Machine Learning

N. Hascoët – Prof. F. Chinesta

4 juillet 2019

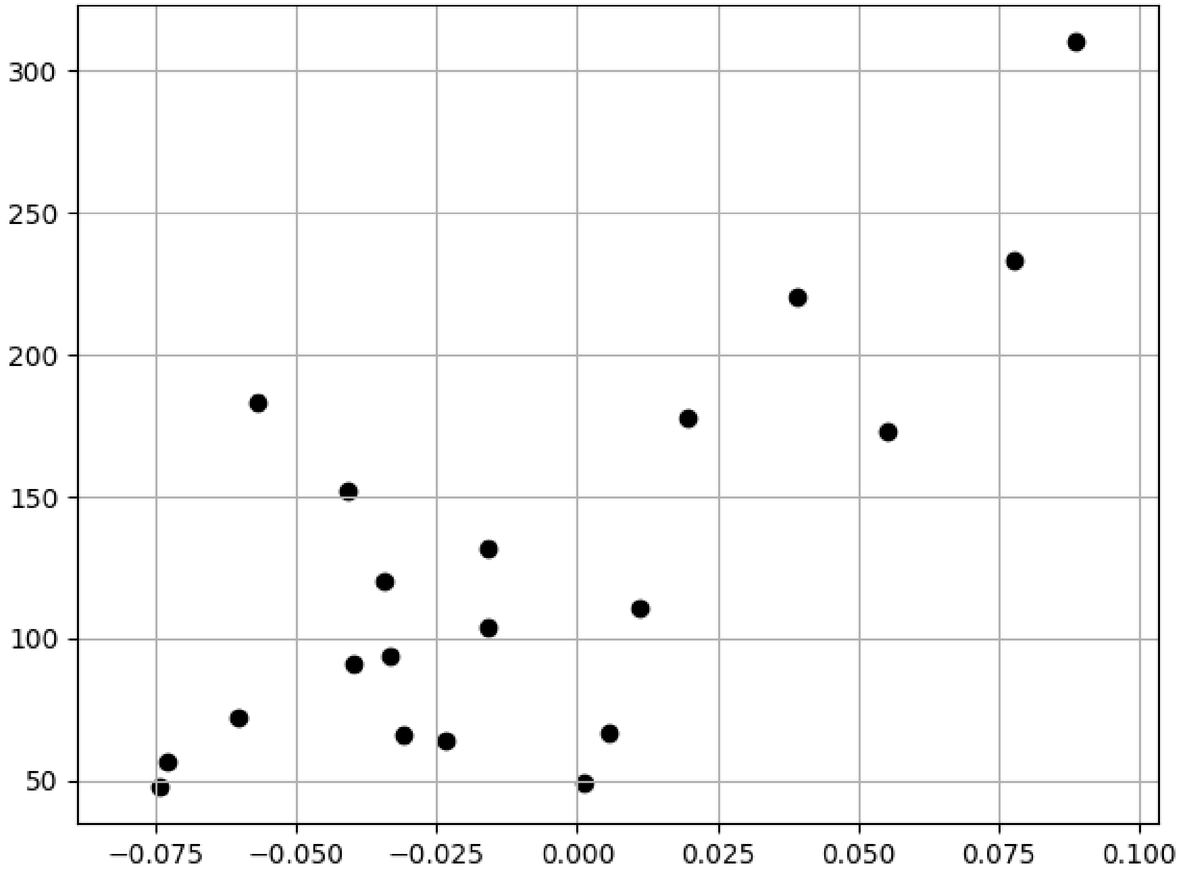
ARTS
ET MÉTIERS
ParisTech

Régression

- Apprentissage SUPERVISÉ
- D’un espace DISCRET à un espace RÉEL
- Calcul d’une fonction CONTINUE
- Prédiction d’une VALEUR réelle

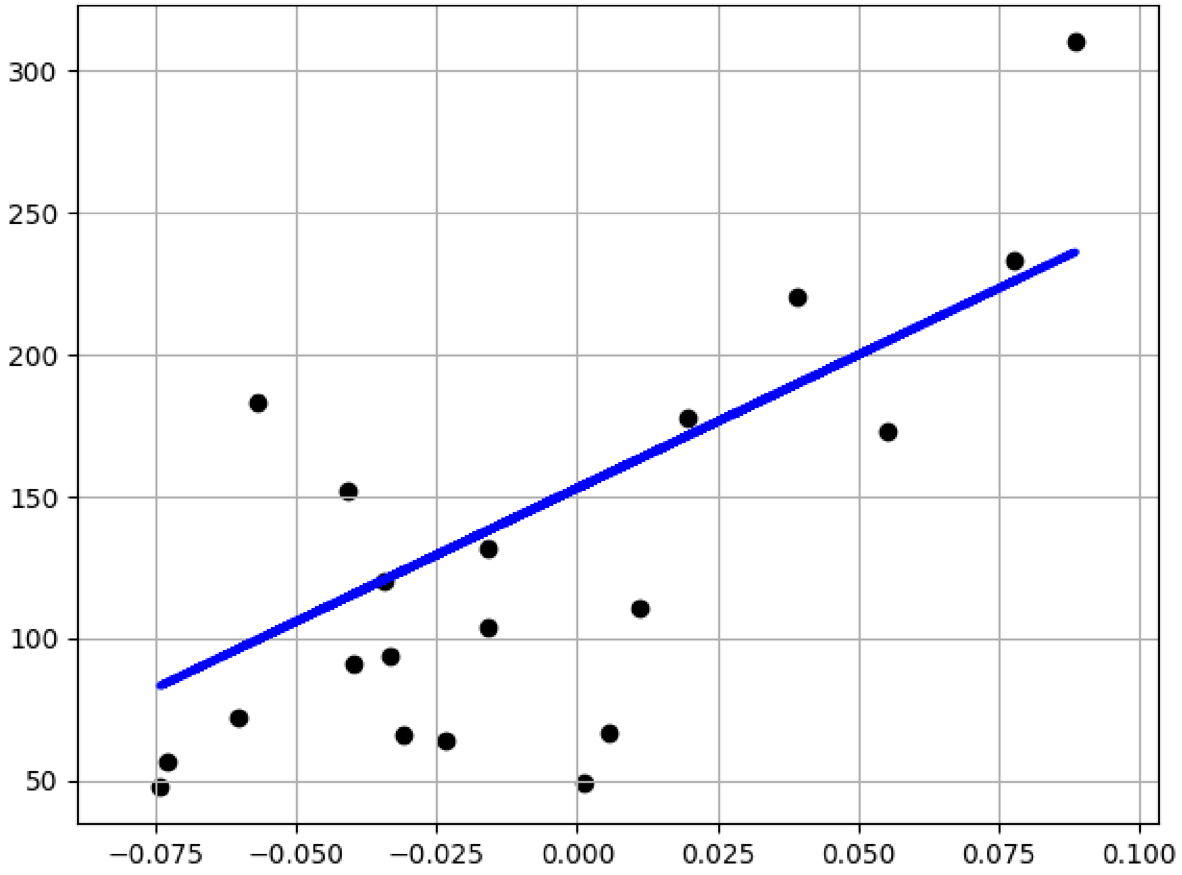
Régression

- Ensemble de données CONNUES (x, y)
- Domaine RÉEL



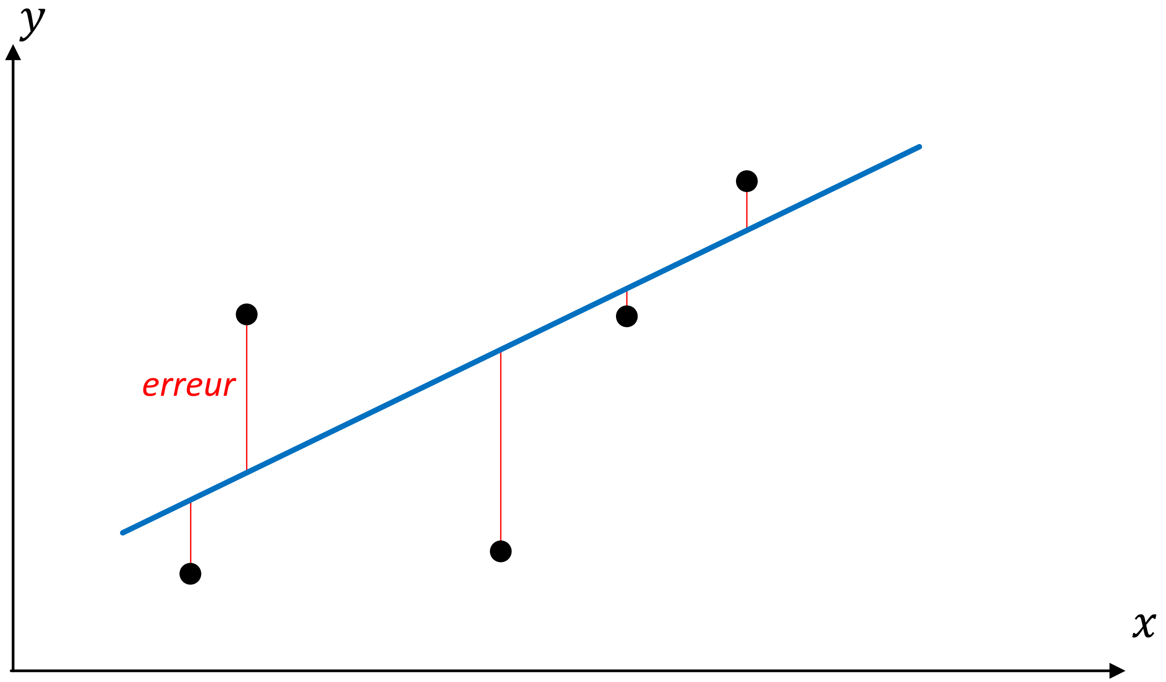
Régression

- Ensemble de données CONNUES (x, y)
- Domaine RÉEL
- Recherche d'un modèle de la forme $y = ax + b$
- Problème d'OPTIMISATION par ITÉRATION



Méthode des moindres carrés

- Exemple linéaire : $y = ax + b$
- Minimiser $\sum err^2$
  (Fonction objectif quadratique)



Méthode des moindres carrés

- Exemple linéaire : $y = ax + b$
- Recherche de la fonction affine approchant au mieux N points

$$a = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sum(x - \bar{x})^2}$$

$$b = \bar{y} - a\bar{x}$$

Régression rigide

- Régression linéaire standard : $\min\|Xw - y\|^2$

- Régression rigide : ajout du BIAIS induit des coefficients pour réduire la variance

$$\min\|Xw - y\|^2 + \alpha\|w\|^2$$

Lasso

- Least Absolute Shrinkage Selector Operator
- Utilisation de la norme L_1

$$L_2 : |X|_2 = \sum_i \sqrt{|x_i|^2}$$

$$L_1 : |X|_1 = \sum_i |x_i|$$

- La norme L_2 moyenne les valeurs aberrantes

Lasso

- Régression pénalisée en norme L_1

$$\min||Xw - y||^2 + \alpha|w|$$

- Propriété de sélection sparse

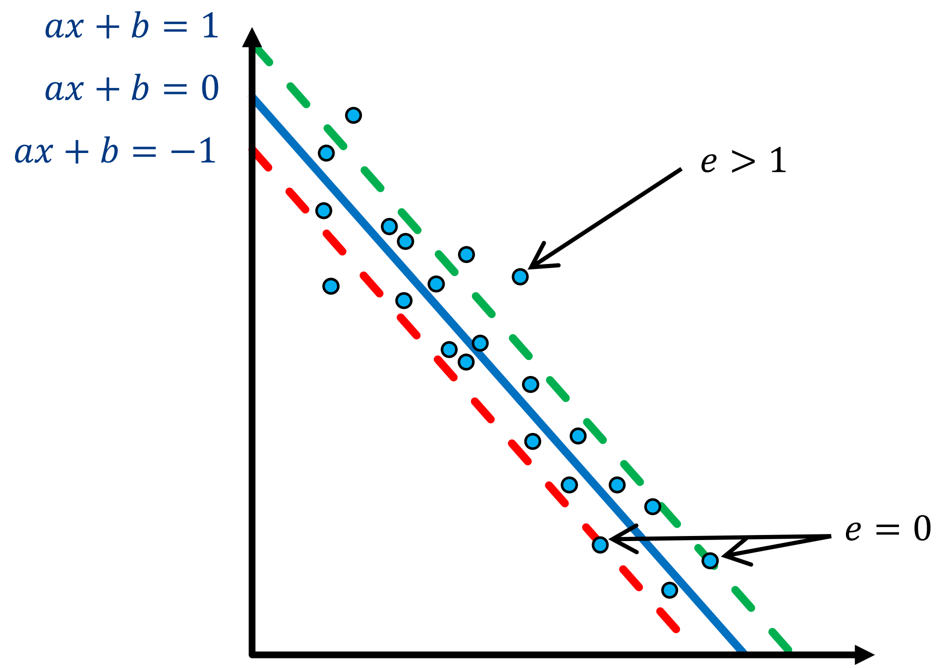
Régression Support Vector Machine

- Entraînement : optimisation $\min_a \|a\|^2$ tel que $y_i(ax_i + b) \geq 1$
- $e_i \geq 0$: distance du point i à la FRONTIÈRE
- Frontière « souple » :

$$\min_a \|a\|^2 + C \sum_{i=1}^{N} e_i$$

- Tel que $y_i(ax_i + b) \geq 1 - e_i$

- Equations des NOYAUX SVM :
    - Linéaire : $k(u, v) = u' \times v$
    - Polynomial : $k(u, v) = (\gamma\, u' \times v + r)^{\delta}$
    - Radial : $k(u, v) = \exp(-\gamma\, |u - v|^2\,)$



avec C le paramètre de PÉNALISATION

avec γ le paramètre d'INFLUENCE