MLWEEK - Formation Machine Learning

Cours 3 : Forêts Aléatoire Et Machine à Vecteur Support (Random Forest & Support Vector Machine)

Jeff Abrahamson François-Marie Giraud

6 Mars 2019



https://www.ml-week.com/

Cours 3 : Forêts Aléatoire Et Machine à Vecteur Suppor

Cours 3 : Forêts Aléatoire Et Machine à Vecteur Support (Random Forest & Support Vector Machine)

Rappels

Rappels

Apprentissage supervisé

Prédire une valeur numérique ou l'appartenance à une classe Données d'entrainement **annotées**!

Ex : prédiction CAC40, classification d'image/texte/...



- Algèbre linéaire
- Théorie de l'Optimisation
- Calcul différentiel
- Probabilités
- Statistiques

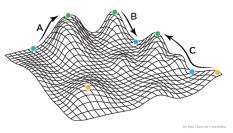
$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by \\ cx + dy \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by + c \\ dx + ey + f \\ 1 \end{bmatrix}$$

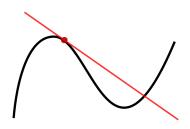
$$\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by + cz \\ dx + ey + fz \\ gx + hy + iz \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by + cz + d \\ ex + fy + gz + h \\ ix + jy + kz + l \\ 1 \end{bmatrix}$$

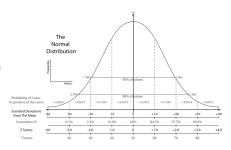
- Algèbre linéaire
- Calcul différentiel
- Probabilités
- Statistiques



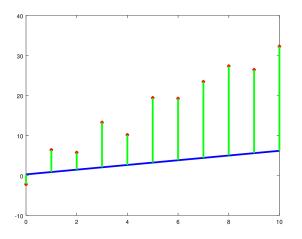
- Algèbre linéaire
- Théorie de l'Optimisation
- Calcul différentiel
- Probabilités
- Statistiques



- Algèbre linéaire
- Théorie de l'Optimisation
- Calcul différentiel
- Probabilités
- Statistiques



Initiation à la descente de gradient :

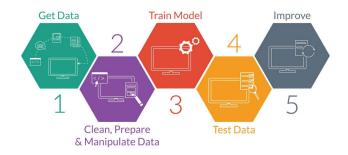




REVIEW & QUESTIONS?

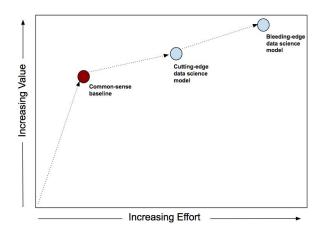


Mettre en place un transition IA



- Séparer les données en TRAIN/VALIDATION/TEST (i.e 60/20/20)
- Apprendre sur TRAIN
- Optimizer les hyperparamètres sur VALIDATION
- Observer la performance finale sur TEST







Projet académiques Vs Industriels

- ≠ Développement logiciel
- ≠ Infrastructure
- ≠ Performances



Développement logiciel

Académique

- Pile de scripts
- Peu de documentation
- Fonctionne le temps de l'expérience
- "Fair use"

Industriel

- Code hiérarchisé et déployable en production
- Documentation
- Code maintenable et robuste
- Galaxies de licences à respecter



Infrastructure

Académique

- Données = un fichier
- Hardware limité
- Performance = Précision

Industriel

- Données = cloud
- Cloud computing
- Performance = Plus-value



Un problème d'ingénérie avant d'être un problème de machine learning :

Données et prétraitements de qualité > algorithme de qualité



Une approche en 4 étapes :

- Créer un pipeline robuste de bout en bout (sans ML)
- Intégrer du ML simple
- Ajouter des caractéristiques sensées
- Conserver un pipeline robuste

Créer un pipeline robuste de bout en bout (sans ML) :

- Une baseline avec une heuristique
- Mettre en place des statistiques d'évaluation

Intégrer du ML simple :

- 1. Obtenir des données
- 2. Définir UNE métrique d'évaluation facile à observer
- 3. Définir des caractéristiques sensées et faciles à obtenir
- 4. Considérer les heuristiques comme des caractéristiques
- 5. Documenter TOUTES les caractéristiques utilisées

Intégrer du ML simple :

- 6. Apprendre un modèle tous les n-jours
- Évaluer la dégradation des performances en fonction de l'âge du modèle
- 8. Vérifier les performances en test avant de déployer en production
- Modèle appris sur des données jusqu'au jour N, tester sur les données après le jour N
- 10. Mesurer la différence entre performance en apprentissage et test
- Plateau de performance ⇒ trouver des nouvelles caractéristiques/augmenter la puissance du modèle
- 12. Supprimer des caractéristiques pas déterminantes



Ajouter des caractérstiques sensées :

- Beaucoup de caractéristiques simples > peu de caractéristiques complexes
- Des caractéristiques répandues plutôt que rares
- Regarder les erreurs pour imaginer les caractéristiques qui aideraient
- Communiquer avec les experts métiers

Des questions à garder en tête :

- Ajouter des statistiques d'évaluation?
- Revoir/Complexifier la métrique d'évaluation?
- Les données sont-elle "stables"?

Les premiers modèles de machine learning à tester

Les premiers modèles de machine learning à tester

Intégrer du ML simple :

- 1. Obtenir des données
- 2. Définir UNE métrique d'évaluation facile à observer
- 3. Définir des caractéristiques sensées et faciles à obtenir
- 4. Considérer les heuristiques comme des caractéristiques
- 5. Documenter TOUTES les caractéristiques utilisées

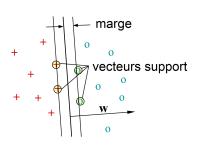
Les premiers modèles de machine learning à tester

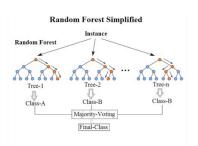
Intégrer du ML simple :

- 6. Apprendre un modèle tous les n-jours
- 7. Évaluer la dégradation des performances en fonction de l'âge du modèle
- 8. Vérifier les performances en test avant de déployer en production
- 9. Modèle appris sur des données jusqu'au jour N, tester sur les données après le jour N
- 10. Mesurer la différence entre performance en apprentissage et test
- Plateau de performance ⇒ trouver des nouvelles caractéristiques/augmenter la puissance du modèle
- 12. Supprimer des caractéristiques pas déterminantes

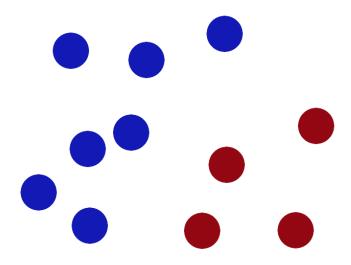


Les premiers modèles de machine learning à tester

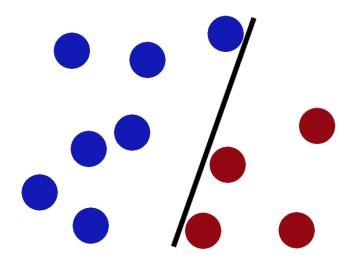




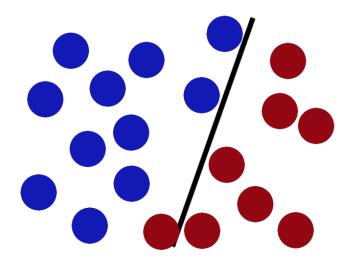
Machine Learning



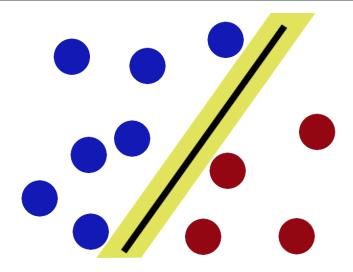


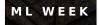


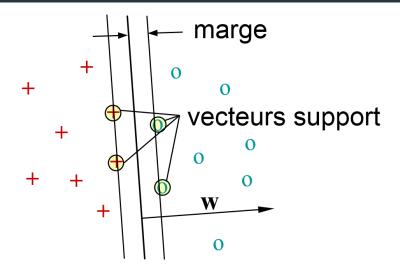


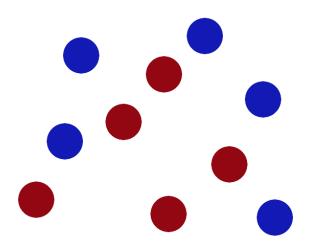




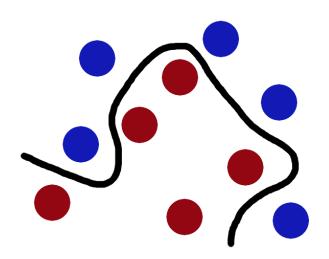




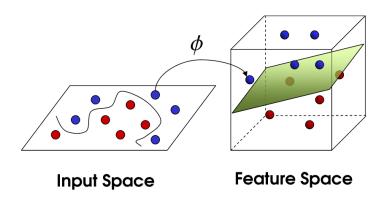












Petite vidéo d'explication des méthodes à noyaux (Kernel SVM)



Généralisation à un problème de régression logistique à ${\it K}>2$ classes :

- One Vs All : K modèles. Agréagation par meilleur score.
- One Vs One : $\frac{K(K-1)}{2}$ modèles. Vote majoritaire.

QUESTIONS?



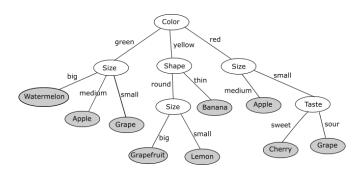
.

Machine Learning

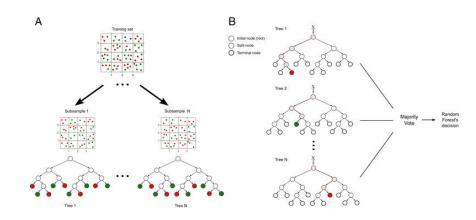
Random Forest

Random Forest

Arbre de décision :



Random Forest





Random Forest

- Pas de sur-apprentissage
- Une fois appris, le modèle est très rapide



QUESTIONS?

