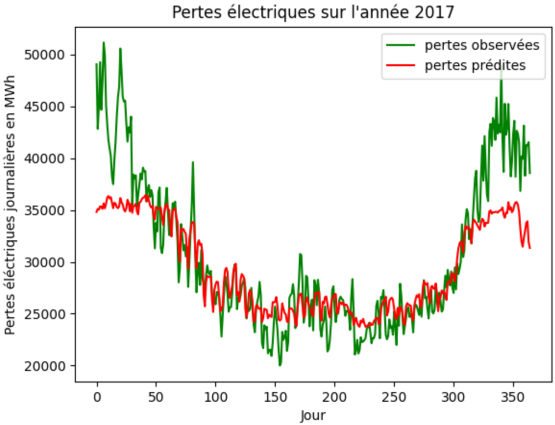
Machine à noyau

Coefficient de détermination selon le prétraitement :

traitement	R^2
normalisation	0.63
standardisation	0.61
orthogonalisation	-0.17

Machine à noyau

Résultats avec la machine à noyau, données standardisées :



Réseau de neurones

- Utilisation des bibliotheques Keras et Tensorflow
- La complexité se trouvait dans la recherche d'une bonne architecture
- structure de réseau retenue:

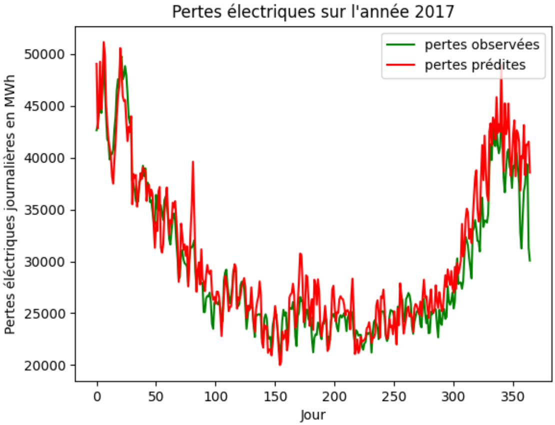
neurones	**activation**
400	sigmoïde
400	sigmoïde
100	ReLU
1	linéaire (sortie)

Réseau de neurones

traitement	R^2
normalisation	0.86
standardisation	0.83
orthogonalisation	0.48

Réseau de neurones

Résultats avec un réseau de neurones, données normalisées

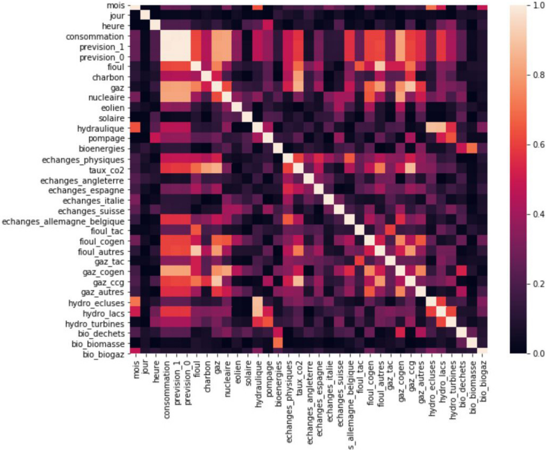


Section 4

Sélection de variables

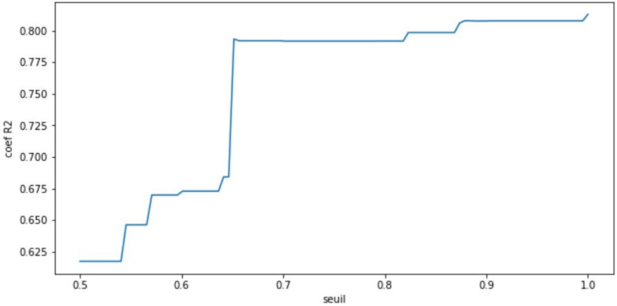
Élimination des doublons

Corrélation de Pearson : $\rho(X, Y) = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$



Élimination des doublons

Coefficient de détermination selon le seuil d'élimination :



seuil à 0.8 $>$ 0.65, supprimant `consommation`, `prevision_0`, `fioul`, `gaz`, `hydraulique`, `hydro_lacs`, `taux_co2`, 1.4% de perte

Sélection des variables explicatives

La corrélation de Pearson ne suffit plus pour l'explication des pertes :

- sensibilité aux valeurs extrêmes
- relations non linéaires

On cherche donc d'autres méthodes.

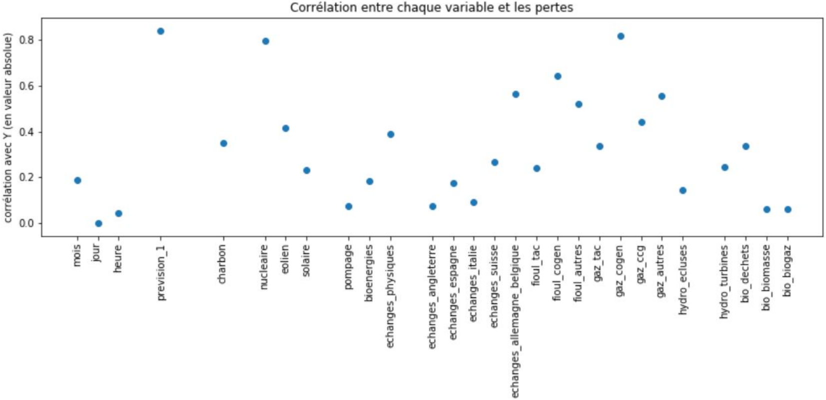
Sélection des variables explicatives

Méthodes de filtrage :

- matrices de corrélation (de Pearson)
- PCA (Principal Component Analysis)

Corrélation avec les pertes

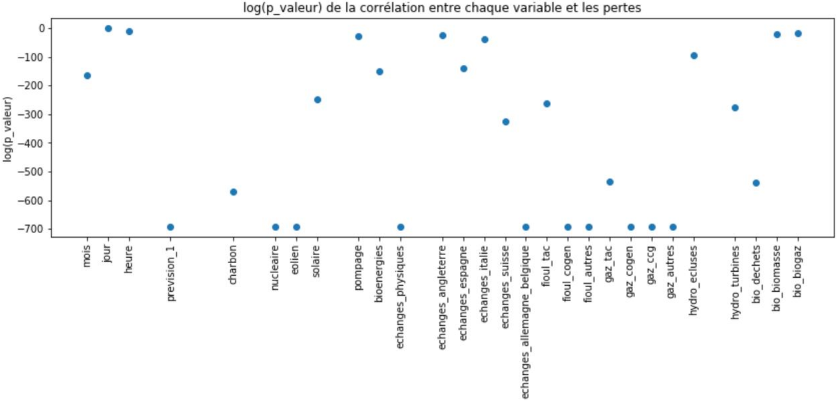
Corrélation de chaque variable avec les pertes :



Beaucoup de variables peu significatives ($-0.5 < \rho < 0.5$)

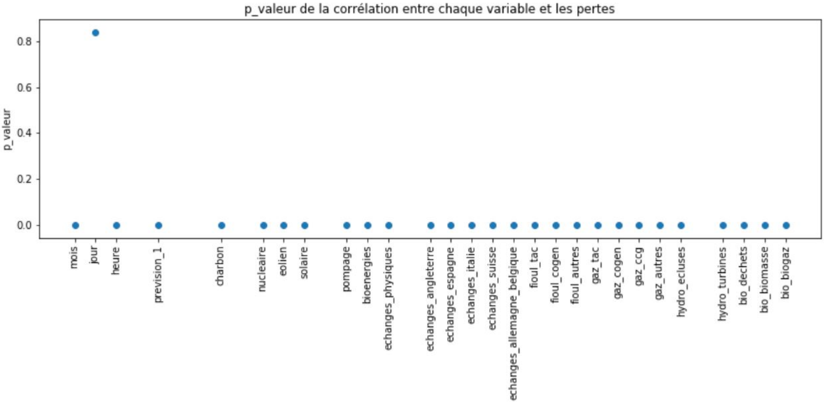
P-value

p-valeur avec `scipy.stats` : probabilité du même ρ dans un système décorrélé



P-value

Sans le log on trouve un outlier :



variation des pertes à des échelles plus courtes ou moins longues qu'un jour

Corrélation avec les pertes

mois, jour, solaire, echanges_italie, echanges_suisse, bio_biomasse et bio_biogaz :

- Corrélation à 0
- Pas de relation linéaire : exclues pour la régression linéaire
- En les excluant : R^2 de 03805 à 0.799, soit 0.7%
- Comparé au doublons : 2 fois moins de perte, même nombre d'éliminés

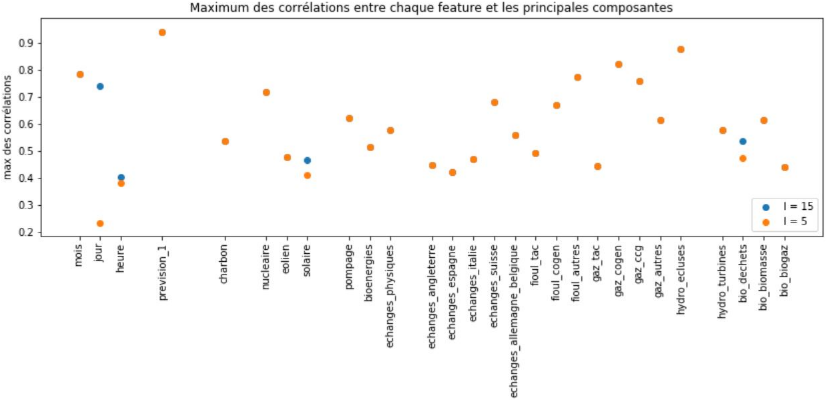
Analyse en composantes principales

Variables x_i, covariance K, composantes principales c et valeurs propres λ associées aux vecteurs e. Corrélation entre variable et composante principale :

$$\mathrm{Corr}(c^l, x^j) = \frac{\sqrt{\lambda_l} e_l^j}{K_{i,i}} \tag{1}$$

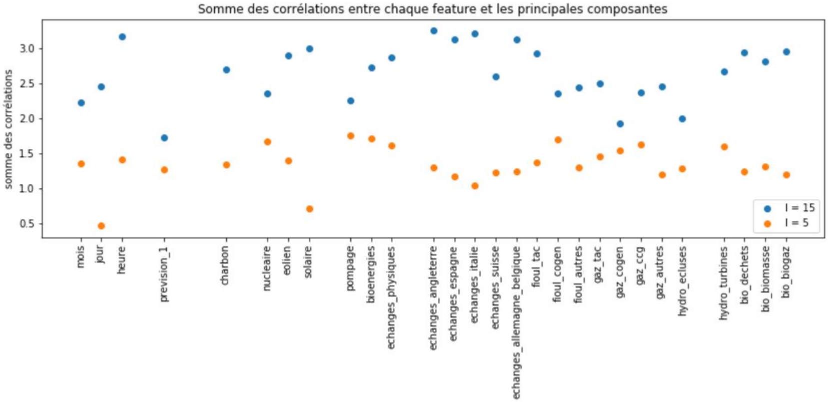
PCA

max des corrélations par variable :



PCA

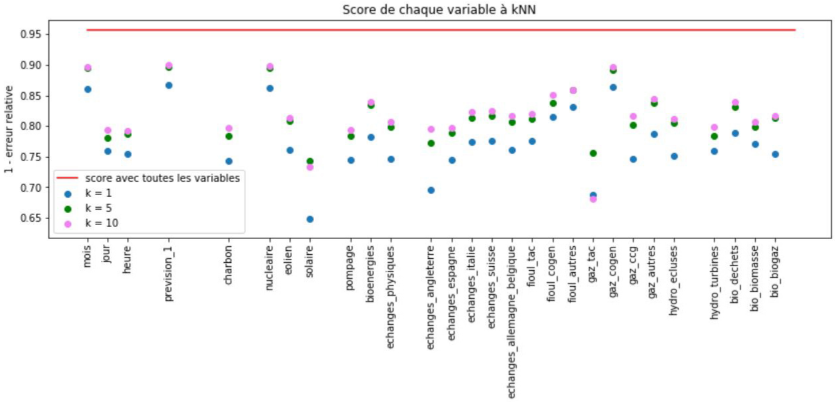
somme des corrélations par variable :



PCA

- La consommation a un maximum très élevé pour une somme faible : elle est presque à elle seule une composante principale
- `heure`, `solaire` et certains `echanges` disparaissent en restreignant le nombre de composantes.

k Nearest Neighbors

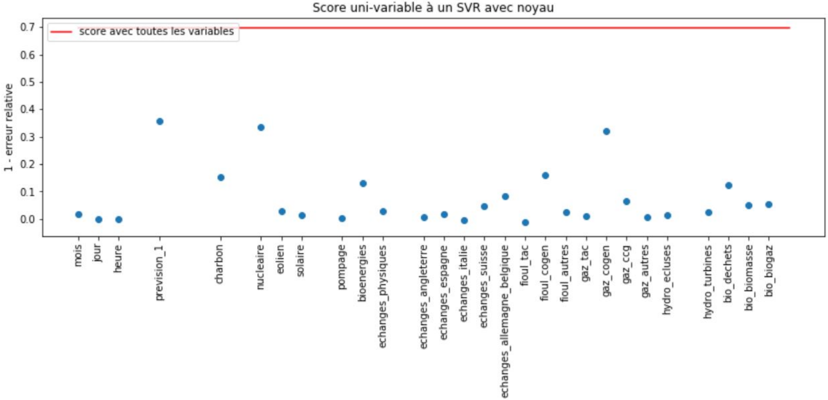


k-NN

- `mois`, `prevision_1`, `nucléaire` et `gaz_cogen` sont performantes, même avec peu de voisins
- `solaire` et `gaz_tac` sont peu performantes
- Les autres dans une bande moyennée entre 0.75 et 0.9 : non concluant

Support Vector Regressor

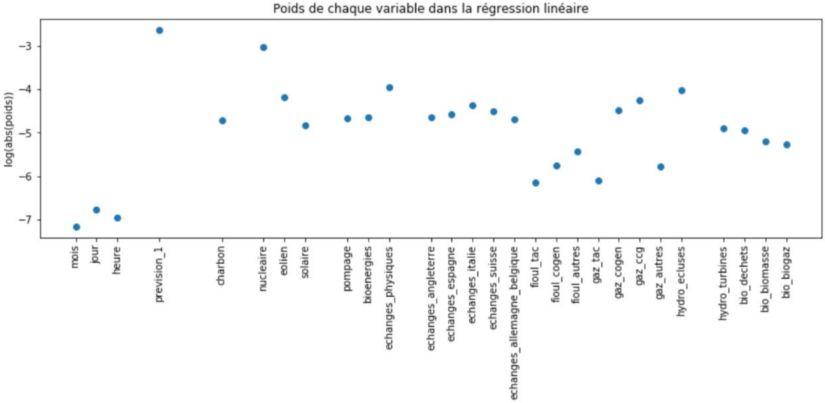
Noyau gaussien de paramètre 0.001 et constante de tradeoff 1, entraîné sur 10 époques et 100 observations.



SVR

- On retrouve prevision_1, nucleaire et gaz_cogen performants
- Quelques R^2 négatifs : susceptibles de fausser les prédictions jour, echanges_angleterre, echanges_italie, fioul_tac, gaz_tac

Poids de la régression linéaire



Les différences de poids peuvent être dues aux différences d'échelle

Test de Student sur les poids

$$f(x, \varepsilon) = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x^j + \varepsilon$$

On suppose que les ε_i sont indépendants et suivent une $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

Hypothèses nulle et alternative:

$$H_0 = \{\beta_j = 0\}, H_1 = \{\beta_j \neq 0\}$$

Test de Student sur les poids

Le test de Student consiste à rejeter H_0 si on a:

$$\left| \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 \rho_j}} \right| > t_{n-p-1,1-\alpha/2}$$

- ρ_j est le j-ième coefficient diagonale de la matrice $(x^T x)^{-1}$
- $t_{n-p-1,1-\alpha/2}$ est le quantile d'ordre $1 - \alpha/2$ d'une loi de student à n-p-1 degrés de liberté.
- $\hat{\beta}$ et $\hat{\sigma}$ sont des estimateurs de β et σ.
- α quantifie le niveau du test (erreur de type I)

Test de Student sur les poids

Résultats:

- On fixe $\alpha = 5\%$.
- Le test de Student élimine 23 variables explicatives.
- Réseau de neurones avec données normalisées: $R^2 = 0.86 \rightarrow R^2 = 0.85$.

Section 5

Conclusion

Difficultés

- différentes installation python : contournement avec jupyter notebook, organisation du code
- factorisation difficile : beaucoup de paramètres entrent en jeu
- travail à distance

Résultats

- Élimination de nombreuses variables inutiles ou redondantes, en lien avec intuitions
- Résultats très satisfaisants avec certains modèles

Variables conservées	R^2 *de la prédiction obtenue*
Toutes	0.865
Test de Student	0.858
Test de Student inverse	0.501
Doublons	0.849
Toutes méthodes considérées	0.833

Pour aller plus loin

- Évolution de la relation entre variables explicatives potentielles et pertes
- Transformation préalable des variables (périodicité notamment)

Remerciements

- Aboubakr MACHRAFI (stagiaire RTE)
- Valentin CADORET, Virginie DORDONNAT (RTE)
- Gabriel STOLTZ (ENPC)
- David PICARD (ENPC)