

Machine learning

L. Rouvière

laurent.rouviere@univ-rennes2.fr

janvier 2024

Présentation

- **Objectifs** : comprendre les aspects **théoriques** et **pratiques** des algorithmes machine learning de référence.
- **Pré-requis** : théorie des probabilités, modélisation statistique, régression (linéaire et logistique). R, niveau avancé.
- **Enseignant** : Laurent Rouvière laurent.rouviere@univ-rennes2.fr
 - **Recherche** : statistique non paramétrique, apprentissage statistique
 - **Enseignements** : statistique et probabilités (Université, école d'ingénieur et de commerce, formation continue).
 - **Consulting** : energie, finance, marketing, sport.

Programme

- Matériel :
 - slides : https://lrouviere.github.io/page_perso/apprentissage_sup.html
 - Tutoriel long : https://lrouviere.github.io/TUTO_APP_SUP/
 - Tutoriel court : https://lrouviere.github.io/machine_learning/tuto_court_ml_sans_correc.html
- 4 parties :
 1. Machine Learning : cadre, objectif, risque...
 2. Algorithmes linéaires : MCO, régularisation (ridge, lasso), SVM
 3. Algorithmes non linéaires : arbres et réseaux de neurones
 4. Agrégation : forêts aléatoires et boosting

Objectifs/questions

- **Buzzword** : machine learning, big data, data mining, intelligence artificielle...
- **Machine learning** versus **statistique** (traditionnelle)
- **Risque** \implies calcul ou estimation : ré-échantillonnage, validation croisée...
- Algorithmes versus estimateurs...
- **Classification** des algorithmes. Tous équivalents ? Cadre propice...
- ...

Première partie I

Apprentissage : contexte et formalisation

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

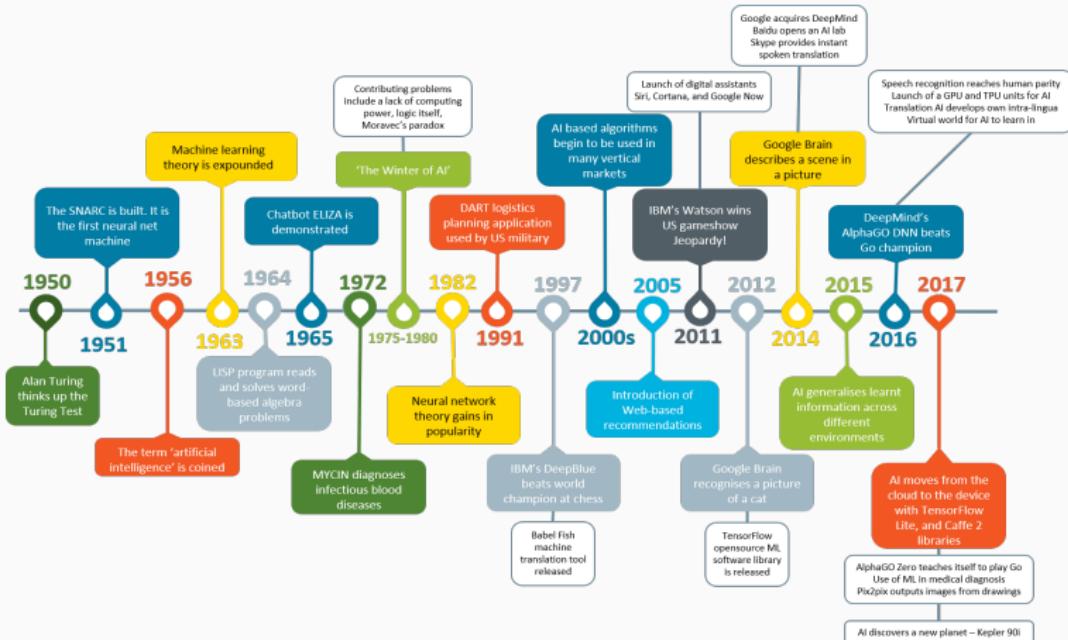
Calibrer un algorithme

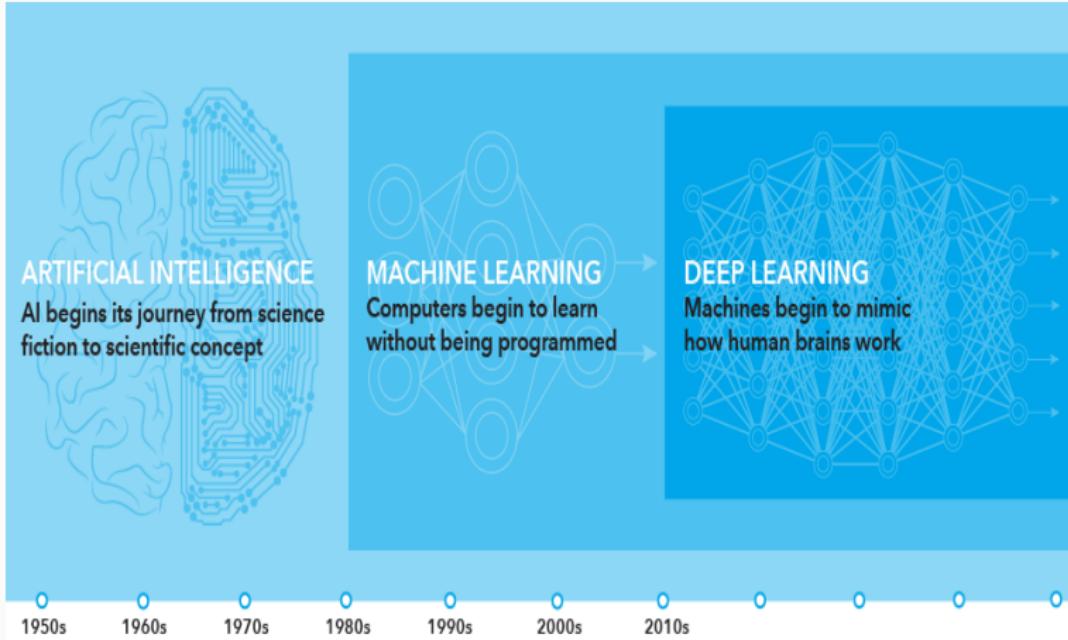
Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Un peu d'historique





IA - début (**source**)

- Historiquement, les débuts de l'IA remontent à **Alan Turing** dans les années **1950**, et le mot veut **tout dire et ne rien dire**.

IA - début (**source**)

- Historiquement, les débuts de l'IA remontent à **Alan Turing** dans les années **1950**, et le mot veut **tout dire et ne rien dire**.
- Se réduit à des **règles déterministes**

```
si (condition 1 et|ou condition 2...) alors (action 1)
sinon (action 2)
```

IA - début (**source**)

- Historiquement, les débuts de l'IA remontent à **Alan Turing** dans les années **1950**, et le mot veut **tout dire et ne rien dire**.
- Se réduit à des **règles déterministes**

```
si (condition 1 et|ou condition 2...) alors (action 1)
sinon (action 2)
```

- Les choses ont évolué par la suite notamment grâce au développement des **ressources informatiques** et de la **puissance de calcul**.

Quelques définitions

Intelligence artificielle (Wikipédia)

Ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.

Quelques définitions

Intelligence artificielle (Wikipédia)

Ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.

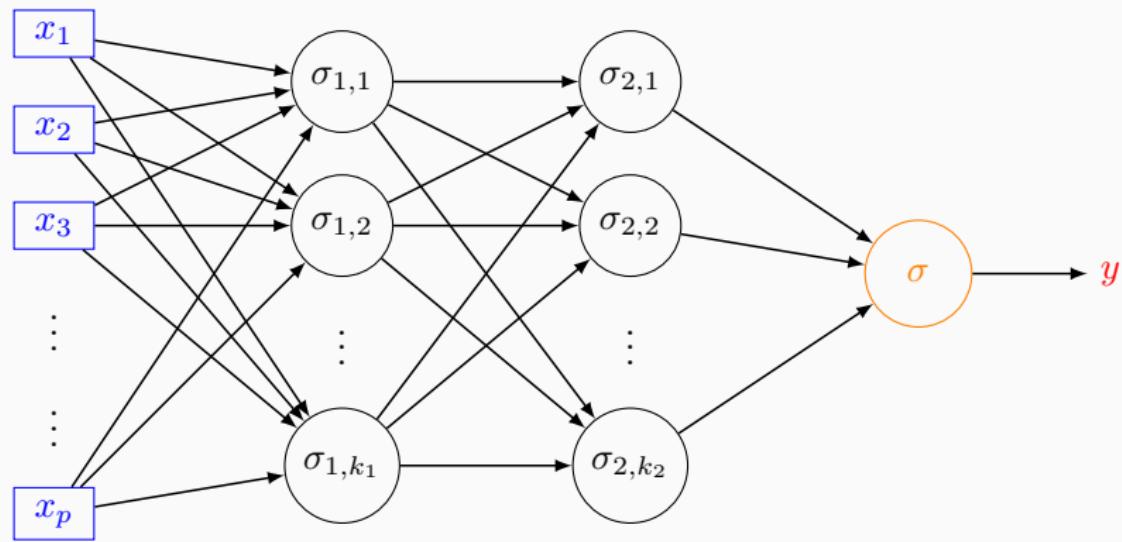
Apprentissage automatique - Machine Learning (Wikipédia)

Champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'« apprendre » à partir de données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune.

Apprentissage profond - Deep Learning

Technologie du ML qui permet de mimer les actions du cerveau humain grâce à des réseaux de neurones composés de dizaines voire de centaines de couches de neurones, chacune recevant et interprétant les informations de la couche précédente.

Entrées C. cachée 1 C. cachée 2 C. Sortie Sortie



Historique (toujours)

- 1950 : Alan Turing
- 1959 : apparition du Machine Learning (Arthur Samuel, jeu de dames)
 ⇒ création d'un programme pour IBM qui s'améliore en jouant
- Années 80 : développement du ML ⇒ l'ordinateur commence à déduire des règles à suivre en analysant seulement des données
- 1997 : Deep Blue ⇒ premier ordinateur à vaincre Garry Kasparov aux échecs
- 2000 : naissance de l'apprentissage profond (deep learning)
- 2012 : identification de visages humains par des réseaux de neurones développés par Google

2015 nouveaux défis

- Perception visuelle
- Compréhension du langage naturel écrit ou parlé
- Analyse automatique du langage
- Prise de décision autonome

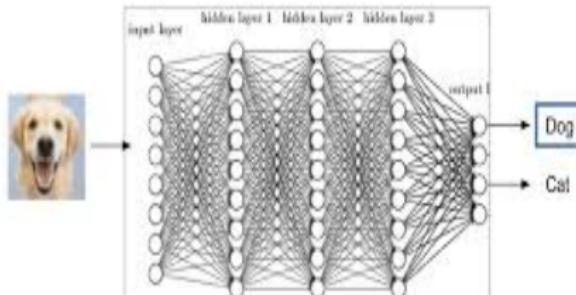
Perception visuelle et prise de décision



1. Input picture

2. Analysis through deep neural network

3. Output class



Compréhension du langage

The screenshot shows the DeepL Translator interface. At the top, there is a navigation bar with links for "DeepL Traducteur", "DeepL Pro", "Pourquoi DeepL?", "API", "Forfaits et tarifs", "Applications" (with a "GRATUIT" badge), "Commencer l'essai gratuit", "Connexion", and a menu icon. Below the navigation bar, there are two tabs: "Traduire du texte" (selected) and "Traduire des fichiers". The main area shows a translation from French to English. On the left, the French text is "Introduction au machine learning est mon cours préféré." On the right, the English translation is "Introduction to Machine Learning is my favorite course." There are language selection dropdowns for "Français (langue détectée)" and "Anglais (USA)". A "Glossaire" button is located in the top right corner of the main translation area. At the bottom of the main area, there are icons for a microphone, a thumbs up, a thumbs down, and a refresh symbol. Below the main area, there is a "Dictionnaire" section with the instruction "Cliquez sur un mot pour en savoir plus à son sujet.".

Compétitions hommes/machines

Artificial intelligence beats eight world champions at bridge

Victory marks milestone for AI as bridge requires more human skills than other strategy games



The AI, Nook, was able to read its opponents and explain its decision-making. Photograph: switas/Getty Images/iStockphoto

An artificial intelligence has beaten eight world champions at bridge, a game in which human supremacy has resisted the march of the machines until now.

The victory represents a new milestone for AI because in bridge players work with incomplete information and must react to the behaviour of several other players - a scenario far closer to human decision-making.

Artificial Intelligence Easily Beats Human Fighter Pilot in DARPA Trial

Aug. 20, 2020 | By Brian W. Evertine

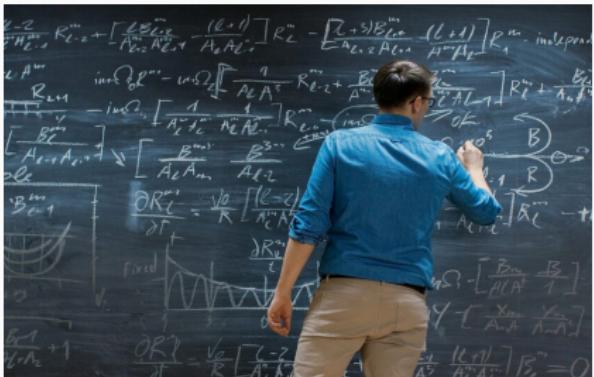
In the battle of artificial intelligence versus a human fighter pilot, it wasn't even close.

The artificial intelligence algorithm, developed by Heron Systems, swept a human F-16 pilot in a simulated dogfight 5-0 in the Defense Advanced Research Projects Agency's [AlphaDogfight Trials](#) on Aug. 20. The company beat out seven other companies before going head to head with "Banger," a pilot from the District of Columbia Air National Guard and a recent graduate of the Air Force Weapons School's F-16 Weapons Instructor Course. The pilot, whose full name was not provided, is an operational fighter pilot with more than 2,000 hours in the F-16.

Banger and Heron Systems' AI fought in five different basic fighter maneuver scenarios with the simulated fight only using the Fighting Falcon's guns, and each time the AI was able to out maneuver and take out Banger. The algorithm operated within the limits of the F-16 - meaning it did not pull Gs beyond what a real-world aircraft could do. However, Banger said after the event that the jet was not limited by the training and thinking that is engrained in an



SHARE ARTICLE



Question: What are the eigenvalues of a 2-by-2 matrix $M = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 5 \end{pmatrix}$?

Model output:

The characteristic polynomial of M is $|M - \lambda I|$, where I is the 2-by-2 identity matrix. So the characteristic polynomial is $|M - \lambda I| = \begin{vmatrix} 1-\lambda & 2 \\ -1 & 5-\lambda \end{vmatrix} = (1-\lambda)(5-\lambda) + 2 = \lambda^2 - 6\lambda + 7$. This is a quadratic polynomial, so the eigenvalues are the solutions of $\lambda^2 - 6\lambda + 7 = 0$. We can solve this by completing the square:

$$\begin{aligned} \lambda^2 - 6\lambda + 7 &= 0 \\ \Rightarrow \quad \lambda^2 - 6\lambda + 9 - 9 + 7 &= 0 \\ \Rightarrow \quad (\lambda - 3)^2 - 2 &= 0 \\ \Rightarrow \quad (\lambda - 3)^2 &= 2 \\ \Rightarrow \quad \lambda - 3 &= \pm\sqrt{2} \\ \Rightarrow \quad \lambda &= 3 \pm \sqrt{2} \end{aligned}$$

So the eigenvalues are $3 + \sqrt{2}$ and $3 - \sqrt{2}$.

Question: Assume that the variance of the first n natural numbers is 10, and the variance of the first m even natural numbers is 16. Compute $m + n$.

Model output: Let σ^2 be the variance of the first n even natural numbers, and τ^2 be the variance of the first n natural numbers. Then, we have $\tau^2 = \frac{n^2 - 1}{12}$ and $\sigma^2 = \frac{m^2 - 1}{3}$. We solve the system of equations:

$$\begin{aligned} \frac{n^2 - 1}{12} &= 10 \\ m^2 - 1 &= 30 \end{aligned}$$

This translates into the system

$$\begin{aligned} n^2 &= 121 \\ m^2 &= 48 + 1 = 49. \end{aligned}$$

Therefore, $n = \boxed{11}$ and $m = \boxed{7}$, so $n + m = \boxed{18}$.

Question: For every $a, b, b \neq a$ prove that

$$\frac{a^2 + b^2}{2} > \left(\frac{a+b}{2}\right)^2.$$

Model output:

$$\begin{aligned} \frac{a^2 + b^2}{2} &> \left(\frac{a+b}{2}\right)^2 \\ \iff \frac{a^2 + b^2}{2} &> \frac{a^2 + b^2 + 2ab}{4} \\ \iff a^2 + b^2 &> \frac{a^2 + b^2 + 2ab}{2} \\ \iff 2a^2 + 2b^2 &> a^2 + b^2 + 2ab \\ \iff a^2 + b^2 &> 2ab \\ \iff a^2 + b^2 - 2ab &> 0 \\ \iff (a - b)^2 &> 0 \end{aligned}$$

which is true, because the square of a real number is positive.

- Dernière expérimentation d'**OpenAI** :
- Outil conversationnel en **langage naturel** qui va produire des **réponses et des textes**, demandées par des commandes écrites dans des langues prises en charge.
- Il sait aussi faire des **maths**...

Exemples

L Différences entre intelligence artificielle et machine Learning en français

L'intelligence artificielle (IA) et le machine learning (apprentissage automatique en français) sont souvent confondus, mais ils ne sont pas exactement la même chose. L'IA est un domaine de la informatique qui vise à créer des ordinateurs qui simulent l'intelligence humaine. Le machine learning, en revanche, est une technique utilisée pour mettre en œuvre l'IA.

Voici quelques différences clés entre l'IA et le machine learning :

- L'IA est une discipline qui vise à créer des ordinateurs capables de simuler l'intelligence humaine, tandis que le machine learning est une technique utilisée pour mettre en œuvre l'IA.
- L'IA peut utiliser différentes techniques pour atteindre ses objectifs, comme le raisonnement symbolique, la logique floue, etc. Le machine learning, en revanche, se base principalement sur l'analyse de données et l'apprentissage automatique.
- L'IA peut être utilisée pour résoudre des problèmes complexes qui nécessitent une grande quantité de données et de calculs, tels que la reconnaissance de la parole ou la traduction automatique. Le machine learning, quant à lui, est utilisé pour automatiser des tâches qui nécessitent de grandes quantités de données et de calculs, mais qui ne nécessitent pas nécessairement une compréhension profonde du domaine.

En résumé, l'IA est un domaine large qui vise à créer des ordinateurs capables de simuler l'intelligence humaine, tandis que le machine learning est une technique utilisée pour mettre en œuvre l'IA en utilisant l'analyse de données et l'apprentissage automatique.

L Démontrer que racine 2 n'est pas un rationnel

L Pour démontrer que la racine carrée de 2 n'est pas un rationnel, nous allons utiliser le fait que tous les nombres rationnels peuvent être écrits sous la forme d'une fraction irréductible, c'est-à-dire une fraction dont le numérateur et le dénominateur ne ont pas de diviseurs communs autres que 1.

Commençons par supposer que la racine carrée de 2 est un rationnel, c'est-à-dire qu'elle peut être écrite sous la forme d'une fraction irréductible a/b , où a et b sont des entiers. Nous savons alors que $a^2 = 2 * b^2$.

Si a et b sont tous les deux pairs, alors a^2 et b^2 sont tous les deux pairs, ce qui signifie que $2 * b^2$ est pair, ce qui signifie que a^2 est pair. Cela signifie que a est pair, ce qui signifie que a et b ont au moins 2 comme diviseur commun, ce qui contredit le fait que la fraction a/b est irréductible.

Si a est pair et b est impair, alors a^2 est pair et b^2 est impair, ce qui signifie que $2 * b^2$ est impair, ce qui signifie que a^2 est impair. Cela signifie que a est impair, ce qui signifie que a et b n'ont aucun diviseur commun, ce qui signifie que la fraction a/b est irréductible, ce qui contredit notre hypothèse initiale selon laquelle la racine carrée de 2 était un rationnel.

Si a est impair et b est pair, cela entraîne les mêmes conclusions que dans le cas où a est pair et b est impair.

Enfin, si a et b sont tous les deux impairs, alors a^2 et b^2 sont tous les deux impairs, ce qui signifie que $2 * b^2$ est pair, ce qui signifie que a^2 est pair. Cela signifie que a est pair, ce qui signifie que a et b ont au moins 2 comme diviseur commun, ce qui contredit le fait que la fraction a/b est irréductible.

En résumé, dans tous les cas, nous arrivons à la conclusion que la fraction a/b ne peut être irréductible, ce qui signifie que la racine carrée de 2 ne peut être un rationnel. Par conséquent, nous avons démontré que la racine carrée de 2 n'est pas un rationnel.

Generative Adversarial Networks (GAN)

- Type de **réseau de neurones** utilisé en apprentissage automatique pour générer de nouvelles données de **manière convaincante**, de manière à ce qu'elles soient difficiles à distinguer des données réelles.
- Nombreuses applications, notamment la **génération d'images**, la **génération de texte** et la création de **contenu vidéo**.

Génération d'image

Generative Adversarial Networks (GAN)

- Type de **réseau de neurones** utilisé en apprentissage automatique pour générer de nouvelles données de **manière convaincante**, de manière à ce qu'elles soient difficiles à distinguer des données réelles.
- Nombreuses applications, notamment la **génération d'images**, la **génération de texte** et la création de **contenu vidéo**.

DALL.E

- “new AI system that can create realistic images and art from a description in natural language”.
- voir <https://openai.com/dall-e-2/>

Exemple <https://www.whichfaceisreal.com/>

Click on the person who is real.



Exemple <https://www.whichfaceisreal.com/>

You are **correct**. The image on the right is real.

[Play again.](#)



Apprentissage statistique ?

Plusieurs "définitions"

1. "... explores way of estimating functional dependency from a given collection of data" [Vapnik, 2000].
2. "...vast set of tools for modelling and understanding complex data" [James et al., 2015]

Apprentissage statistique ?

Plusieurs "définitions"

1. "... explores way of estimating functional dependency from a given collection of data" [Vapnik, 2000].
2. "...vast set of tools for modelling and understanding complex data" [James et al., 2015]

Wikipedia

L'apprentissage automatique (en anglais : machine learning), apprentissage artificiel ou apprentissage statistique est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre à partir de données...

Apprentissage statistique ?

Plusieurs "définitions"

1. "... explores way of estimating functional dependency from a given collection of data" [Vapnik, 2000].
2. "...vast set of tools for modelling and understanding complex data" [James et al., 2015]

Wikipedia

L'apprentissage automatique (en anglais : machine learning), apprentissage artificiel ou apprentissage statistique est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre à partir de données...

⇒ Interface : Mathématiques-statistique/informatique.

Constat

- Le développement des moyens informatiques fait que l'on est confronté à des données de plus en plus complexes.
- Les méthodes traditionnelles se révèlent souvent peu efficaces face à ce type de données.
- Nécessité de proposer des algorithmes/modèles statistiques qui apprennent directement à partir des données.

Un peu d'histoire - voir [Besse, 2018]

Période	Mémoire	Ordre de grandeur
1940-70	Octet	$n = 30, p \leq 10$
1970	kO	$n = 500, p \leq 10$
1980	MO	Machine Learning
1990	GO	Data-Mining
2000	TO	$p > n$, apprentissage statistique
2010	PO	n explose, cloud, cluster...
2013	serveurs	Big data
2017	??	Intelligence artificielle...

Un peu d'histoire - voir [Besse, 2018]

Période	Mémoire	Ordre de grandeur
1940-70	Octet	$n = 30, p \leq 10$
1970	kO	$n = 500, p \leq 10$
1980	MO	Machine Learning
1990	GO	Data-Mining
2000	TO	$p > n$, apprentissage statistique
2010	PO	n explose, cloud, cluster...
2013	serveurs	Big data
2017	??	Intelligence artificielle...

Conclusion

Capacités informatiques \Rightarrow Data Mining \Rightarrow Apprentissage statistique
 \Rightarrow Big Data \Rightarrow Intelligence artificielle...

Approche statistique

Objectif \Rightarrow expliquer

- notion de modèle ;
- retrouver des lois de probabilités ;
- décisions prises à l'aide de tests statistiques, intervalles de confiance.

Approche statistique

Objectif \Rightarrow expliquer

- notion de modèle ;
- retrouver des lois de probabilités ;
- décisions prises à l'aide de tests statistiques, intervalles de confiance.

Exemples

- Tests indépendance/adéquation...
- Modèle linéaire : estimation, sélection de variables, analyse des résidus...
- Régression logistique...
- Séries temporelles...

Objectif \Rightarrow prédire

- notion d'algorithmes de prévision ;
- critères d'erreur de prévision ;
- calibration de paramètres (tuning).

Approche machine learning

Objectif \Rightarrow prédire

- notion d'**algorithmes de prévision** ;
- critères d'**erreur de prévision** ;
- **calibration** de paramètres (tuning).

Exemples

- Algorithmes linéaires (moindres carrés, régularisation, "SVM") ;
- Arbres, réseaux de neurones ;
- **Agrégation** : boosting, bagging (forêts aléatoires) ;
- Deep learning (apprentissage profond).

Statistique vs apprentissage

- Les objectifs **diffèrent** :
 - recherche de **complexité minimale** en statistique \Rightarrow le modèle doit être **interprétable** !
 - **complexité moins importante** en machine learning \Rightarrow on veut "juste bien prédire".

Statistique vs apprentissage

- Les objectifs **different** :
 - recherche de **complexité minimale** en statistique \Rightarrow le modèle doit être **interprétable** !
 - **complexité moins importante** en machine learning \Rightarrow on veut "juste bien prédire".
- Approches néanmoins **complémentaires** :
 - bien expliquer \Rightarrow bien prédire ;
 - "récentes" évolutions d'aide à l'**interprétation des algorithmes** ML \Rightarrow **scores d'importance** des variables...
 - un bon algorithme doit posséder des **bonnes propriétés statistiques** (convergence, biais, variance...).

Statistique vs apprentissage

- Les objectifs **different** :
 - recherche de **complexité minimale** en statistique \Rightarrow le modèle doit être **interprétable** !
 - **complexité moins importante** en machine learning \Rightarrow on veut "juste bien prédire".
- Approches néanmoins **complémentaires** :
 - bien expliquer \Rightarrow bien prédire ;
 - "récentes" évolutions d'aide à l'**interprétation des algorithmes** ML \Rightarrow **scores d'importance** des variables...
 - un bon algorithme doit posséder des **bonnes propriétés statistiques** (convergence, biais, variance...).

Conclusion

Ne **pas dissocier** les deux approches.

Problématiques associées à l'apprentissage

- Apprentissage supervisé : prédire une sortie $y \in \mathcal{Y}$ à partir d'entrées $x \in \mathcal{X}$;
- Apprentissage non supervisé : établir une typologie des observations ;
- Règles d'association : identifier des liens entre différents produits ;
- Systèmes de recommandation : identifier les produits susceptibles d'intéresser des consommateurs.

Problématiques associées à l'apprentissage

- Apprentissage supervisé : prédire une sortie $y \in \mathcal{Y}$ à partir d'entrées $x \in \mathcal{X}$;
- Apprentissage non supervisé : établir une typologie des observations ;
- Règles d'association : identifier des liens entre différents produits ;
- Systèmes de recommandation : identifier les produits susceptibles d'intéresser des consommateurs.

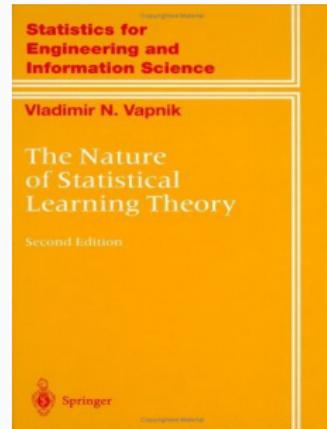
Nombreuses applications

finance, économie, marketing, biologie, médecine...

Théorie de l'apprentissage statistique

Approche mathématique

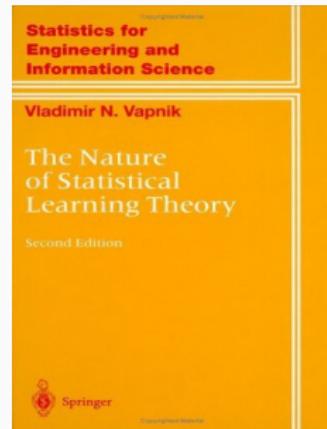
- Ouvrage fondateur : [Vapnik, 2000]



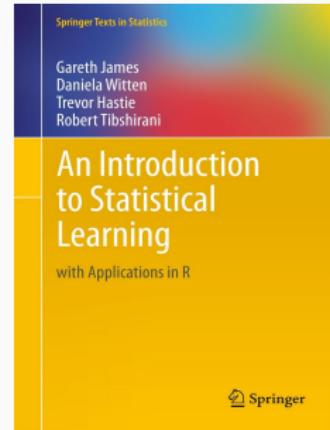
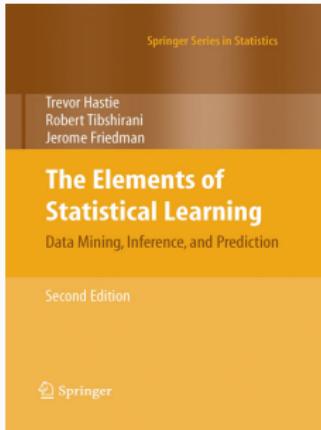
Théorie de l'apprentissage statistique

Approche mathématique

- Ouvrage fondateur : [Vapnik, 2000]
- voir aussi [Bousquet et al., 2003].



The Elements of Statistical Learning [Hastie et al., 2009, James et al., 2015]



- Disponibles (avec jeux de données, codes...) aux url :

<https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/>

<https://www.statlearning.com>

- Page de cours et tutoriels très bien faits sur la **statistique classique et moderne**.
- On pourra notamment regarder les **vignettes** sur la partie **apprentissage** :
 - [Wikistat, 2020a]
 - [Wikistat, 2020b]
 - ...

- Page de cours et tutoriels très bien faits sur la statistique classique et moderne.
- On pourra notamment regarder les vignettes sur la partie apprentissage :
 - [Wikistat, 2020a]
 - [Wikistat, 2020b]
 - ...
- Plusieurs parties de ce cours sont inspirées de ces vignettes.

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Reconnaissance de l'écriture

Apprentissage statistique

Comprendre et apprendre un comportement à partir d'**exemples**.

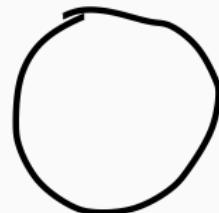
0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
2	2	2	2	2
3	3	3	3	3
4	4	4	4	4
5	5	5	5	5
6	6	6	6	6
7	7	7	7	7
8	8	8	8	8
9	9	9	9	9

Reconnaissance de l'écriture

Apprentissage statistique

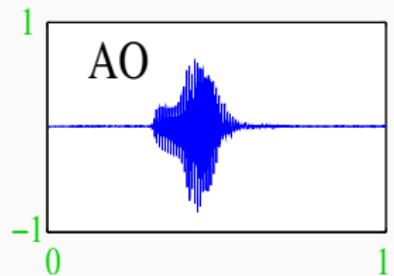
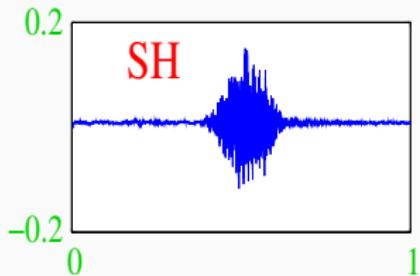
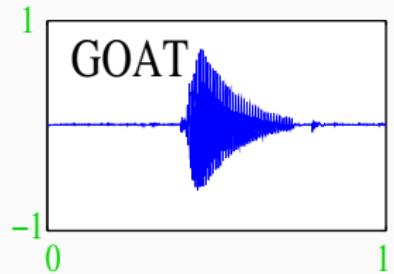
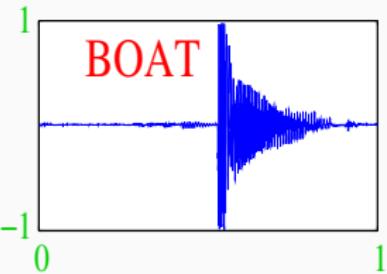
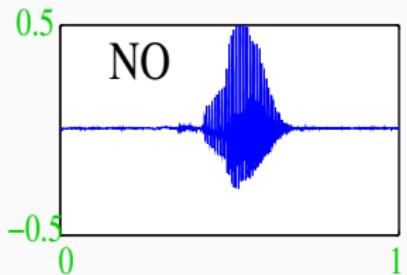
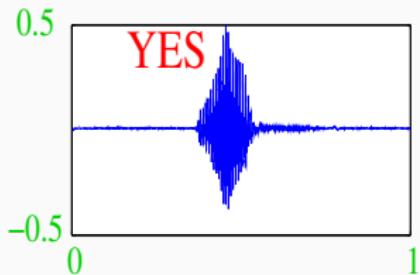
Comprendre et apprendre un comportement à partir d'**exemples**.

0	0	0	0	0
1	1	1	1	1
2	2	2	2	2
3	3	3	3	3
4	4	4	4	4
5	5	5	5	5
6	6	6	6	6
7	7	7	7	7
8	8	8	8	8
9	9	9	9	9

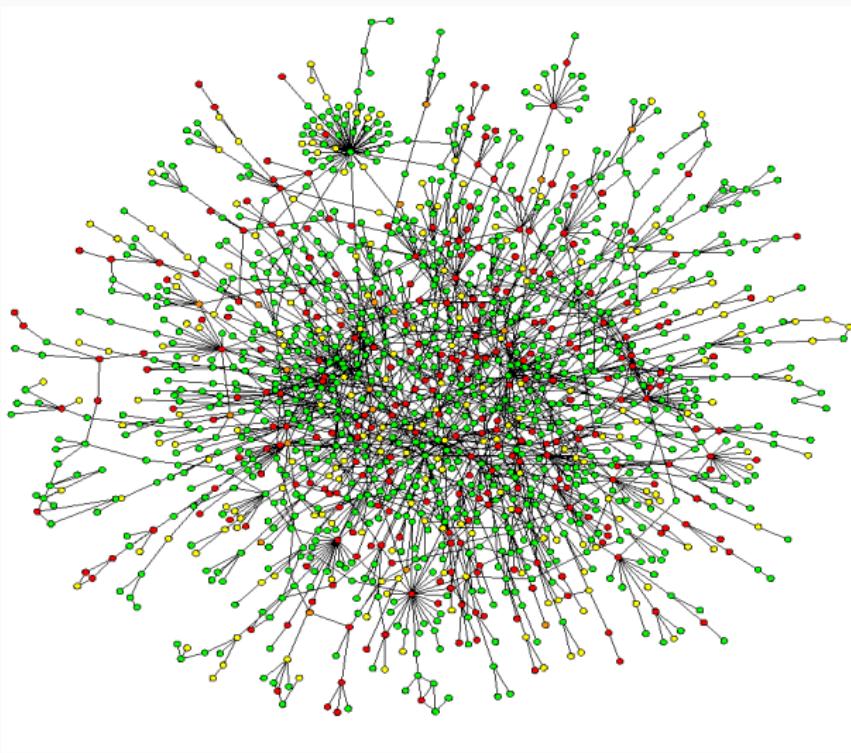


Qu'est-ce qui est écrit ? 0, 1, 2... ?

Reconnaissance de la parole



Apprentissage sur les réseaux



Prévision de pics d'ozone

- On a mesuré pendant 366 jours la **concentration maximale** en ozone (**V4**) ;
- On dispose également d'autres variables météorologiques (température, nébulosité, vent...).

```
> head(Ozone)
##   V1 V2 V3 V4    V5 V6 V7 V8     V9 V10 V11    V12 V13
## 1  1  1  4  3 5480  8 20 NA    NA 5000 -15 30.56 200
## 2  1  2  5  3 5660  6 NA 38    NA    NA -14    NA 300
## 3  1  3  6  3 5710  4 28 40    NA 2693 -25 47.66 250
## 4  1  4  7  5 5700  3 37 45    NA  590 -24 55.04 100
## 5  1  5  1  5 5760  3 51 54 45.32 1450  25 57.02  60
## 6  1  6  2  6 5720  4 69 35 49.64 1568  15 53.78  60
```

Prévision de pics d'ozone

- On a mesuré pendant 366 jours la concentration maximale en ozone (V4) ;
- On dispose également d'autres variables météorologiques (température, nébulosité, vent...).

```
> head(Ozone)
##   V1 V2 V3 V4    V5 V6 V7 V8     V9 V10 V11    V12 V13
## 1  1  1  4  3 5480  8 20 NA    NA 5000 -15 30.56 200
## 2  1  2  5  3 5660  6 NA 38    NA    NA -14    NA 300
## 3  1  3  6  3 5710  4 28 40    NA 2693 -25 47.66 250
## 4  1  4  7  5 5700  3 37 45    NA  590 -24 55.04 100
## 5  1  5  1  5 5760  3 51 54 45.32 1450  25 57.02  60
## 6  1  6  2  6 5720  4 69 35 49.64 1568  15 53.78  60
```

Question

Peut-on prédire la concentration maximale en ozone du lendemain à partir des prévisions météorologiques ?

Détection de spam

- Sur 4 601 mails, on a pu identifier **1813 spams**.
- On a également mesuré sur chacun de ces mails la présence ou absence de **57 mots**.

```
> spam %>% select(c(1:8,58)) %>% head()  
##   make address all num3d our over remove internet type  
## 1 0.00    0.64 0.64    0 0.32 0.00  0.00    0.00 spam  
## 2 0.21    0.28 0.50    0 0.14 0.28  0.21    0.07 spam  
## 3 0.06    0.00 0.71    0 1.23 0.19  0.19    0.12 spam  
## 4 0.00    0.00 0.00    0 0.63 0.00  0.31    0.63 spam  
## 5 0.00    0.00 0.00    0 0.63 0.00  0.31    0.63 spam  
## 6 0.00    0.00 0.00    0 1.85 0.00  0.00    1.85 spam
```

Détection de spam

- Sur 4 601 mails, on a pu identifier **1813 spams**.
- On a également mesuré sur chacun de ces mails la présence ou absence de **57 mots**.

```
> spam %>% select(c(1:8,58)) %>% head()  
##   make address all num3d our over remove internet type  
## 1 0.00    0.64 0.64    0 0.32 0.00  0.00    0.00 spam  
## 2 0.21    0.28 0.50    0 0.14 0.28  0.21    0.07 spam  
## 3 0.06    0.00 0.71    0 1.23 0.19  0.19    0.12 spam  
## 4 0.00    0.00 0.00    0 0.63 0.00  0.31    0.63 spam  
## 5 0.00    0.00 0.00    0 0.63 0.00  0.31    0.63 spam  
## 6 0.00    0.00 0.00    0 1.85 0.00  0.00    1.85 spam
```

Question

Peut-on construire à partir de ces données une méthode de **détection automatique** de spam ?

Risques et algorithmes de prévision

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Régression vs classification

- Données de type **entrée-sortie** : $d_n = (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ où $x_i \in \mathcal{X}$ représente l'entrée et $y_i \in \mathcal{Y}$ la sortie.

Objectifs

1. Expliquer le(s) mécanisme(s) liant les entrée x_i aux sorties y_i ;
2. Prédire « au mieux » la sortie y associée à une nouvelle entrée $x \in \mathcal{X}$.

Régression vs classification

- Données de type **entrée-sortie** : $d_n = (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ où $x_i \in \mathcal{X}$ représente l'entrée et $y_i \in \mathcal{Y}$ la sortie.

Objectifs

1. Expliquer le(s) mécanisme(s) liant les entrée x_i aux sorties y_i ;
2. Prédire « au mieux » la sortie y associée à une nouvelle entrée $x \in \mathcal{X}$.

Vocabulaire

- Lorsque la variable à expliquer est quantitative ($\mathcal{Y} \subseteq \mathbb{R}$), on parle de **régression**.
- Lorsqu'elle est qualitative ($\text{Card}(\mathcal{Y})$ fini), on parle de **classification supervisée**.

Exemples

- La plupart des problèmes présentés précédemment peuvent être appréhendés dans un contexte d'**apprentissage supervisé** : on cherche à expliquer une sortie y par des entrées x :

y_i	x_i	
Chiffre	image	Classification
Mot	courbe	Classification
Spam	présence/absence de mots	Classification
C. en O_3	données météo.	Régression

Exemples

- La plupart des problèmes présentés précédemment peuvent être appréhendés dans un contexte d'**apprentissage supervisé** : on cherche à expliquer une sortie y par des entrées x :

y_i	x_i	
Chiffre	image	Classification
Mot	courbe	Classification
Spam	présence/absence de mots	Classification
C. en O_3	données météo.	Régression

Remarque

La nature des variables associées aux entrées x_i est variée (quanti, quali, fonctionnelle...).

Un début de formalisation mathématique

- Etant données des observations $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ on cherche à expliquer/prédire les sorties $y_i \in \mathcal{Y}$ à partir des entrées $x_i \in \mathcal{X}$.

Un début de formalisation mathématique

- Etant données des observations $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ on cherche à expliquer/prédire les sorties $y_i \in \mathcal{Y}$ à partir des entrées $x_i \in \mathcal{X}$.
- Il s'agit donc de trouver une fonction de prévision $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ telle que

$$f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n.$$

Un début de formalisation mathématique

- Etant données des observations $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ on cherche à expliquer/prédire les sorties $y_i \in \mathcal{Y}$ à partir des entrées $x_i \in \mathcal{X}$.
- Il s'agit donc de trouver une fonction de prévision $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ telle que

$$f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n.$$

- Nécessité de se donner un critère qui permette de mesurer la qualité des fonctions de prévision f .

Un début de formalisation mathématique

- Etant données des observations $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ on cherche à expliquer/prédire les sorties $y_i \in \mathcal{Y}$ à partir des entrées $x_i \in \mathcal{X}$.
- Il s'agit donc de trouver une fonction de prévision $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ telle que

$$f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n.$$

- Nécessité de se donner un critère qui permette de mesurer la qualité des fonctions de prévision f .
- Le plus souvent, on utilise une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$ telle que

$$\begin{cases} \ell(y, y') = 0 & \text{si } y = y' \\ \ell(y, y') > 0 & \text{si } y \neq y'. \end{cases}$$

Vision statistique

- On suppose que les données $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ sont des réalisations d'un n -échantillon $\mathcal{D}_n = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\}$ de loi inconnue.
- Les X_i sont des variables aléatoires à valeurs dans \mathcal{X} , les Y_i dans \mathcal{Y} .
- Le plus souvent on supposera que les couples (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$ sont i.i.d de loi (inconnue) \mathbf{P} .

Vision statistique

- On suppose que les données $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ sont des réalisations d'un n -échantillon $\mathcal{D}_n = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\}$ de loi inconnue.
- Les X_i sont des variables aléatoires à valeurs dans \mathcal{X} , les Y_i dans \mathcal{Y} .
- Le plus souvent on supposera que les couples (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$ sont i.i.d de loi (inconnue) \mathbf{P} .

Performance d'une fonction de prévision

- Etant donné une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$, la performance d'une fonction de prévision $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ est mesurée par

$$\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))]$$

où (X, Y) est indépendant des (X_i, Y_i) et de même loi P .

Vision statistique

- On suppose que les données $d_n = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ sont des réalisations d'un n -échantillon $\mathcal{D}_n = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\}$ de loi inconnue.
- Les X_i sont des variables aléatoires à valeurs dans \mathcal{X} , les Y_i dans \mathcal{Y} .
- Le plus souvent on supposera que les couples (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$ sont i.i.d de loi (inconnue) \mathbf{P} .

Performance d'une fonction de prévision

- Etant donné une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$, la performance d'une fonction de prévision $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ est mesurée par

$$\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))]$$

où (X, Y) est indépendant des (X_i, Y_i) et de même loi P .

- $\mathcal{R}(f)$ est appelé risque ou erreur de généralisation de f .

Fonction de prévision optimale

- $\mathcal{R}(f) \implies$ "Erreur moyenne" de f par rapport à la loi des données.
- Idée : trouver f qui a la plus petite erreur.

Fonction de prévision optimale

- $\mathcal{R}(f) \implies$ "Erreur moyenne" de f par rapport à la loi des données.
- Idée : trouver f qui a la plus petite erreur.

Aspect théorique

- Pour une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$ donnée, le problème théorique consiste à trouver

$$f^* \in \operatorname{argmin}_f \mathcal{R}(f) \iff \mathcal{R}(f^*) \leq \mathcal{R}(f) \quad \forall f$$

- Une telle fonction f^* (si elle existe) est appelée fonction de prévision optimale pour la perte ℓ .

Aspect pratique

- La fonction de prévision optimale f^* dépend le plus souvent de la loi \mathbf{P} des (X, Y) qui est en pratique **inconnue**.

Aspect pratique

- La fonction de prévision optimale f^* dépend le plus souvent de la loi \mathbf{P} des (X, Y) qui est en pratique **inconnue**.
- Le job du statisticien est de trouver un **estimateur** $f_n = f_n(., \mathcal{D}_n)$ tel que $\mathcal{R}(f_n) \approx \mathcal{R}(f^*)$.

Aspect pratique

- La fonction de prévision optimale f^* dépend le plus souvent de la loi \mathbf{P} des (X, Y) qui est en pratique **inconnue**.
- Le job du statisticien est de trouver un **estimateur** $f_n = f_n(., \mathcal{D}_n)$ tel que $\mathcal{R}(f_n) \approx \mathcal{R}(f^*)$.

Définition

Un **algorithme de prévision** est représenté par une suite $(f_n)_n$ d'applications (mesurables) telles que pour $n \geq 1$,
 $f_n : \mathcal{X} \times (\mathcal{X} \times \mathcal{Y})^n \rightarrow \mathcal{Y}$.

Propriétés statistiques d'un algorithme

- 1 un **algorithme** : 1 **estimateur** $f_n(\cdot) = f_n(\cdot, \mathcal{D}_n)$ de f^* .

Propriétés statistiques d'un algorithme

- 1 un **algorithme** : 1 **estimateur** $f_n(\cdot) = f_n(\cdot, \mathcal{D}_n)$ de f^* .

Propriétés statistiques

- **Biais** : $\mathbf{E}[f_n(x)] - f^*(x) \implies$ prévisions "en moyenne" ;
- **Variance** : $\mathbf{V}[f_n(x)] \implies$ stabilité des prévisions ;
- **Consistance** : $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathcal{R}(f_n) = \mathcal{R}(f^*) \implies$ précision quand n augmente ;
- ...

Risques et algorithmes de prévision

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

- Algorithme **simple** qui permet de répondre à des problèmes de **régression** et de **classification**.

- Algorithme **simple** qui permet de répondre à des problèmes de **régression** et de **classification**.
- Approche **non paramétrique** basée sur des **moyennes locales**.

- Algorithme **simple** qui permet de répondre à des problèmes de **régression** et de **classification**.
- Approche **non paramétrique** basée sur des **moyennes locales**.

Idée

Estimer la fonction inconnue au point x par une **moyenne** des y_i tels que x_i est **proche** de x .

kppv en régression

- $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ avec $x_i \in \mathbb{R}^d$ et $y_i \in \mathbb{R}$.

Définition

Soit $k \leq n$. L'estimateur des **k plus proches voisins** de $m^*(x)$ est défini par

$$m_{n,k}(x) = \frac{1}{k} \sum_{i \in \text{kppv}(x)} y_i$$

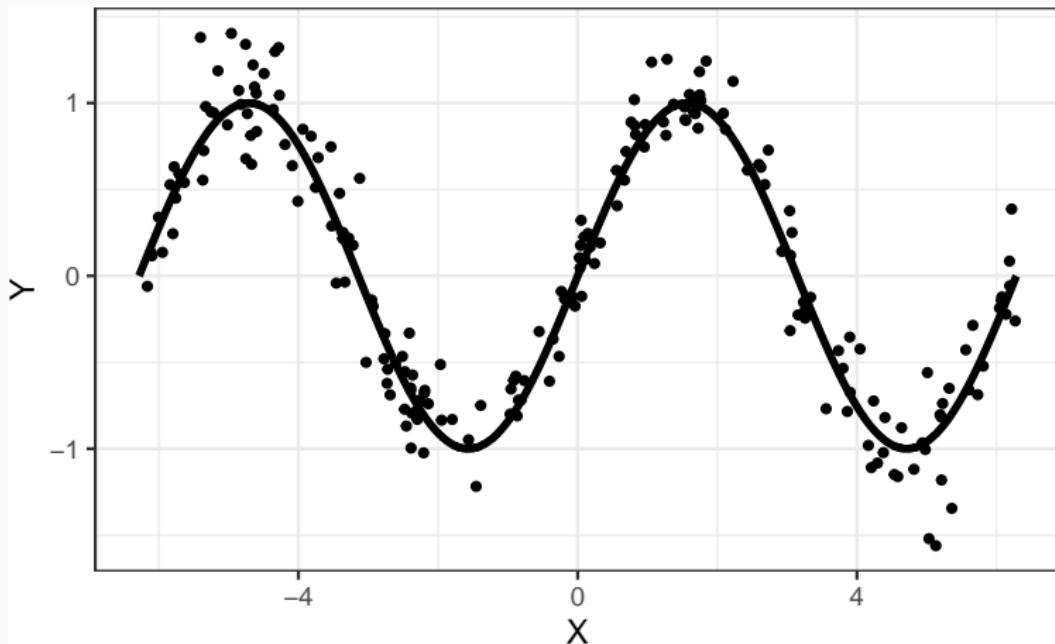
avec

$$\text{kppv}(x) = \{i \leq n : \|x - x_i\| \leq \|x - x_{(k)}\|\}$$

et $\|x - x_{(k)}\|$ la k^{e} plus petite valeur parmi $\{\|x - x_1\|, \dots, \|x - x_n\|\}$.

Exemple

- On veut estimer la fonction sinus à partir du nuage de points

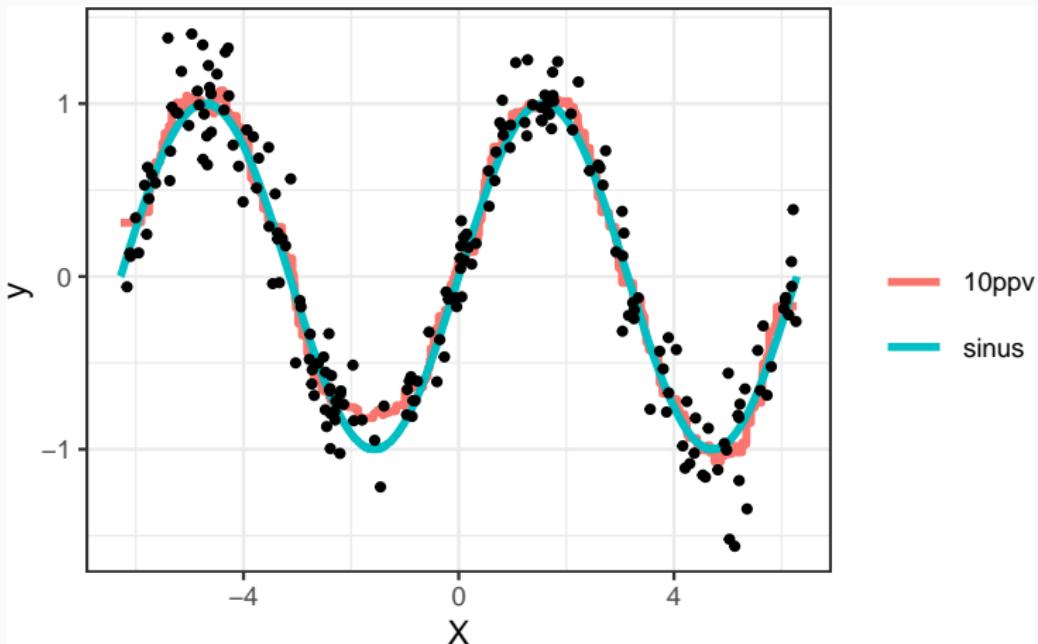


- La fonction `kknn` du package `kknn` permet d'entrainer l'algorithme des kppv

```
> library(kknn)
> knn10 <- kknn(Y~, train=nuage.sinus, test=grille.sinus,
+                   k=10, kernel="rectangular")
```

- La fonction `kknn` du package `kknn` permet d'entrainer l'algorithme des kppv

```
> library(kknn)
> knn10 <- kknn(Y~, train=nuage.sinus, test=grille.sinus,
+                   k=10, kernel="rectangular")
```



kppv en classification binaire

- $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ avec $x_i \in \mathbb{R}^d$ et $y_i \in \{0, 1\}$.

Définition

Soit $k \leq n$. L'algorithme des ***k* plus proches voisins** est défini par

$$g_{n,k}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i \in \text{kppv}(x)} \mathbf{1}_{y_i=1} \geq \sum_{i \in \text{kppv}(x)} \mathbf{1}_{y_i=0} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

pour la prévision des **groupes**

kppv en classification binaire

- $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ avec $x_i \in \mathbb{R}^d$ et $y_i \in \{0, 1\}$.

Définition

Soit $k \leq n$. L'algorithme des ***k* plus proches voisins** est défini par

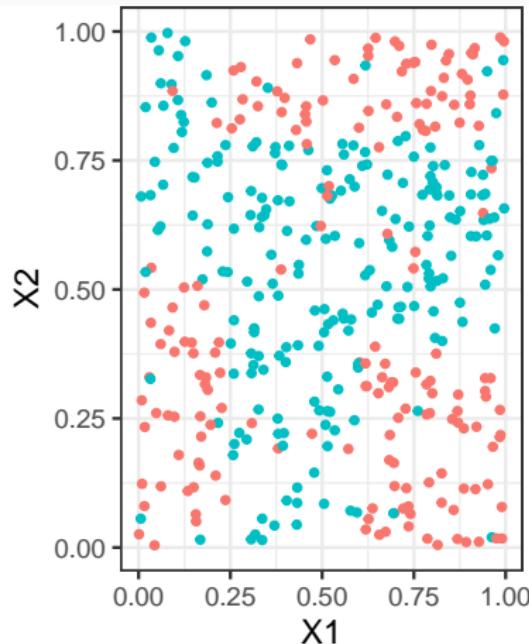
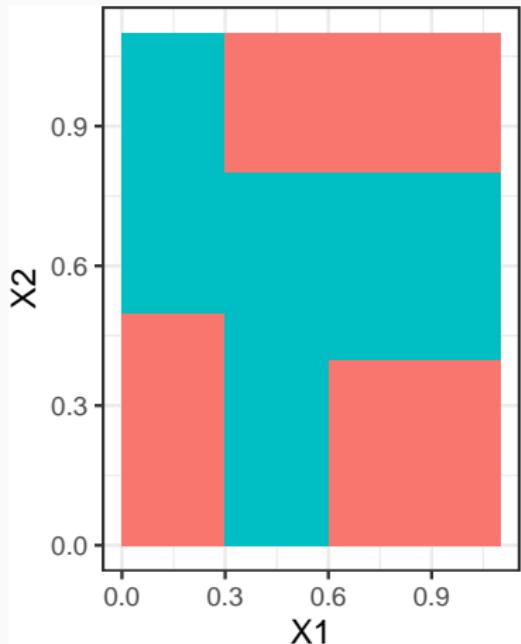
$$g_{n,k}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i \in \text{kppv}(x)} \mathbf{1}_{y_i=1} \geq \sum_{i \in \text{kppv}(x)} \mathbf{1}_{y_i=0} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

pour la prévision des **groupes** et par

$$S_{n,k}(x) = \frac{1}{|\text{kppv}(x)|} \sum_{i \in \text{kppv}(x)} \mathbf{1}_{y_i=1}$$

pour la prévision de la **probabilité** $\mathbf{P}(Y = 1 | X = x)$.

Exemple

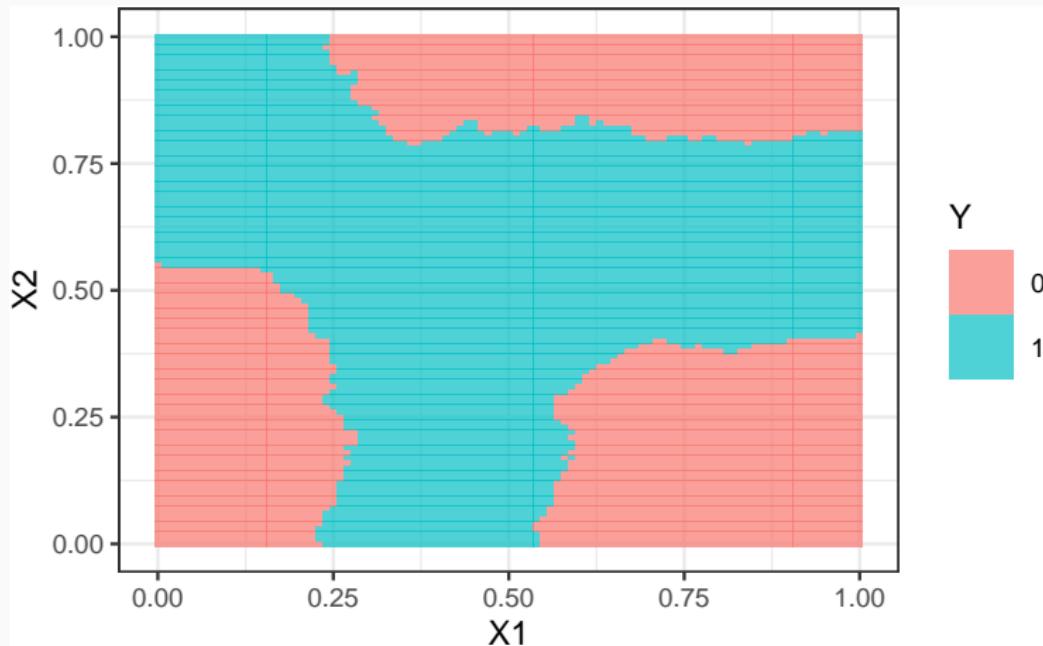


- La fonction `kknn` du package `kknn` permet d'entrainer l'algorithme des kppv

```
> prev <- kknn(Y~, train=ex.classif2D, test=px, k=25,  
+                 kernel="rectangular")$fitted.values
```

- La fonction `kknn` du package `kknn` permet d'entrainer l'algorithme des kppv

```
> prev <- kknn(Y~.,train=ex.classif2D,test=px,k=25,  
+                 kernel="rectangular")$fitted.values
```



Risques et algorithmes de prévision

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Choix de la fonction de perte

- Le cadre mathématique développé précédemment sous-entend qu'une fonction est **performante** (voire **optimale**) vis-à-vis d'un **critère** (représenté par la **fonction de perte** ℓ)).
- Un algorithme de prévision performant pour un critère ne sera **pas forcément performant pour un autre**.

Choix de la fonction de perte

- Le cadre mathématique développé précédemment sous-entend qu'une fonction est **performante** (voire **optimale**) vis-à-vis d'un **critère** (représenté par la **fonction de perte ℓ**)).
- Un algorithme de prévision performant pour un critère ne sera **pas forcément performant pour un autre**.

Conséquence pratique

Avant de s'attacher à construire un algorithme de prévision, il est **capital** de savoir **mesurer la performance** d'un algorithme de prévision.

- Une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \tilde{\mathcal{Y}} \rightarrow \mathbb{R}^+$ dépend de l'espace des observations \mathcal{Y} et de celui des prévisions $\tilde{\mathcal{Y}}$.

- Une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \tilde{\mathcal{Y}} \rightarrow \mathbb{R}^+$ dépend de l'espace des observations \mathcal{Y} et de celui des prévisions $\tilde{\mathcal{Y}}$.
- On distingue 3 catégories de fonction de perte en fonction de ces espaces :
 1. Prévisions numériques : problème de régression où on cherche à prédire la valeur de $Y : \ell : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$;

- Une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \tilde{\mathcal{Y}} \rightarrow \mathbb{R}^+$ dépend de l'espace des observations \mathcal{Y} et de celui des prévisions $\tilde{\mathcal{Y}}$.
- On distingue 3 catégories de fonction de perte en fonction de ces espaces :
 1. Prévisions numériques : problème de régression où on cherche à prédire la valeur de $Y : \ell : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$;
 2. Prévision de groupes : problème de classification où on veut prédire un label $\ell : \ell : \{1, \dots, K\} \times \{1, \dots, K\} \rightarrow \mathbb{R}^+$;

- Une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \tilde{\mathcal{Y}} \rightarrow \mathbb{R}^+$ dépend de l'espace des observations \mathcal{Y} et de celui des prévisions $\tilde{\mathcal{Y}}$.
- On distingue 3 catégories de fonction de perte en fonction de ces espaces :
 1. Prévisions numériques : problème de régression où on cherche à prédire la valeur de $Y : \ell : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$;
 2. Prévision de groupes : problème de classification où on veut prédire un label : $\ell : \{1, \dots, K\} \times \{1, \dots, K\} \rightarrow \mathbb{R}^+$;
 3. Prévision de probabilités : problème de classification où on veut prédire les probabilités $\mathbf{P}(Y = k | X = x) : \ell : \{1, \dots, K\} \times \mathbb{R}^K \rightarrow \mathbb{R}^+$.

Régression

- $\mathcal{Y} = \mathbb{R}$, une prévision = un réel $\implies m : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$;

Régression

- $\mathcal{Y} = \mathbb{R}$, une prévision = un réel $\implies m : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$;
- Une perte = une **distance** entre deux nombres, par exemple la **perte quadratique** :

$$\ell : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$(y, y') \mapsto (y - y')^2$$

- Le **risque** (**risque quadratique**) est alors donné par

$$\mathcal{R}(m) = \mathbf{E}[(Y - m(X))^2]$$

Régression

- $\mathcal{Y} = \mathbb{R}$, une prévision = un réel $\implies m : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$;
- Une perte = une **distance** entre deux nombres, par exemple la **perte quadratique** :

$$\ell : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$(y, y') \mapsto (y - y')^2$$

- Le **risque** (**risque quadratique**) est alors donné par

$$\mathcal{R}(m) = \mathbf{E}[(Y - m(X))^2]$$

- et la **fonction optimale** (**inconnue**), appelée **fonction de régression**, par

$$m^*(x) = \mathbf{E}[Y|X = x].$$

Classification

- $\mathcal{Y} = \{1, \dots, K\}$, une prévision = un **groupe** $\Rightarrow g : \mathcal{X} \rightarrow \{1, \dots, K\}$;
- Une perte = 1 **coût** pour une mauvaise prévision, par exemple la **perte indicatrice**

$$\begin{aligned}\ell : \{1, \dots, K\} \times \{1, \dots, K\} &\rightarrow \mathbb{R}^+ \\ (y, y') &\mapsto \mathbf{1}_{y \neq y'}\end{aligned}$$

- Le **risque** (**erreur de classification**) est alors donné par

$$\mathcal{R}(g) = \mathbf{E}[\mathbf{1}_{g(X) \neq Y}] = \mathbf{P}(g(X) \neq Y).$$

- et la **fonction optimale** (**inconnue**), appelée **règle de Bayes**, par

$$g^*(x) = \operatorname{argmax}_k \mathbf{P}(Y = k | X = x).$$

Classification binaire

- $\mathcal{Y} = \{-1, 1\}$, une prévision = un **groupe** $\Rightarrow g : \mathcal{X} \rightarrow \{-1, 1\}$.
- Ce cadre permet une **analyse plus fine** des différents types d'erreur.

Classification binaire

- $\mathcal{Y} = \{-1, 1\}$, une prévision = un **groupe** $\Rightarrow g : \mathcal{X} \rightarrow \{-1, 1\}$.
- Ce cadre permet une **analyse plus fine** des différents types d'erreur.
- En effet, seules **4 situations** peuvent se produire

	$g(x) = -1$	$g(x) = 1$
$y = -1$	VN	FP
$y = 1$	FN	VP

- On peut les quantifier en terme de **probabilités**.

Pour aller plus vite

Erreurs binaires

- Spécificité \implies bien prédire les négatifs :

$$\text{sp}(g) = \mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = -1),$$

- Sensibilité \implies bien prédire les positifs :

$$\text{se}(g) = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1),$$

- Taux de faux négatifs \implies prédire négatif à tort :

$$\text{fn}(g) = \mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = 1),$$

- Taux de faux positifs \implies prédire positif à tort :

$$\text{fp}(g) = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = -1).$$

Erreurs binaires

- Spécificité \implies bien prédire les négatifs :

$$\text{sp}(g) = \mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = -1),$$

- Sensibilité \implies bien prédire les positifs :

$$\text{se}(g) = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1),$$

- Taux de faux négatifs \implies prédire négatif à tort :

$$\text{fn}(g) = \mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = 1),$$

- Taux de faux positifs \implies prédire positif à tort :

$$\text{fp}(g) = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = -1).$$

Critères binaires

De nombreux critères s'obtiennent en combinant ces probabilités :

$$\text{EC}(g) = \mathbf{P}(g(X) \neq Y) = \text{fp}(g)\mathbf{P}(Y = -1) + \text{fn}(g)\mathbf{P}(Y = 1).$$

Quelques critères binaires

- Balanced Accuracy :

$$\frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = -1) + \frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1) = \frac{1}{2}(\text{se}(g) + \text{sp}(g)).$$

Quelques critères binaires

- Balanced Accuracy :

$$\frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = -1) + \frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1) = \frac{1}{2}(\text{se}(g) + \text{sp}(g)).$$

- F_1 -score :

$$2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}},$$

avec

$$\text{Precision} = \mathbf{P}(Y = 1 | g(X) = 1) \quad \text{et} \quad \text{Recall} = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1).$$

- Kappa de Cohen...

Quelques critères binaires

- Balanced Accuracy :

$$\frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = -1 | Y = -1) + \frac{1}{2}\mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1) = \frac{1}{2}(\text{se}(g) + \text{sp}(g)).$$

- F_1 -score :

$$2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}},$$

avec

$$\text{Precision} = \mathbf{P}(Y = 1 | g(X) = 1) \quad \text{et} \quad \text{Recall} = \mathbf{P}(g(X) = 1 | Y = 1).$$

- Kappa de Cohen...

Remarque

Mieux adapté que l'erreur de classification au cas de données déséquilibrées.

Classification (pour des probabilités)

- $\mathcal{Y} = \{1, \dots, K\}$, une prévision = $K - 1$ probabilités
 $p_k(x) = \mathbf{P}(Y = k | X = x), k = 1, \dots, K - 1.$

Classification (pour des probabilités)

- $\mathcal{Y} = \{1, \dots, K\}$, une prévision = $K - 1$ probabilités
 $p_k(x) = \mathbf{P}(Y = k | X = x), k = 1, \dots, K - 1.$
- Les fonctions de perte sont généralement définies comme généralisation de pertes spécifiques au problème de **classification binaire**.

Classification (pour des probabilités)

- $\mathcal{Y} = \{1, \dots, K\}$, une prévision = $K - 1$ probabilités
 $p_k(x) = \mathbf{P}(Y = k | X = x), k = 1, \dots, K - 1.$
- Les fonctions de perte sont généralement définies comme généralisation de pertes spécifiques au problème de **classification binaire**.
- **Classification binaire** avec $\mathcal{Y} = \{-1, 1\}$ et $S : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$
($S(x) = \mathbf{P}(Y = 1 | X = x)$ ou une transformation bijective de cette probabilité) \implies fonction de **score**.

Fonction de score

- Objectif d'un score : ordonner



Fonction de score

- Objectif d'un score : ordonner



- avant (d'éventuellement) classer en fixant un seuil $s \in \mathbb{R}$:

$$g_s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(x) > s \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Fonction de score

- Objectif d'un score : ordonner



- avant (d'éventuellement) classer en fixant un seuil $s \in \mathbb{R}$:

$$g_s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(x) > s \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- Pour un seuil s donné, on a les erreurs (FP et FN)

$$\alpha(s) = \mathbf{P}(S(X) > s | Y = -1) = 1 - \text{sp}(s)$$

et

$$\beta(s) = \mathbf{P}(S(X) \leq s | Y = 1) = 1 - \text{se}(s).$$

Courbe ROC

- **Idée** : s'affranchir du choix de s en visualisant les erreurs $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sur un graphe 2D pour toutes les valeurs de s .

Courbe ROC

- **Idée** : s'affranchir du choix de s en visualisant les erreurs $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sur un graphe 2D pour toutes les valeurs de s .

Définition

La **courbe ROC** de S est la courbe paramétrée par les valeurs de seuil s dont les abscisses et ordonnées sont définies par

$$\begin{cases} x(s) = \mathbf{P}(S(X) > s | Y = -1) = \alpha(s) \\ y(s) = \mathbf{P}(S(X) > s | Y = 1) = 1 - \beta(s). \end{cases}$$

Courbe ROC

- **Idée** : s'affranchir du choix de s en visualisant les erreurs $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sur un graphe 2D pour toutes les valeurs de s .

Définition

La **courbe ROC** de S est la courbe paramétrée par les valeurs de seuil s dont les abscisses et ordonnées sont définies par

$$\begin{cases} x(s) = \mathbf{P}(S(X) > s | Y = -1) = \alpha(s) \\ y(s) = \mathbf{P}(S(X) > s | Y = 1) = 1 - \beta(s). \end{cases}$$

Visualisation

- **Abscisses** : les faux positifs ou la spécificité ;
- **Ordonnées** : les faux négatifs ou la sensibilité.

Analyse de la courbe ROC

- Une proba est entre 0 et 1 \implies ROC vit dans le carré $[0, 1]^2$.

Analyse de la courbe ROC

- Une proba est entre 0 et 1 \implies ROC vit dans le carré $[0, 1]^2$.
- $x(-\infty) = y(-\infty) = 1$ et $x(+\infty) = y(+\infty) = 0 \implies$ ROC part du point $(1, 1)$ pour arriver en $(0, 0)$.

Analyse de la courbe ROC

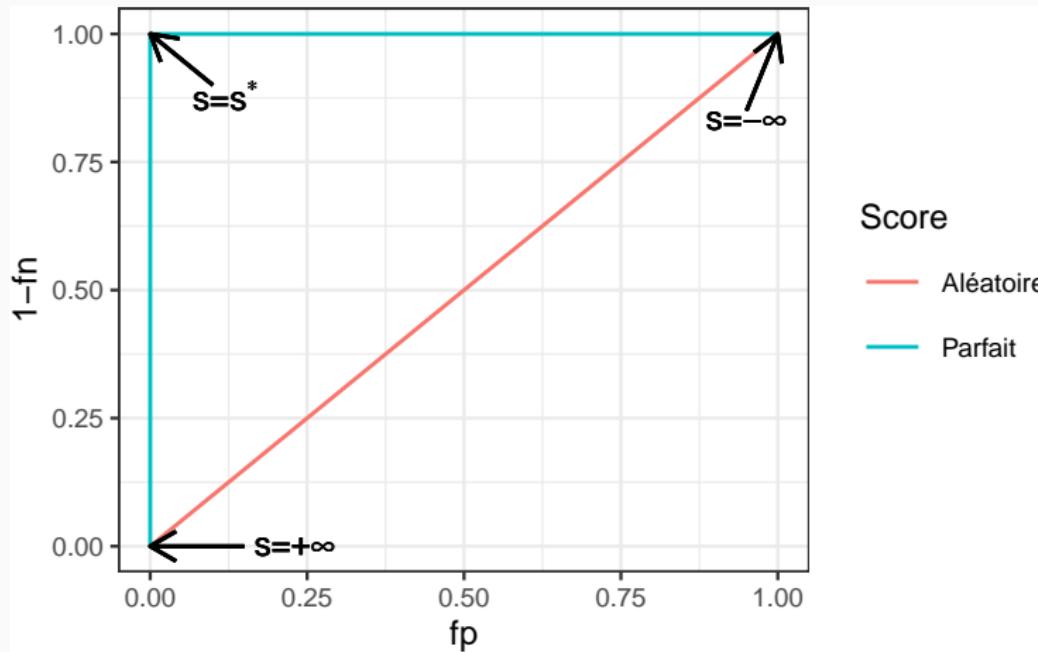
- Une proba est entre 0 et 1 \implies ROC vit dans le carré $[0, 1]^2$.
- $x(-\infty) = y(-\infty) = 1$ et $x(+\infty) = y(+\infty) = 0 \implies$ ROC part du point $(1, 1)$ pour arriver en $(0, 0)$.
- **ROC parfaite** : il existe s^* tel que $\alpha(s^*) = \beta(s^*) = 0 \implies$ ROC est définie par l'union des segments

$$[(1, 1); (0, 1)] \quad \text{et} \quad [(0, 1); (0, 0)].$$

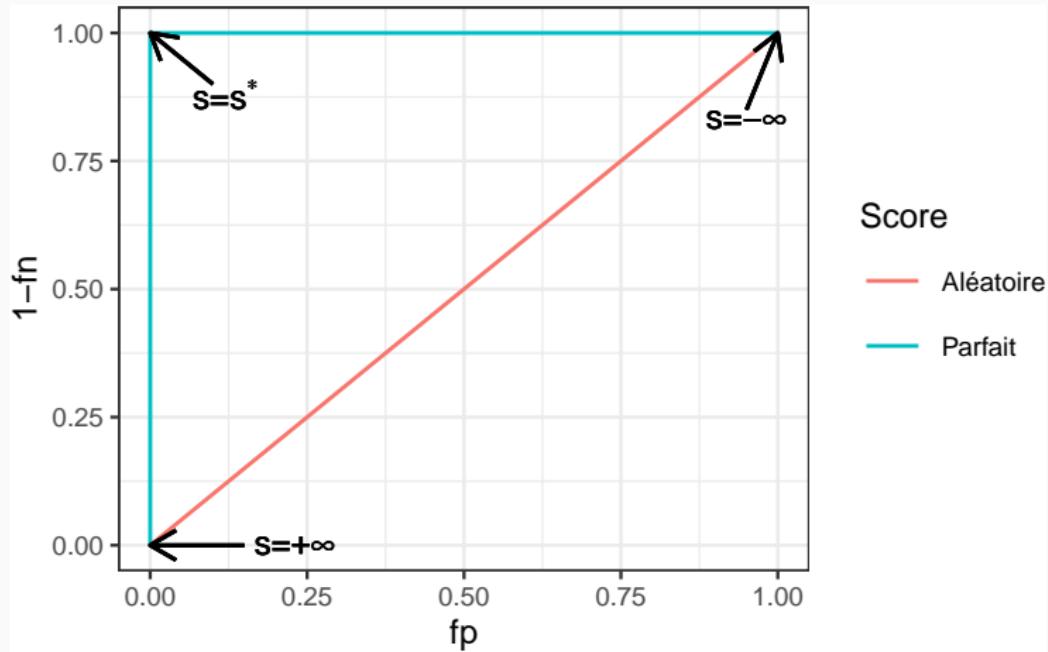
Analyse de la courbe ROC

- Une proba est entre 0 et 1 \implies ROC vit dans le carré $[0, 1]^2$.
- $x(-\infty) = y(-\infty) = 1$ et $x(+\infty) = y(+\infty) = 0 \implies$ ROC part du point $(1, 1)$ pour arriver en $(0, 0)$.
- **ROC parfaite** : il existe s^* tel que $\alpha(s^*) = \beta(s^*) = 0 \implies$ ROC est définie par l'union des segments
$$[(1, 1); (0, 1)] \quad \text{et} \quad [(0, 1); (0, 0)].$$
- **Mauvaise ROC** : $S(X)$ et Y sont indépendantes $\implies x(s) = y(s)$ pour tout $s \in \mathbb{R}$ et ROC correspond à la première bissectrice.

Visualisation

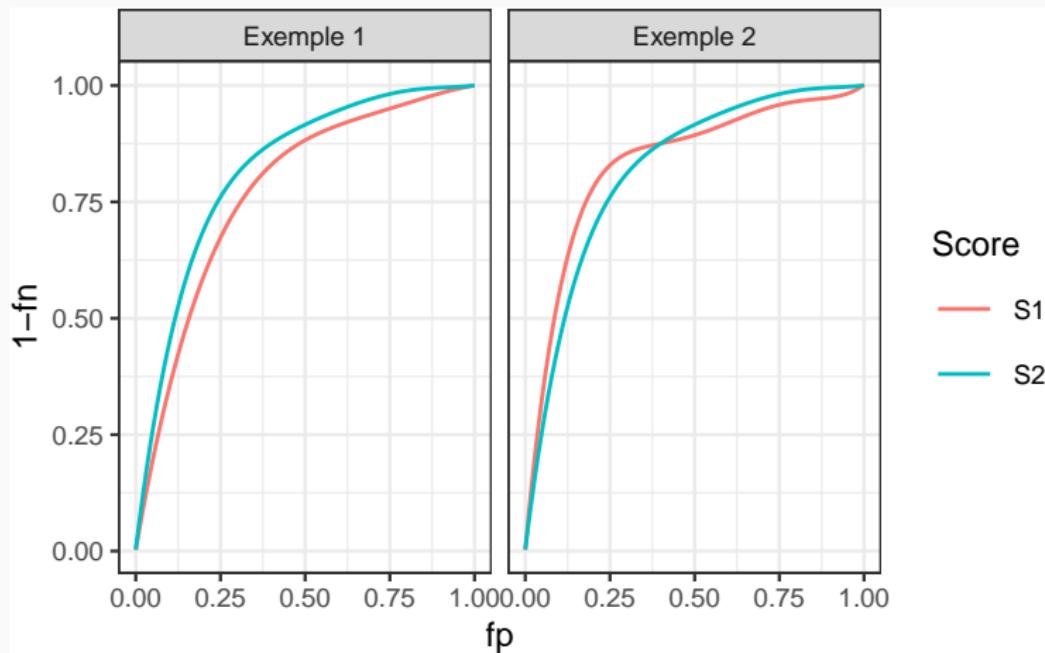


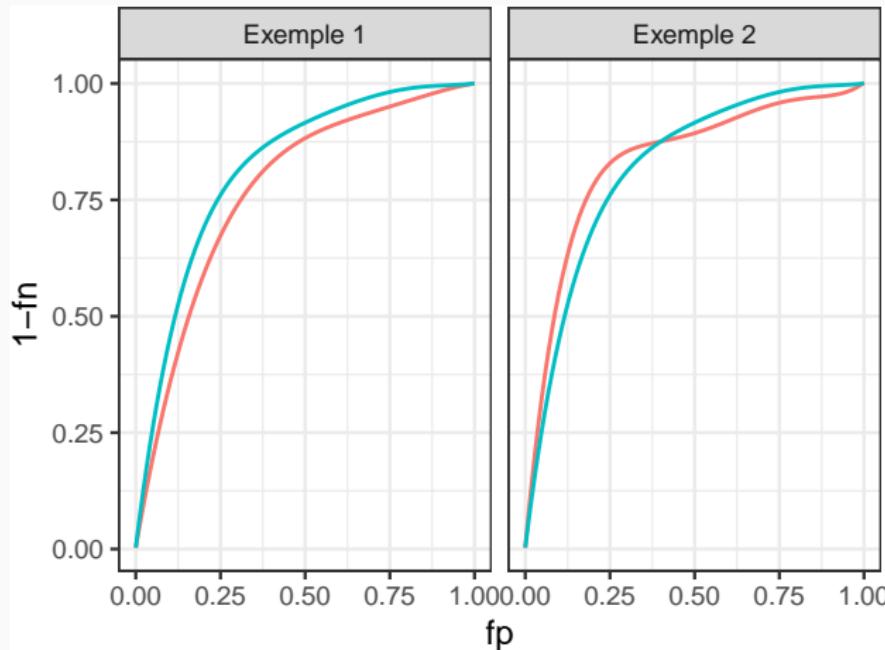
Visualisation



Interprétation

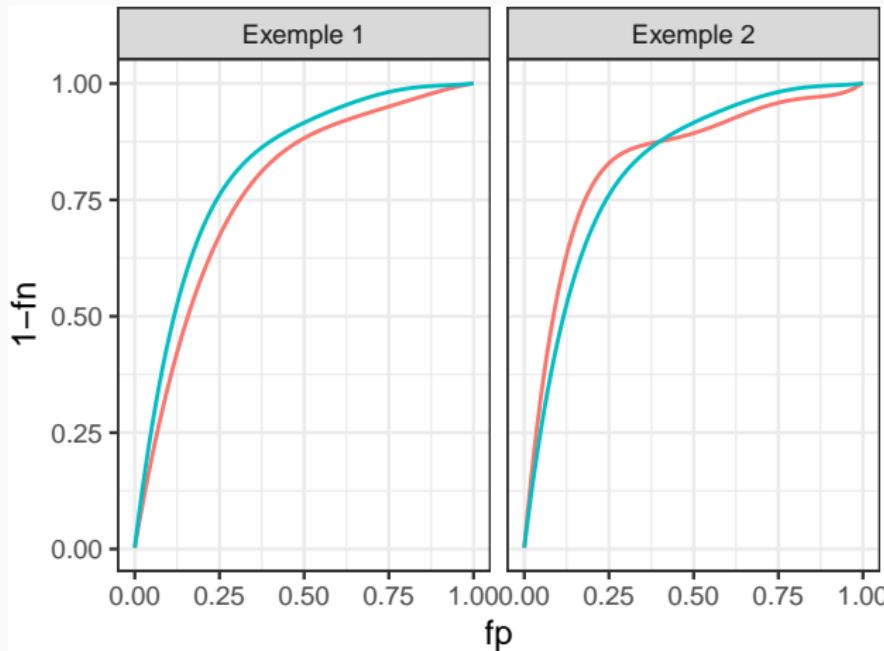
On évalue la **performance d'un score** par sa **capacité à se rapprocher** le plus vite possible de la droite $y = 1$.





Comparaison

- Exemple 1 : S2 meilleur que S1.
- Exemple 2 : il y a débat...



Comparaison

- Exemple 1 : S2 meilleur que S1.
- Exemple 2 : il y a débat...
- Idée : utiliser l'aire sous la courbe.

AUC

Définition

On appelle AUC l'aire sous la courbe ROC de S .

Propriété

- $0.5 \leq \text{AUC}(S) \leq 1$.
- Plus l'AUC est **grand**, **meilleur** est le score.

Interprétation de l'AUC

Propriété

Soit (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) indépendants et de même loi que (X, Y) , on a

$$\begin{aligned}\text{AUC}(S) = & \mathbf{P}(S(X_1) > S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1) \\ & + \frac{1}{2} \mathbf{P}(S(X_1) = S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1).\end{aligned}$$

En particulier si $S(X)$ est continue alors

$$\text{AUC}(S) = \mathbf{P}(S(X_1) \geq S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1).$$

Interprétation

- L'AUC correspond à la probabilité que le score **ordonne correctement deux observations** prélevées aléatoirement dans les groupes -1 et 1.

Interprétation de l'AUC

Propriété

Soit (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) indépendants et de même loi que (X, Y) , on a

$$\begin{aligned}\text{AUC}(S) = & \mathbf{P}(S(X_1) > S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1) \\ & + \frac{1}{2} \mathbf{P}(S(X_1) = S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1).\end{aligned}$$

En particulier si $S(X)$ est continue alors

$$\text{AUC}(S) = \mathbf{P}(S(X_1) \geq S(X_2) | Y_1 = 1, Y_2 = -1).$$

Interprétation

- L'AUC correspond à la probabilité que le score **ordonne correctement deux observations** prélevées aléatoirement dans les groupes -1 et 1.
- $\text{AUC}(S) = 0.9 \implies$ dans 90% des cas, le score d'un individu positif sera plus grand que le score d'un individu négatif.

Perte AUC et score optimal

- Remarquons que

$$\text{AUC}(S) = \mathbf{E}[\mathbf{1}_{S(X_1) > S(X_2)} | Y_1 = 1, Y_2 = -1].$$

Perte AUC et score optimal

- Remarquons que

$$\text{AUC}(S) = \mathbf{E}[\mathbf{1}_{S(X_1) > S(X_2)} | Y_1 = 1, Y_2 = -1].$$

- L'AUC peut donc s'écrire comme l'espérance d'une fonction de perte particulière

$$\ell((y_1, y_2), (S(x_1), S(x_2))) = \mathbf{1}_{S(x_1) > S(x_2)} \quad \text{avec} \quad y_1 = 1 \text{ et } y_2 = -1.$$

Perte AUC et score optimal

- Remarquons que

$$\text{AUC}(S) = \mathbf{E}[\mathbf{1}_{S(X_1) > S(X_2)} | Y_1 = 1, Y_2 = -1].$$

- L'AUC peut donc s'écrire comme l'**espérance d'une fonction de perte particulière**

$$\ell((y_1, y_2), (S(x_1), S(x_2))) = \mathbf{1}_{S(x_1) > S(x_2)} \quad \text{avec} \quad y_1 = 1 \text{ et } y_2 = -1.$$

Proposition

Le **score optimal** par rapport à l'AUC est

$$S^*(x) = \mathbf{P}(Y = 1 | X = x).$$

En effet pour tout score $S : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ on a

$$\text{AUC}(S^*) \geq \text{AUC}(S).$$

Résumé

	Perte $\ell(y, f(x))$	Risque $\mathcal{R}(f)$	Champion f^*
Régression	$(y - m(x))^2$	$\mathbf{E}[Y - m(X)]^2$	$\mathbf{E}[Y X = x]$
Classif. binaire	$\mathbf{1}_{y \neq g(x)}$	$\mathbf{P}(Y \neq g(X))$	Bayes
Scoring	$\mathbf{1}_{S(x_1) > S(x_2)}$	AUC(S)	$\mathbf{P}(Y = 1 X = x)$

Le package yardstick

- Nous verrons dans la section suivante que ces critères se calculent (ou plutôt s'estiment) en confrontant les valeurs observées y_i aux valeurs prédictes d'un algorithme. Par exemple

```
> head(tbl)
## # A tibble: 6 x 3
##   obs    proba class
##   <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 0     0.117 0
## 2 0     0.288 0
## 3 1     0.994 1
## 4 0     0.528 1
## 5 0     0.577 1
## 6 1     0.997 1
```

Le package yardstick

- Nous verrons dans la section suivante que ces critères se calculent (ou plutôt s'estiment) en confrontant les valeurs observées y_i aux valeurs prédictes d'un algorithme. Par exemple

```
> head(tbl)
## # A tibble: 6 x 3
##   obs    proba class
##   <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 0     0.117 0
## 2 0     0.288 0
## 3 1     0.994 1
## 4 0     0.528 1
## 5 0     0.577 1
## 6 1     0.997 1
```

- Le package **yardstick** contient un ensemble de fonctions qui permettent de calculer les critères :

<https://yardstick.tidymodels.org/articles/metric-types.html>

Exemples

- Erreur de classification (ou plutôt accuracy) avec `accuracy` :

```
> library(yardstick)
> tbl %>% accuracy(truth=obs,estimate=class)
## # A tibble: 1 x 3
##   .metric  .estimator .estimate
##   <chr>    <chr>        <dbl>
## 1 accuracy  binary      0.834
```

Exemples

- Erreur de classification (ou plutôt accuracy) avec `accuracy` :

```
> library(yardstick)
> tbl %>% accuracy(truth=obs,estimate=class)
## # A tibble: 1 x 3
##   .metric .estimator .estimate
##   <chr>   <chr>       <dbl>
## 1 accuracy binary     0.834
```

- AUC avec `roc_auc`

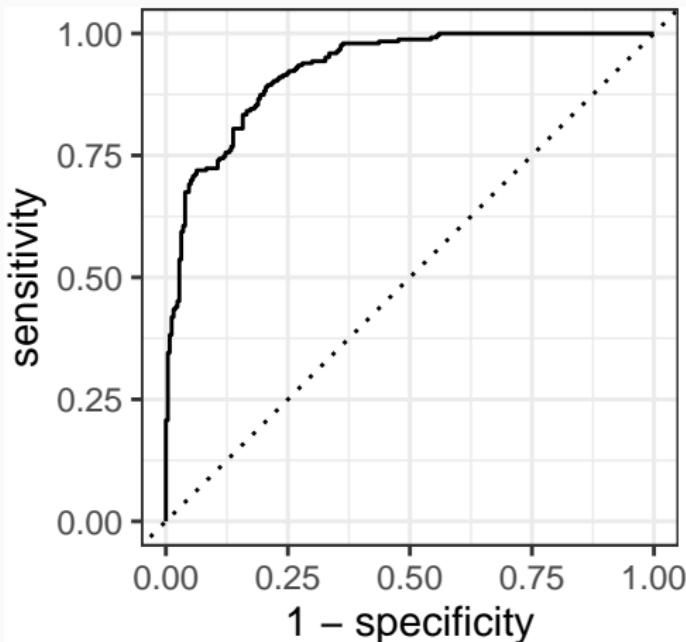
```
> tbl %>% roc_auc(truth=obs,estimate=proba,event_level="second")
## # A tibble: 1 x 3
##   .metric .estimator .estimate
##   <chr>   <chr>       <dbl>
## 1 roc_auc binary     0.926
```

- On peut aussi définir plusieurs critères :

```
> multi_metric <- metric_set(accuracy,bal_accuracy,f_meas,kap)
> tbl %>% multi_metric(truth=obs,estimate=class,event_level="second")
## # A tibble: 4 x 3
##   .metric      .estimator .estimate
##   <chr>        <chr>          <dbl>
## 1 accuracy    binary       0.834
## 2 bal_accuracy binary       0.834
## 3 f_meas      binary       0.832
## 4 kap         binary       0.668
```

- et tracer des courbes ROC avec `roc_curve` et `autoplot`

```
> tbl %>% roc_curve(truth=obs, estimate=proba, event_level="second") %>%  
+   autoplot()
```



Risques et algorithmes de prévision

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

- La plupart des modèles statistiques renvoient des estimateurs qui dépendent de paramètres λ à calibrer.

- La plupart des modèles statistiques renvoient des estimateurs qui dépendent de paramètres λ à calibrer.

Exemples

- nombres de variables dans un modèle linéaire ou logistique.
- paramètre de pénalités pour les régressions pénalisées.
- profondeur des arbres.
- nombre de plus proches voisins.
- nombre d'itérations en boosting.
- ...

- La plupart des modèles statistiques renvoient des estimateurs qui dépendent de paramètres λ à calibrer.

Exemples

- nombres de variables dans un modèle linéaire ou logistique.
- paramètre de pénalités pour les régressions pénalisées.
- profondeur des arbres.
- nombre de plus proches voisins.
- nombre d'itérations en boosting.
- ...

Remarque importante

Le choix de ces paramètres est le plus souvent crucial pour la performance de l'estimateur sélectionné.

- Le paramètre λ à sélectionner représente la **complexité du modèle** :

- Le paramètre λ à sélectionner représente la **complexité du modèle** :

Complexité \implies compromis biais/variance

- λ petit \implies modèle peu flexible \implies mauvaise adéquation sur les données \implies biais \nearrow , variance \searrow .

- Le paramètre λ à sélectionner représente la **complexité du modèle** :

Complexité \implies compromis biais/variance

- λ petit \implies modèle peu flexible \implies mauvaise adéquation sur les données \implies biais \nearrow , variance \searrow .
- λ grand \implies modèle trop flexible \implies **sur-ajustement** \implies biais \searrow , variance \nearrow .

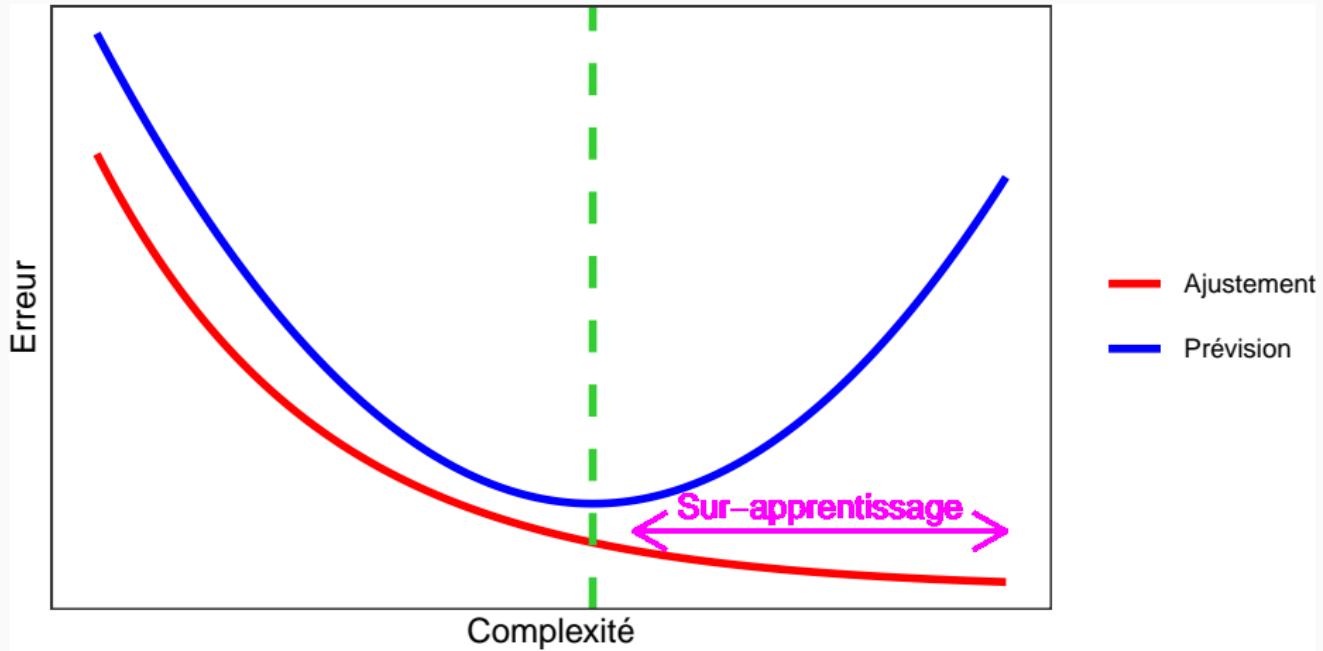
- Le paramètre λ à sélectionner représente la **complexité du modèle** :

Complexité \Rightarrow compromis biais/variance

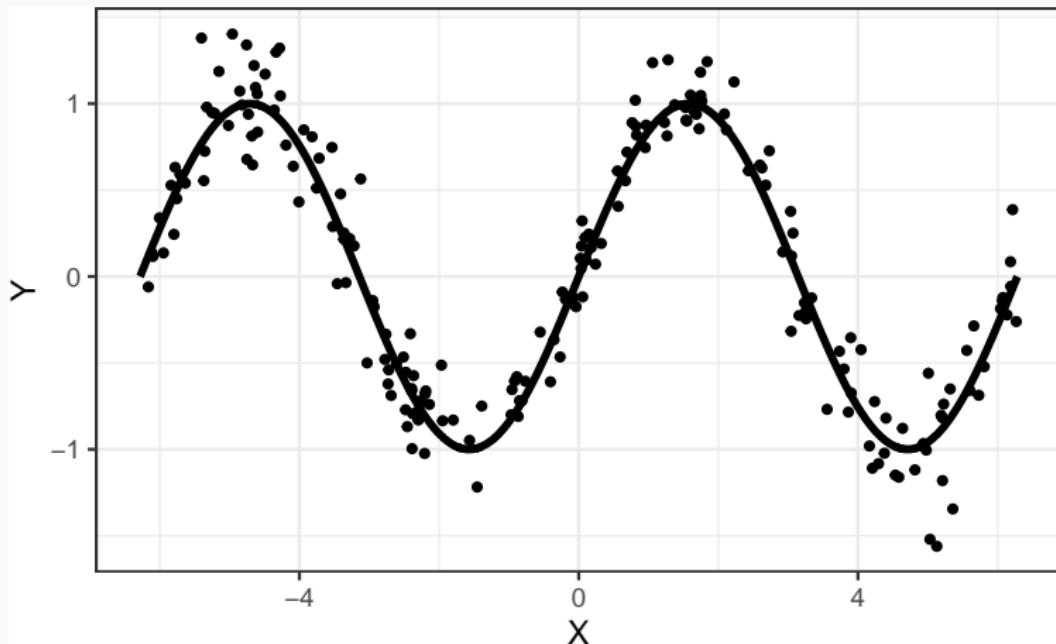
- λ petit \Rightarrow modèle peu flexible \Rightarrow mauvaise adéquation sur les données \Rightarrow biais \nearrow , variance \searrow .
- λ grand \Rightarrow modèle trop flexible \Rightarrow **sur-ajustement** \Rightarrow biais \searrow , variance \nearrow .

Overfitting

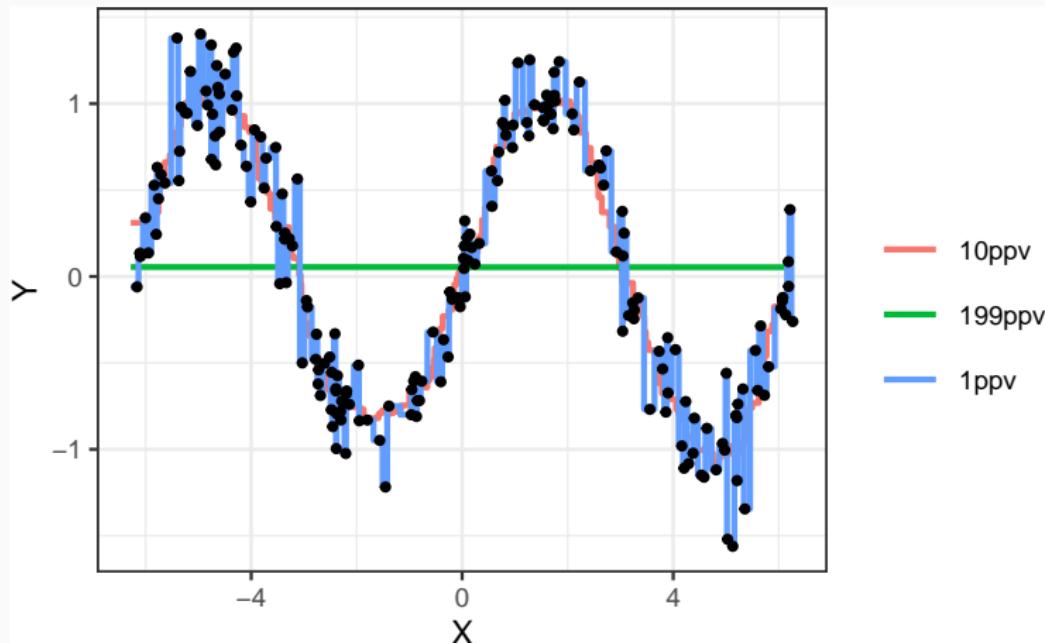
Sur-ajuster signifie que le modèle va (**trop**) bien ajuster les données d'apprentissage, il aura du **mal** à s'adapter à de **nouveaux individus**.



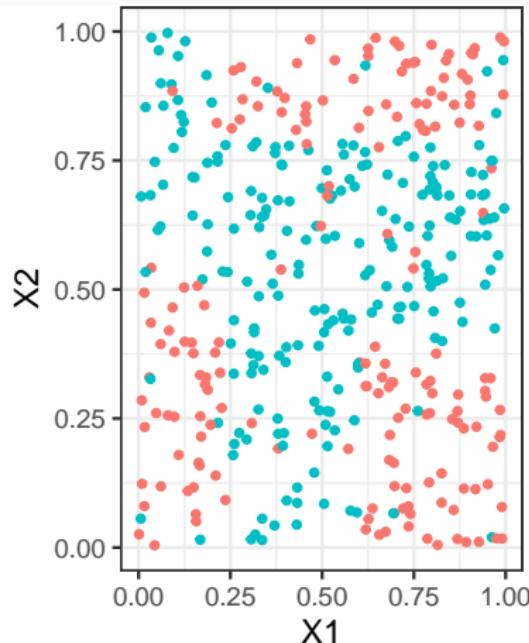
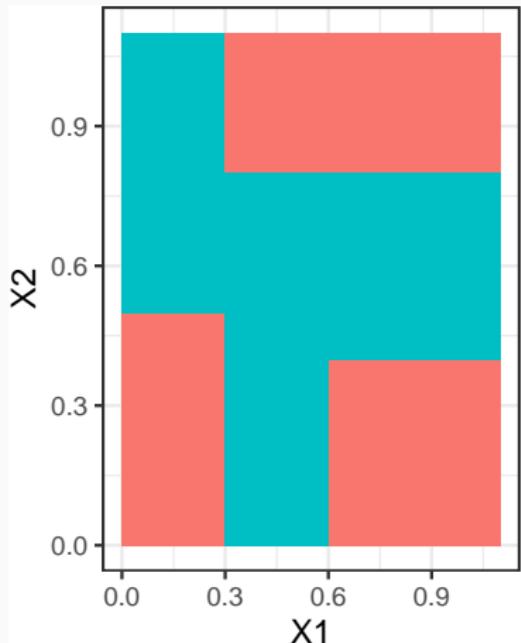
Overfitting en régression



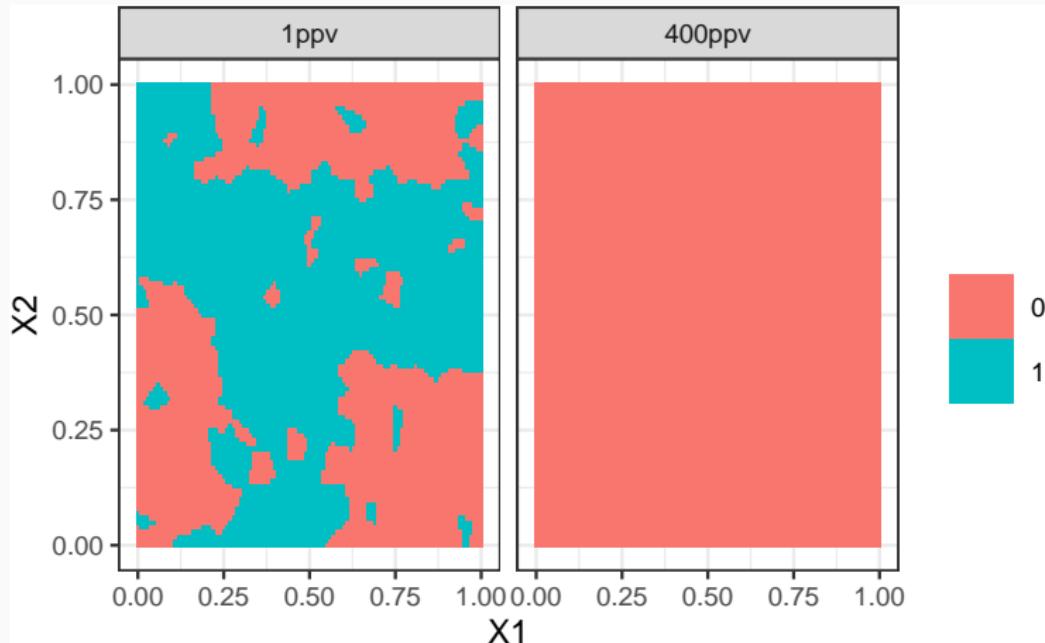
Overfitting en régression



Overfitting en classification supervisée



Overfitting en classification supervisée



Application shiny

https://lrouviere.shinyapps.io/overfitting_app/

Risques et algorithmes de prévision

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

- 1 algorithme $f_n(x, \mathcal{D}_n)$ peut être vu comme 1 estimateur de la fonction de prévision optimale $f^*(x)$.
- Comme tout estimateur, il possède des propriétés comme

- 1 algorithme $f_n(x, \mathcal{D}_n)$ peut être vu comme 1 estimateur de la fonction de prévision optimale $f^*(x)$.
- Comme tout estimateur, il possède des propriétés comme
 1. la variance $\mathbf{V}[f_n(x, \mathcal{D}_n)]$

- 1 algorithme $f_n(x, \mathcal{D}_n)$ peut être vu comme 1 estimateur de la fonction de prévision optimale $f^*(x)$.
- Comme tout estimateur, il possède des propriétés comme
 1. la variance $\mathbf{V}[f_n(x, \mathcal{D}_n)] \implies$ mesure la dispersion des prévisions au point x par rapport à la loi des données \mathcal{D}_n .

- 1 algorithme $f_n(x, \mathcal{D}_n)$ peut être vu comme 1 estimateur de la fonction de prévision optimale $f^*(x)$.
- Comme tout estimateur, il possède des propriétés comme
 1. la variance $\mathbf{V}[f_n(x, \mathcal{D}_n)] \implies$ mesure la dispersion des prévisions au point x par rapport à la loi des données \mathcal{D}_n .
 2. le biais $\mathbf{E}[f_n(x, \mathcal{D}_n)] - f^*(x)$

- 1 algorithme $f_n(x, \mathcal{D}_n)$ peut être vu comme 1 estimateur de la fonction de prévision optimale $f^*(x)$.
- Comme tout estimateur, il possède des propriétés comme
 1. la variance $\mathbf{V}[f_n(x, \mathcal{D}_n)]$ \Rightarrow mesure la dispersion des prévisions au point x par rapport à la loi des données \mathcal{D}_n .
 2. le biais $\mathbf{E}[f_n(x, \mathcal{D}_n)] - f^*(x)$ \Rightarrow mesure l'écart entre la moyenne de ces prévisions et la fonction optimale.

Remarque

La quête de la complexité optimale d'un algorithme se retrouve dans la recherche du meilleur compromis biais/variance.

- Complexité (trop) faible

- Complexité (trop) faible $\implies \searrow$ sensibilité aux données d'apprentissage

- Complexité (trop) faible $\implies \searrow$ sensibilité aux données d'apprentissage $\implies \searrow$ dispersion et donc \searrow variance **mais**

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer

- Complexité (trop) faible $\implies \searrow$ sensibilité aux données d'apprentissage $\implies \searrow$ dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer $\implies \nearrow$ biais

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande \implies \nearrow sensibilité aux données d'apprentissage

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande \implies \nearrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \nearrow dispersion et donc \nearrow variance mais

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande \implies \nearrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \nearrow dispersion et donc \nearrow variance mais \implies \searrow biais

- Complexité (trop) faible \implies \searrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \searrow dispersion et donc \searrow variance mais \nearrow difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \implies \nearrow biais \implies sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande \implies \nearrow sensibilité aux données d'apprentissage \implies \nearrow dispersion et donc \nearrow variance mais \implies \searrow biais \implies sur-apprentissage.

- Complexité (trop) faible \Rightarrow ↓ sensibilité aux données d'apprentissage \Rightarrow ↓ dispersion et donc ↓ variance mais ↑ difficulté à capturer les spécificités de la fonction à estimer \Rightarrow ↑ biais \Rightarrow sous-apprentissage.
- Complexité (trop) grande \Rightarrow ↑ sensibilité aux données d'apprentissage \Rightarrow ↑ dispersion et donc ↑ variance mais \Rightarrow ↓ biais \Rightarrow sur-apprentissage.

Conclusion

Le sur-apprentissage se traduit généralement par une variance trop élevée due à une trop grande complexité de l'algorithme.

L'exemple des kppv

- On peut retrouver les remarques précédentes avec des arguments mathématiques.
- Exemple des kppv en régression : sous des hypothèses standards en statistique non-paramétrique, on a

$$\mathbf{E} \|m_{n,k} - m^*\| = \mathbf{E} \int |m_{n,k}(x) - m^*(x)| \mu dx \leq \frac{c_1}{k} + c_2 \left(\frac{k}{n} \right)^{2/d}.$$

- Décomposition biais/variance.

L'exemple des kppv

- On peut retrouver les remarques précédentes avec des arguments mathématiques.
- Exemple des kppv en régression : sous des hypothèses standards en statistique non-paramétrique, on a

$$\mathbf{E} \|m_{n,k} - m^*\| = \mathbf{E} \int |m_{n,k}(x) - m^*(x)| \mu dx \leq \frac{c_1}{k} + c_2 \left(\frac{k}{n} \right)^{2/d}.$$

- Décomposition biais/variance.
- k grand \implies biais ↗ - variance ↘ \implies sous-apprentissage.

L'exemple des kppv

- On peut retrouver les remarques précédentes avec des arguments mathématiques.
- Exemple des kppv en régression : sous des hypothèses standards en statistique non-paramétrique, on a

$$\mathbf{E} \|m_{n,k} - m^*\| = \mathbf{E} \int |m_{n,k}(x) - m^*(x)| \mu dx \leq \frac{c_1}{k} + c_2 \left(\frac{k}{n} \right)^{2/d}.$$

- Décomposition biais/variance.
- k grand \implies biais ↗ - variance ↘ \implies sous-apprentissage.
- k petit \implies biais ↘ - variance ↗ \implies sur-apprentissage.

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Rappels

- n observations $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ i.i.d à valeurs dans $\mathcal{X} \times \mathcal{Y}$.

Objectif

Etant donnée une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$, on cherche un algorithme de prévision $f_n(x) = f_n(x, \mathcal{D}_n)$ qui soit "proche" de l'oracle f^* défini par

$$f^* \in \operatorname{argmin}_f \mathcal{R}(f)$$

où $\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))]$.

Rappels

- n observations $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ i.i.d à valeurs dans $\mathcal{X} \times \mathcal{Y}$.

Objectif

Etant donnée une fonction de perte $\ell : \mathcal{Y} \times \mathcal{Y} \rightarrow \mathbb{R}^+$, on cherche un algorithme de prévision $f_n(x) = f_n(x, \mathcal{D}_n)$ qui soit "proche" de l'oracle f^* défini par

$$f^* \in \operatorname{argmin}_f \mathcal{R}(f)$$

où $\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))]$.

Question

Etant donné un algorithme f_n , que vaut son risque $\mathcal{R}(f_n)$?

Risque empirique

- La loi de (X, Y) étant **inconnue** en pratique, il est **impossible de calculer** $\mathcal{R}(f_n) = \mathbf{E}[\ell(Y, f_n(X))]$.

Risque empirique

- La loi de (X, Y) étant **inconnue** en pratique, il est **impossible de calculer** $\mathcal{R}(f_n) = \mathbf{E}[\ell(Y, f_n(X))]$.
- **Première approche** : $\mathcal{R}(f_n)$ étant une espérance, on peut l'estimer (LGN) par sa **version empirique**

$$\mathcal{R}_n(f_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(Y_i, f_n(X_i)).$$

Risque empirique

- La loi de (X, Y) étant **inconnue** en pratique, il est **impossible de calculer** $\mathcal{R}(f_n) = \mathbf{E}[\ell(Y, f_n(X))]$.
- **Première approche** : $\mathcal{R}(f_n)$ étant une espérance, on peut l'estimer (LGN) par sa **version empirique**

$$\mathcal{R}_n(f_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(Y_i, f_n(X_i)).$$

Problème

- L'échantillon \mathcal{D}_n a **déjà été utilisé** pour construire l'algorithme de prévision $f_n \implies$ la LGN ne peut donc s'appliquer !
- **Conséquence** : $\mathcal{R}_n(f_n)$ conduit souvent à une **sous-estimation** de $\mathcal{R}(f_n)$.

Risque empirique

- La loi de (X, Y) étant **inconnue** en pratique, il est **impossible de calculer** $\mathcal{R}(f_n) = \mathbf{E}[\ell(Y, f_n(X))]$.
- **Première approche** : $\mathcal{R}(f_n)$ étant une espérance, on peut l'estimer (LGN) par sa **version empirique**

$$\mathcal{R}_n(f_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(Y_i, f_n(X_i)).$$

Problème

- L'échantillon \mathcal{D}_n a **déjà été utilisé** pour construire l'algorithme de prévision $f_n \implies$ la LGN ne peut donc s'appliquer !
- **Conséquence** : $\mathcal{R}_n(f_n)$ conduit souvent à une **sous-estimation** de $\mathcal{R}(f_n)$.

Une solution

Méthodes de **ré-échantillonnage** : validation croisée, bootstrap...

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.
- Presque toujours la même idée : séparer les données en blocs

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.
- Presque toujours la même idée : séparer les données en blocs
 1. entraîner l'algorithme sur certains blocs

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.
- Presque toujours la même idée : séparer les données en blocs
 1. entraîner l'algorithme sur certains blocs
 2. le tester (prédirer) sur d'autres

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.
- Presque toujours la même idée : séparer les données en blocs
 1. entraîner l'algorithme sur certains blocs
 2. le tester (prédirer) sur d'autres
 3. en déduire l'estimateur du risque

Présentation

- Différentes méthodes pour estimer $\mathcal{R}(f_n)$.
- Presque toujours la même idée : séparer les données en blocs
 1. entraîner l'algorithme sur certains blocs
 2. le tester (prédirer) sur d'autres
 3. en déduire l'estimateur du risque
- La différence entre les différentes approches se trouve dans la manière de construire les blocs.

Apprentissage - Validation ou Validation hold out

- Elle consiste à séparer l'échantillon \mathcal{D}_n en :
 1. un échantillon d'apprentissage \mathcal{D}_{app} pour construire f_n ;
 2. un échantillon de validation $\mathcal{D}_{\text{test}}$ utilisé pour estimer le risque de f_n .

Apprentissage - Validation ou Validation hold out

- Elle consiste à séparer l'échantillon \mathcal{D}_n en :
 1. un échantillon d'apprentissage \mathcal{D}_{app} pour construire f_n ;
 2. un échantillon de validation $\mathcal{D}_{\text{test}}$ utilisé pour estimer le risque de f_n .

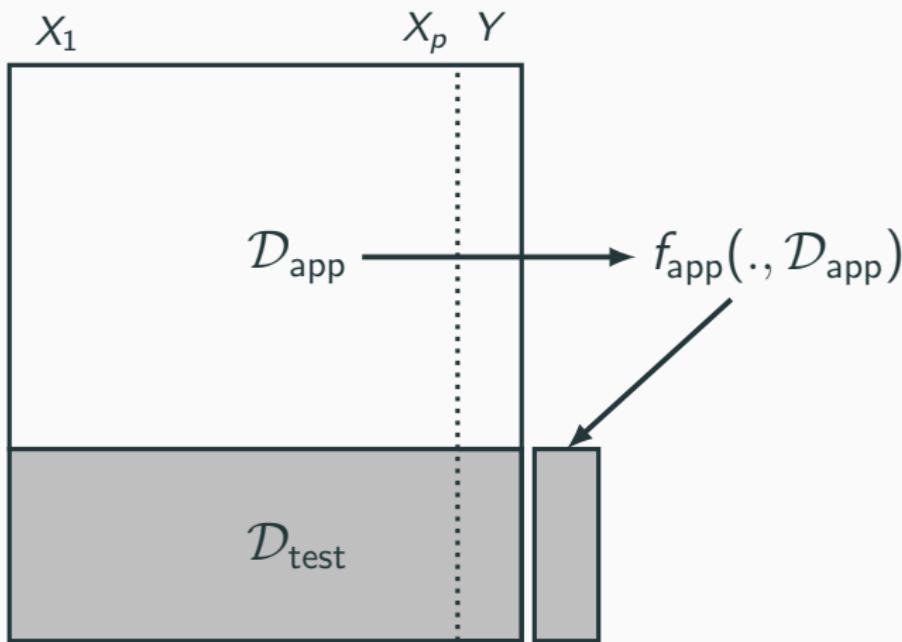
Algorithme

Entrée : $\{\mathcal{A}, \mathcal{T}\}$ une partition de $\{1, \dots, n\}$ en deux parties.

1. Ajuster l'algorithme de prévision en utilisant uniquement les données d'apprentissage $\mathcal{D}_{\text{app}} = \{(x_i, y_i) : i \in \mathcal{A}\}$. On désigne par $f_{\text{app}}(\cdot, \mathcal{D}_{\text{app}})$ l'algorithme obtenu.
2. Calculer les valeurs prédites $f_{\text{app}}(x_i, \mathcal{D}_{\text{app}})$ par l'algorithme pour chaque observation de l'échantillon test $\mathcal{D}_{\text{test}} = \{(x_i, y_i) : i \in \mathcal{T}\}$

Retourner :

$$\frac{1}{|\mathcal{T}|} \sum_{i \in \mathcal{T}} \ell(y_i, f_{\text{app}}(x_i, \mathcal{D}_{\text{app}})).$$



Commentaires

Nécessite d'avoir un **nombre suffisant d'observations** dans

1. \mathcal{D}_{app} pour bien ajuster l'algorithme de prévision ;
2. $\mathcal{D}_{\text{test}}$ pour bien estimer l'erreur de l'algorithme.

Validation croisée K -blocs

- **Principe** : répéter la hold out sur **différentes partitions**.

Algorithme - CV

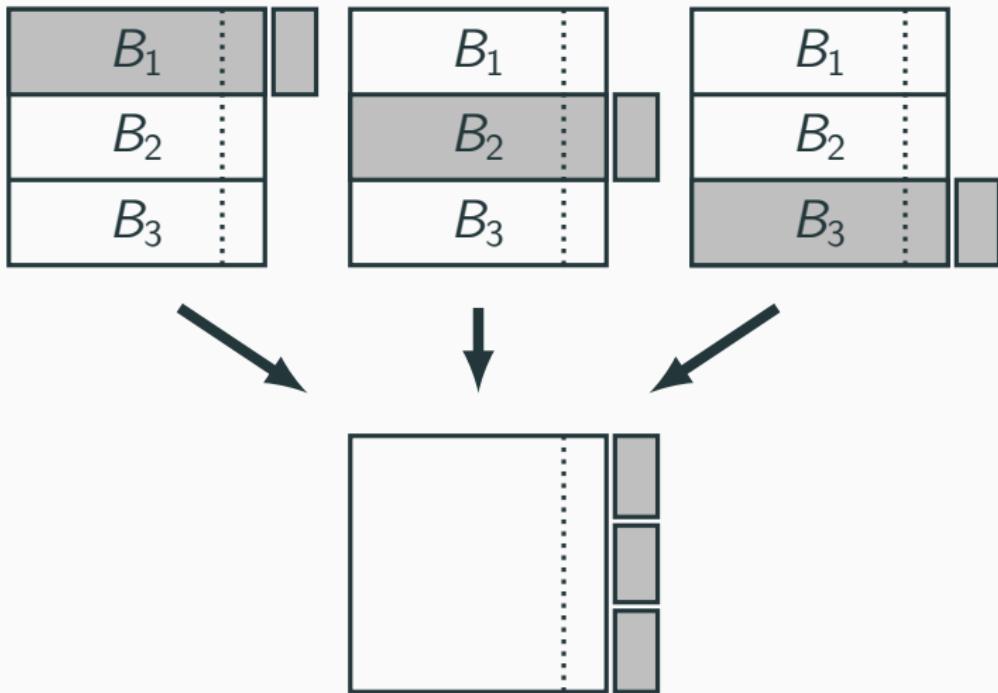
Entrée : $\{B_1, \dots, B_K\}$ une partition de $\{1, \dots, n\}$ en K blocs.

Pour $k = 1, \dots, K$:

1. Ajuster l'algorithme de prévision en utilisant **l'ensemble des données privé du k^e bloc**, c'est-à-dire $\mathcal{B}_k = \{(x_i, y_i) : i \in \{1, \dots, n\} \setminus B_k\}$. On désigne par $f_k(\cdot) = f_k(\cdot, \mathcal{B}_k)$ l'algorithme obtenu.
2. Calculer la valeur prédite par l'algorithme pour chaque observation du bloc k : $f_k(x_i), i \in B_k$ et en déduire le **risque sur le bloc k** :

$$\widehat{\mathcal{R}}(f_k) = \frac{1}{|B_k|} \sum_{i \in B_k} \ell(y_i, f_k(x_i)).$$

Retourner : $\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k)$.



Commentaires

- Le **choix de K** doit être fait par l'utilisateur (souvent $K = 10$).
- **Avantage** : plus adapté que la technique apprentissage/validation \implies plus stable et précis.
- **Inconvénient** : plus couteux en **temps de calcul**.

Commentaires

- Le **choix de K** doit être fait par l'utilisateur (souvent $K = 10$).
- **Avantage** : plus adapté que la technique apprentissage/validation \implies **plus stable et précis**.
- **Inconvénient** : plus couteux en **temps de calcul**.

Leave one out

- Lorsque $K = n$, on parle de validation croisée **leave one out** ;
- Le risque est alors estimé par

$$\widehat{\mathcal{R}}_n(f_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(Y_i, f_n^i(X_i))$$

où f_n^i désigne l'algorithme de prévision construit sur \mathcal{D}_n **amputé de la i -ème observation**.

\implies recommandé uniquement lorsque **n est petit**.

Autres approches

- Estimation par pénalisation : critère *ajustement/complexité*, C_p de Mallows, AIC-BIC...
- Validation croisée Monte-Carlo : répéter plusieurs fois la validation hold out ;
- Bootstrap : notamment Out Of Bag ;
- voir [Wikistat, 2020b].

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Calibrer des paramètres

- Tous les algorithmes dépendent de paramètres θ que l'utilisateur doit sélectionner.
- Le procédé est toujours le même et peut se résumer dans l'algorithme suivant.

Choix de paramètres par minimisation du risque (grid search)

Entrées :

- Une grille `grille.theta` de valeurs pour θ ;
- Un risque de prévision \mathcal{R} ;
- un algorithme d'estimation du risque.

Pour chaque θ dans `grille.theta` :

- Estimer $\mathcal{R}(f_{n,\theta})$ par l'algorithme choisi $\implies \widehat{\mathcal{R}}(f_{n,\theta})$

Retourner : $\widehat{\theta}$ une valeur de θ qui minimise $\widehat{\mathcal{R}}(f_{n,\theta})$.

Exemple

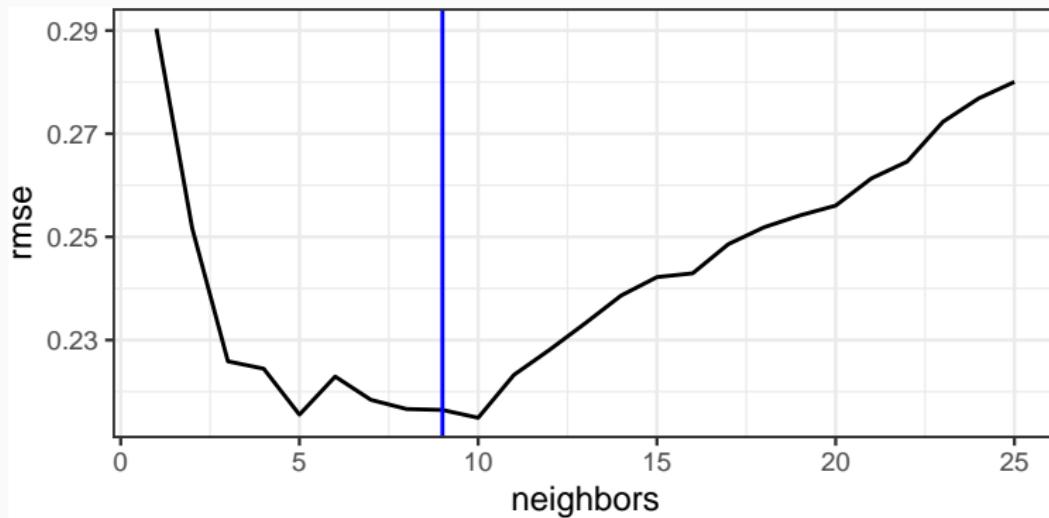
Problème : choisir k pour l'exemple du sinus.

- Grille : $\{1, 2, \dots, 25\}$;
- Risque : RMSE;
- Ré-échantillonnage : validation croisée 10 blocs.

Exemple

Problème : choisir k pour l'exemple du sinus.

- Grille : $\{1, 2, \dots, 25\}$;
- Risque : RMSE;
- Ré-échantillonnage : validation croisée 10 blocs.



Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Présentation du package

- Successeur de **caret** pour conduire des projets machine learning sur R.
- Meta package qui inclut
 - **rsample** : pour ré-échantillonner
 - **yardstick** : pour les fonctions de perte
 - **recipe** : pour les recettes de préparation... des données
 - **tune** : pour calibrer les algorithmes
 - ...
- Tutoriel : <https://www.tidymodels.org>

- Le procédé de calibration d'un algorithme est **automatisé** dans **tidymodels**.
- Il faut spécifier les différents paramètres :
 - la **méthode** (logistique, ppv, arbre, randomForest...)
 - Une grille pour les **paramètres** (nombre de ppv...)
 - Le **critère de performance** (erreur de classification, AUC, risque quadratique...)
 - La méthode d'**estimation du critère** (apprentissage validation, validation croisée, bootstrap...)

- Le procédé de calibration d'un algorithme est **automatisé** dans **tidymodels**.
- Il faut spécifier les différents paramètres :
 - la **méthode** (logistique, ppv, arbre, randomForest...)
 - Une grille pour les **paramètres** (nombre de ppv...)
 - Le **critère de performance** (erreur de classification, AUC, risque quadratique...)
 - La méthode d'**estimation du critère** (apprentissage validation, validation croisée, bootstrap...)
- Nous l'illustrons à travers le **choix du nombre de voisins** de l'algorithme des *k*-ppv.

Les données

- Une variable binaire à expliquer par 2 variables continues

```
> head(don.2D.500)
## # A tibble: 6 x 3
##       X1     X2 Y
##   <dbl> <dbl> <fct>
## 1 0.721 0.209 0
## 2 0.876 0.766 1
## 3 0.761 0.842 1
## 4 0.886 0.934 0
## 5 0.456 0.676 0
## 6 0.166 0.859 1
```

Le workflow

- On commence par renseigner l'**algorithme** et la manière dont on va **choisir les paramètres**.

```
> library(tidymodels)
> tune_spec <-
+   nearest_neighbor(neighbors=tune(), weight_func="rectangular") %>%
+   set_mode("classification") %>%
+   set_engine("kknn")
```

Le workflow

- On commence par renseigner l'**algorithme** et la manière dont on va **choisir les paramètres**.

```
> library(tidymodels)
> tune_spec <-
+   nearest_neighbor(neighbors=tune(), weight_func="rectangular") %>%
+   set_mode("classification") %>%
+   set_engine("kknn")
```

- On crée ensuite la **workflow** :

```
> ppv_wf <- workflow() %>%
+   add_model(tune_spec) %>%
+   add_formula(Y ~ .)
```

Ré-échantillonnage et grille de paramètres

- On spécifie ensuite la **méthode de ré-échantillonnage**, ici une **validation croisée 10 blocs**

```
> set.seed(12345)
> re_ech_cv <- vfold_cv(don.2D.500,v=10)
> re_ech_cv %>% head()
## # A tibble: 6 x 2
##   splits           id
##   <list>         <chr>
## 1 <split [450/50]> Fold01
## 2 <split [450/50]> Fold02
## 3 <split [450/50]> Fold03
## 4 <split [450/50]> Fold04
## 5 <split [450/50]> Fold05
## 6 <split [450/50]> Fold06
```

Ré-échantillonnage et grille de paramètres

- On spécifie ensuite la méthode de ré-échantillonnage, ici une validation croisée 10 blocs

```
> set.seed(12345)
> re_ech_cv <- vfold_cv(don.2D.500, v=10)
> re_ech_cv %>% head()
## # A tibble: 6 x 2
##   splits           id
##   <list>         <chr>
## 1 <split [450/50]> Fold01
## 2 <split [450/50]> Fold02
## 3 <split [450/50]> Fold03
## 4 <split [450/50]> Fold04
## 5 <split [450/50]> Fold05
## 6 <split [450/50]> Fold06
```

- Puis vient la grille de paramètres

```
> grille_k <- tibble(neighbors=1:100)
```

⇒ consulter <https://www.tidymodels.org/find/parsnip/> pour tous les détails

Estimation du risque

- Fonction `tune_grid`

```
> tune_grid(..., resamples = ..., grid = ..., metrics = ...)
```

Estimation du risque

- Fonction `tune_grid`

```
> tune_grid(..., resamples = ..., grid = ..., metrics = ...)
```

- Calcul du **risque** pour chaque valeur de la grille :

```
> ppv.cv <- ppv_wf %>%
+   tune_grid(
+     resamples = re_ech_cv,
+     grid = grille_k,
+     metrics=metric_set(accuracy))
```

Estimation du risque

- Fonction `tune_grid`

```
> tune_grid(..., resamples = ..., grid = ..., metrics = ...)
```

- Calcul du **risque** pour chaque valeur de la grille :

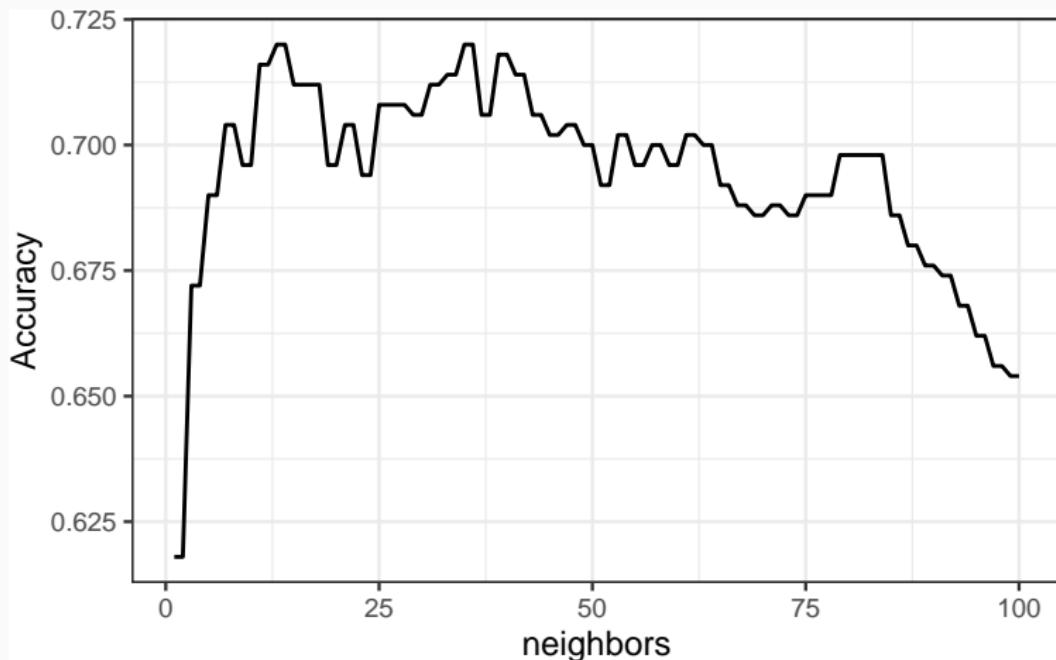
```
> ppv.cv <- ppv_wf %>%
+   tune_grid(
+     resamples = re_ech_cv,
+     grid = grille_k,
+     metrics=metric_set(accuracy))
```

- On lit les résultats avec `collect_metrics` :

```
> ppv.cv %>% collect_metrics() %>% select(1:5) %>% head()
## # A tibble: 6 x 5
##   neighbors .metric  .estimator  mean      n
##       <int> <chr>    <chr>    <dbl>  <int>
## 1          1 accuracy binary  0.618    10
## 2          2 accuracy binary  0.618    10
## 3          3 accuracy binary  0.672    10
## 4          4 accuracy binary  0.672    10
## 5          5 accuracy binary  0.672    10
## 6          6 accuracy binary  0.672    10
```

Visualisation des erreurs

```
> tbl <- ppv.cv %>% collect_metrics()  
> ggplot(tbl)+aes(x=neighbors,y=mean)+geom_line() +ylab("Accuracy")
```



Sélection du meilleur paramètre

- On visualise les meilleures valeurs de paramètres :

```
> ppv.cv %>% show_best() %>% select(1:6)
## # A tibble: 5 x 6
##   neighbors .metric  .estimator  mean     n std_err
##       <int> <chr>     <chr>     <dbl> <int>    <dbl>
## 1        13 accuracy binary    0.72     10  0.0255
## 2        14 accuracy binary    0.72     10  0.0255
## 3        35 accuracy binary    0.72     10  0.0207
## 4        36 accuracy binary    0.72     10  0.0207
## 5        39 accuracy binary    0.718    10  0.0199
```

Sélection du meilleur paramètre

- On visualise les meilleures valeurs de paramètres :

```
> ppv.cv %>% show_best() %>% select(1:6)
## # A tibble: 5 x 6
##   neighbors .metric  .estimator  mean     n std_err
##       <int> <chr>     <chr>     <dbl> <int>    <dbl>
## 1        13 accuracy binary    0.72     10  0.0255
## 2        14 accuracy binary    0.72     10  0.0255
## 3        35 accuracy binary    0.72     10  0.0207
## 4        36 accuracy binary    0.72     10  0.0207
## 5        39 accuracy binary    0.718    10  0.0199
```

- et on choisit celle qui maximise l'accuracy :

```
> best_k <- ppv.cv %>% select_best()
> best_k
## # A tibble: 1 x 2
##   neighbors .config
##       <int> <chr>
## 1        13 Preprocessor1_Model013
```

Algorithme final et prévision

- L'**algorithme final** s'obtient en entrainant la méthode sur **toutes les données** pour la **valeur de paramètre sélectionné** :

```
> final_ppv <-  
+   ppv_wf %>%  
+   finalize_workflow(best_k) %>%  
+   fit(data = don.2D.500)
```

Algorithme final et prévision

- L'**algorithme final** s'obtient en entrainant la méthode sur **toutes les données** pour la **valeur de paramètre sélectionné** :

```
> final_ppv <-  
+   ppv_wf %>%  
+   finalize_workflow(best_k) %>%  
+   fit(data = don.2D.500)
```

- On peut maintenant prédire de nouveaux individus :

```
> newx <- tibble(X1=0.3,X2=0.8)  
> predict(final_ppv,new_data=newx)  
## # A tibble: 1 x 1  
##   .pred_class  
##   <fct>  
## 1 0
```

Conclusion

- Les **choix** de l'utilisateur sont des **paramètres** de la procédure.
- \implies facilement **personnalisable**.
- Aisé de changer le critère, la méthode de ré-échantillonnage...

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

- Une méthode de ré-échantillonnage renvoie un estimateur $\widehat{\mathcal{R}}(f_n)$ du risque $\mathcal{R}(f_n)$.
- Comme pour tout estimateur, il est important d'étudier ses propriétés pour connaître sa précision.
- Une telle étude aidera l'utilisateur à choisir le meilleur algorithme.

- Une méthode de ré-échantillonnage renvoie un estimateur $\widehat{\mathcal{R}}(f_n)$ du risque $\mathcal{R}(f_n)$.
- Comme pour tout estimateur, il est important d'étudier ses propriétés pour connaître sa précision.
- Une telle étude aidera l'utilisateur à choisir le meilleur algorithme.

Remarque

- Lorsque la méthode utilisée est répétée sur plusieurs blocs, il est "facile" d'estimer la variance de $\widehat{\mathcal{R}}(f_n)$.
- Nous l'illustrons avec la validation croisée.

- Rappel : l'estimateur de validation croisée s'écrit

$$\widehat{\mathcal{R}}_{CV}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k).$$

- Rappel : l'estimateur de validation croisée s'écrit

$$\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k).$$

- On a donc

$$\mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) | \mathcal{D}_n] = \mathbf{V}\left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k) \middle| \mathcal{D}_n\right] = \frac{1}{K} \mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n].$$

- Rappel : l'estimateur de validation croisée s'écrit

$$\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k).$$

- On a donc

$$\mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) | \mathcal{D}_n] = \mathbf{V}\left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k) \middle| \mathcal{D}_n\right] = \frac{1}{K} \mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n].$$

- La variance $\mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n]$ désigne la variance de l'erreur calculée sur un des K blocs (elles sont toutes égales), on peut l'estimer par

$$\widehat{\mathbf{V}}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n] = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\widehat{\mathcal{R}}(f_k) - \widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n))^2.$$

- Rappel : l'estimateur de validation croisée s'écrit

$$\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k).$$

- On a donc

$$\mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n) | \mathcal{D}_n] = \mathbf{V}\left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{\mathcal{R}}(f_k) \middle| \mathcal{D}_n\right] = \frac{1}{K} \mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n].$$

- La variance $\mathbf{V}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n]$ désigne la variance de l'erreur calculée sur un des K blocs (elles sont toutes égales), on peut l'estimer par

$$\widehat{\mathbf{V}}[\widehat{\mathcal{R}}(f_1) | \mathcal{D}_n] = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\widehat{\mathcal{R}}(f_k) - \widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n))^2.$$

- On déduit l'estimateur du risque de validation croisée en posant

$$\frac{1}{K(K-1)} \sum_{k=1}^K (\widehat{\mathcal{R}}(f_k) - \widehat{\mathcal{R}}_{\text{CV}}(f_n))^2.$$

- Cette variance, ou plutôt sa racine carrée (son écart-type), est automatiquement calculée par `tune_grid` :

```
> ppv.cv %>% collect_metrics() %>% select(1:6) %>% head()  
## # A tibble: 6 x 6  
##   neighbors .metric  .estimator  mean     n std_err  
##       <int> <chr>    <chr>     <dbl> <int>   <dbl>  
## 1          1 accuracy binary    0.618    10  0.0247  
## 2          2 accuracy binary    0.618    10  0.0247  
## 3          3 accuracy binary    0.672    10  0.0215  
## 4          4 accuracy binary    0.672    10  0.0215  
## 5          5 accuracy binary    0.69     10  0.0209  
## 6          6 accuracy binary    0.69     10  0.0209
```

- Cette variance, ou plutôt sa racine carrée (son écart-type), est automatiquement calculée par `tune_grid` :

```
> ppv.cv %>% collect_metrics() %>% select(1:6) %>% head()  
## # A tibble: 6 x 6  
##   neighbors .metric  .estimator  mean      n std_err  
##       <int>    <chr>     <chr>    <dbl>  <int>    <dbl>  
## 1          1 accuracy  binary    0.618    10  0.0247  
## 2          2 accuracy  binary    0.618    10  0.0247  
## 3          3 accuracy  binary    0.672    10  0.0215  
## 4          4 accuracy  binary    0.672    10  0.0215  
## 5          5 accuracy  binary    0.69     10  0.0209  
## 6          6 accuracy  binary    0.69     10  0.0209
```

- Il est intéressant de la **visualiser** en même temps que le risque estimé.

- L'utilisateur peut ainsi choisir un algorithme de **complexité minimale** tel que le risque soit "proche" du risque optimal.

- L'utilisateur peut ainsi choisir un algorithme de complexité minimale tel que le risque soit "proche" du risque optimal.

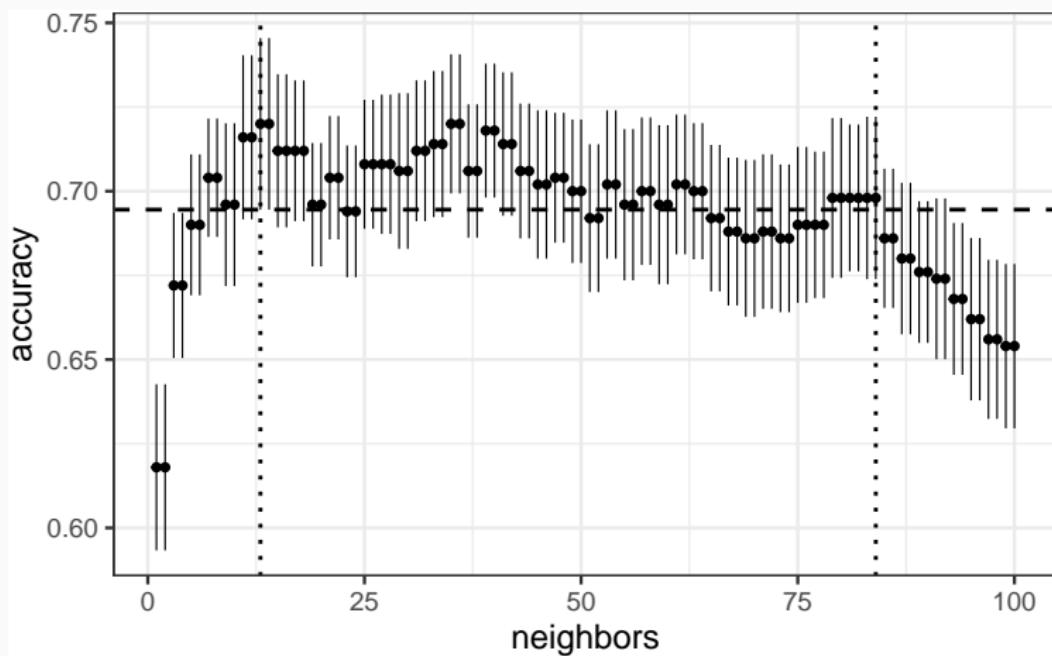
Règle one-standard-error [Breiman et al., 1984].

Choisir l'algorithme de complexité minimale parmi ceux dont le risque ne dépasse pas le meilleur risque à un écart-type près.

- L'utilisateur peut ainsi choisir un algorithme de complexité minimale tel que le risque soit "proche" du risque optimal.

Règle one-standard-error [Breiman et al., 1984].

Choisir l'algorithme de complexité minimale parmi ceux dont le risque ne dépasse pas le meilleur risque à un écart-type près.



- On retrouve la valeur choisie par cette règle avec la fonction `select_by_one_std_err` :

```
> ppv.cv %>% select_by_one_std_err(desc(neighbors)) %>% select(-7)
## # A tibble: 1 x 8
##   neighbors .metric  .estimator  mean     n std_err .best .bound
##       <int> <chr>    <chr>     <dbl> <int>  <dbl> <dbl>  <dbl>
## 1          84 accuracy binary     0.698     10  0.0241  0.72  0.695
```

- On retrouve la valeur choisie par cette règle avec la fonction `select_by_one_std_err` :

```
> ppv.cv %>% select_by_one_std_err(desc(neighbors)) %>% select(-7)
## # A tibble: 1 x 8
##   neighbors .metric  .estimator  mean    n std_err .best .bound
##       <int> <chr>     <chr>    <dbl> <int>  <dbl> <dbl>  <dbl>
## 1          84 accuracy binary    0.698    10  0.0241  0.72  0.695
```

- On sélectionne ici **plus de voisins**, on a donc une **complexité plus petite**.

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

- Les méthodes d'**estimation du risque** sont construites à partir de **prévisions sur différents blocs**.

- Les méthodes d'**estimation du risque** sont construites à partir de **prévisions sur différents blocs**.
- La **variance** de ces estimateurs peut parfois se révéler **élevée** $\implies \nearrow$ difficulté pour choisir le meilleur algorithme.

- Les méthodes d'**estimation du risque** sont construites à partir de **prévisions sur différents blocs**.
- La **variance** de ces estimateurs peut parfois se révéler **élevée** $\implies \nearrow$ difficulté pour choisir le meilleur algorithme.

Une solution

Répéter les méthodes de ré-échantillonnage sur **plusieurs découpages** des données.

Algorithme : répétition du ré-échantillonnage

Entrées :

- Un algorithme d'estimation du risque (validation hold out, validation croisée).
- M nombre de répétitions.

Pour m variant de 1 à M :

- Estimer le risque par l'algorithme choisi $\Rightarrow \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

Retourner : $\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

Algorithme : répétition du ré-échantillonnage

Entrées :

- Un algorithme d'estimation du risque (validation hold out, validation croisée).
- M nombre de répétitions.

Pour m variant de 1 à M :

- Estimer le risque par l'algorithme choisi $\Rightarrow \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

Retourner : $\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

- **Avantages** : estimation plus précise du risque.

Algorithme : répétition du ré-échantillonnage

Entrées :

- Un algorithme d'estimation du risque (validation hold out, validation croisée).
- M nombre de répétitions.

Pour m variant de 1 à M :

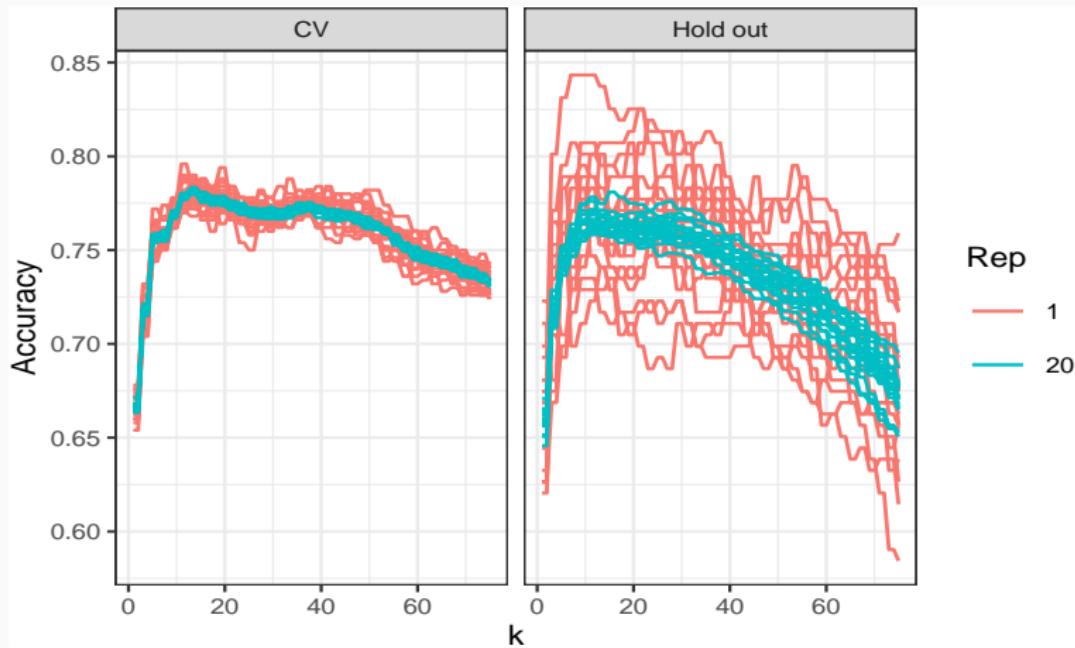
- Estimer le risque par l'algorithme choisi $\Rightarrow \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

Retourner : $\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \widehat{\mathcal{R}}_m(f_n)$.

- **Avantages** : estimation plus précise du risque.
- **Inconvénients** : plus coûteux en temps de calcul (intéressant de paralléliser).

Exemple

- Courbes de risque par Monte Carlo sans répétition et avec 20 répétitions.



- On observe clairement une diminution de la variabilité avec répétitions.

- Facile à mettre en oeuvre avec **tidymodels** : il suffit de définir les découpages.
- Validation hold out répétée avec **mc_cv** :

```
> mv_cv(don.2D.500,prom=2/3,times=20)
```

- Validation croisée répétée avec **vfold_cv** :

```
> vfold_cv(don.2D.500,v=10,repeats=20)
```

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Le package caret

- Il permet d'évaluer la performance de plus de 230 méthodes :
<http://topepo.github.io/caret/index.html>

Le package caret

- Il permet d'évaluer la performance de plus de 230 méthodes :
<http://topepo.github.io/caret/index.html>
- Il suffit d'indiquer :
 - la méthode (logistique, ppv, arbre, randomForest...)
 - Une grille pour les paramètres (nombre de ppv...)
 - Le critère de performance (erreur de classification, AUC, risque quadratique...)
 - La méthode d'estimation du critère (apprentissage validation, validation croisée, bootstrap...)

Apprentissage-validation

```
> library(caret)
> K_cand <- data.frame(k=seq(1,500,by=20))
> library(caret)
> ctrl1 <- trainControl(method="LGOCV",number=1,index=list(1:1500))
> e1 <- train(Y~.,data=donnees,method="knn",trControl=ctrl1,tuneGrid=K_cand)
> e1
## k-Nearest Neighbors
##
## 2000 samples
##    2 predictor
##    2 classes: '0', '1'
##
## No pre-processing
## Resampling: Repeated Train/Test Splits Estimated (1 reps, 75%)
## Summary of sample sizes: 1500
## Resampling results across tuning parameters:
##
##     k      Accuracy   Kappa
##     1      0.620      0.2382571
##    21      0.718      0.4342076
##    41      0.722      0.4418388
```

```
##      61  0.718      0.4344073
##      81  0.720      0.4383195
##     101  0.714      0.4263847
##     121  0.716      0.4304965
##     141  0.718      0.4348063
##     161  0.718      0.4348063
##     181  0.718      0.4348063
##     201  0.720      0.4387158
##     221  0.718      0.4350056
##     241  0.718      0.4350056
##     261  0.722      0.4428232
##     281  0.714      0.4267894
##     301  0.714      0.4269915
##     321  0.710      0.4183621
##     341  0.696      0.3893130
##     361  0.696      0.3893130
##     381  0.688      0.3727988
##     401  0.684      0.3645329
##     421  0.686      0.3686666
##     441  0.686      0.3679956
##     461  0.684      0.3638574
##     481  0.680      0.3558050
## Accuracy was used to select the optimal model using the largest value.
## The final value used for the model was k = 261.
```

Validation croisée

```
> library(doMC)
> registerDoMC(cores = 3)
> ctrl2 <- trainControl(method="cv",number=10)
> e2 <- train(Y~.,data=dapp,method="knn",trControl=ctrl2,tuneGrid=K_cand)
> e2
## k-Nearest Neighbors
##
## 1500 samples
##    2 predictor
##    2 classes: '0', '1'
##
## No pre-processing
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 1350, 1350, 1350, 1350, 1350, 1350, ...
## Resampling results across tuning parameters:
##
##     k      Accuracy   Kappa
##     1    0.6240000  0.2446251
##    21   0.7393333  0.4745290
##    41   0.7306667  0.4570024
##    61   0.7340000  0.4636743
```

```
##     81  0.7333333  0.4632875
##    101  0.7313333  0.4593480
##    121  0.7326667  0.4624249
##    141  0.7333333  0.4640787
##    161  0.7366667  0.4708178
##    181  0.7313333  0.4602309
##    201  0.7326667  0.4626618
##    221  0.7293333  0.4559741
##    241  0.7306667  0.4585960
##    261  0.7353333  0.4676751
##    281  0.7286667  0.4537842
##    301  0.7253333  0.4463516
##    321  0.7173333  0.4294524
##    341  0.7113333  0.4168003
##    361  0.7080000  0.4099303
##    381  0.7140000  0.4213569
##    401  0.7073333  0.4073761
##    421  0.7100000  0.4126434
##    441  0.7066667  0.4054984
##    461  0.6966667  0.3844183
##    481  0.6860000  0.3612515
##
## Accuracy was used to select the optimal model using the largest value.
## The final value used for the model was k = 21.
```

Validation croisée répétée

```
> ctrl3 <- trainControl(method="repeatedcv",repeats=5,number=10)
> e3 <- train(Y~.,data=dapp,method="knn",trControl=ctrl3,tuneGrid=K_cand)
> e3
## k-Nearest Neighbors
##
## 1500 samples
##    2 predictor
##    2 classes: '0', '1'
##
## No pre-processing
## Resampling: Cross-Validated (10 fold, repeated 5 times)
## Summary of sample sizes: 1350, 1350, 1350, 1350, 1350, 1350, ...
## Resampling results across tuning parameters:
##
##     k      Accuracy   Kappa
##     1    0.6232000  0.2438066
##    21   0.7354667  0.4665640
##    41   0.7314667  0.4585144
##    61   0.7317333  0.4592608
##    81   0.7302667  0.4568784
##   101   0.7310667  0.4589567
```

```
##   121  0.7320000  0.4609326
##   141  0.7322667  0.4616077
##   161  0.7336000  0.4643374
##   181  0.7340000  0.4649895
##   201  0.7332000  0.4632905
##   221  0.7325333  0.4620114
##   241  0.7316000  0.4600484
##   261  0.7305333  0.4578098
##   281  0.7286667  0.4536040
##   301  0.7238667  0.4434101
##   321  0.7189333  0.4330787
##   341  0.7136000  0.4215865
##   361  0.7122667  0.4183400
##   381  0.7098667  0.4131761
##   401  0.7090667  0.4112403
##   421  0.7058667  0.4043164
##   441  0.7001333  0.3920207
##   461  0.6952000  0.3811374
##   481  0.6872000  0.3636126
##
## Accuracy was used to select the optimal model using the largest value.
## The final value used for the model was k = 21.
```

Critère AUC

```
> donnees1 <- donnees
> names(donnees1)[3] <- c("Class")
> levels(donnees1$Class) <- c("G0", "G1")
> ctrl11 <- trainControl(method="LGOCV", number=1, index=list(1:1500),
+                         classProbs=TRUE, summary=twoClassSummary)
> e4 <- train(Class~., data=donnees1, method="knn", trControl=ctrl11,
+               metric="ROC", tuneGrid=K_cand)
> e4
## k-Nearest Neighbors
##
## 2000 samples
##    2 predictor
##    2 classes: 'G0', 'G1'
##
## No pre-processing
## Resampling: Repeated Train/Test Splits Estimated (1 reps, 75%)
## Summary of sample sizes: 1500
## Resampling results across tuning parameters:
##
```

##	k	ROC	Sens	Spec
##	1	0.6190866	0.5983264	0.6398467
##	21	0.7171484	0.6903766	0.7432950
##	41	0.7229757	0.6861925	0.7547893
##	61	0.7200500	0.6945607	0.7394636
##	81	0.7255567	0.6945607	0.7432950
##	101	0.7319450	0.6903766	0.7356322
##	121	0.7382452	0.6945607	0.7356322
##	141	0.7353757	0.7029289	0.7318008
##	161	0.7308549	0.7029289	0.7318008
##	181	0.7351272	0.7029289	0.7318008
##	201	0.7340050	0.7029289	0.7356322
##	221	0.7324099	0.7071130	0.7279693
##	241	0.7349028	0.7071130	0.7279693
##	261	0.7365780	0.7071130	0.7356322
##	281	0.7349749	0.6987448	0.7279693
##	301	0.7356963	0.7029289	0.7241379
##	321	0.7341493	0.6861925	0.7318008
##	341	0.7343898	0.6527197	0.7356322
##	361	0.7306385	0.6527197	0.7356322
##	381	0.7301816	0.6359833	0.7394636
##	401	0.7270957	0.6276151	0.7356322
##	421	0.7255487	0.6317992	0.7356322

```
##    441  0.7258933  0.6192469  0.7471264
##    461  0.7220619  0.6150628  0.7471264
##    481  0.7236330  0.6108787  0.7432950
##
## ROC was used to select the optimal model using the largest value.
## The final value used for the model was k = 121.
```

Machine Learning, Intelligence Artificielle, Apprentissage...

Quelques exemples

Cadre statistique pour l'apprentissage supervisé

L'algorithme des plus proches voisins

Exemples de fonction de perte

Le sur-apprentissage

Complexité versus compromis biais/variance

Estimation du risque

Ré-échantillonnage

Calibrer un algorithme

Le package `tidymodels`

Compléments

Estimer la variance d'une validation croisée

Références i

-  Besse, P. (2018).
Science des données - Apprentissage Statistique.
INSA - Toulouse.
http://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/pub/Appren_stat.pdf.
-  Bousquet, O., Boucheron, S., and Lugosi, G. (2003).
Introduction to Statistical Learning Theory, chapter Advanced Lectures on Machine Learning.
Springer.
-  Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., and Stone, C. (1984).
Classification and regression trees.
Wadsworth & Brooks.

Références ii

-  Cléménçon, S., Lugosi, G., and Vayatis, N. (2008).
Ranking and empirical minimization of u-statistics.
The Annals of Statistics, 36(2) :844–874.
-  Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2009).
The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction.
Springer, second edition.
-  James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R. (2015).
The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction.
Springer.

-  Vapnik, V. (2000).
The Nature of Statistical Learning Theory.
Springer, second edition.
-  Wikistat (2020a).
Apprentissage machine — introduction.
<http://wikistat.fr/pdf/st-m-Intro-ApprentStat.pdf>.
-  Wikistat (2020b).
Qualité de prévision et risque.
<http://wikistat.fr/pdf/st-m-app-risque.pdf>.

Deuxième partie II

Algorithmes linéaires

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- Rappel : une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$.

- Rappel : une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$.

Fonction de prévision linéaire

Une fonction de prévision est dite linéaire si elle se met sous la forme

$$f(x) = f_{\beta}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Rappel : une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$.

Fonction de prévision linéaire

Une fonction de prévision est dite linéaire si elle se met sous la forme

$$f(x) = f_\beta(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

Remarque

- Possibilité d'inclure des effets non linéaires :

$$f_\beta(x) = \beta_0 + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_1^2 + \beta_{21}x_2 + \beta_{22}x_2^2 + \beta_{12}x_1x_2 + \beta_{31}x_3 + \beta_{32}\exp(x_3) \dots$$

- Variables qualitatives codées en indicatrices :

$$f_\beta(x) = \beta_0 + \beta_1 \mathbf{1}_{x_1=A} + \beta_2 \mathbf{1}_{x_1=B} + \beta_3 \mathbf{1}_{x_1=C} + \dots$$

muni d'une contrainte identifiante, par exemple $\beta_1 = 0$.

Régression

- Y à valeurs dans \mathbb{R} .
- On utilise souvent le terme **modèle linéaire** :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_d x_{id} + \varepsilon_i$$

où les ε_i sont i.i.d tels que $\mathbf{E}[\varepsilon_i] = 0$ et $\mathbf{V}[\varepsilon_i] = \sigma^2$.

Régression

- Y à valeurs dans \mathbb{R} .
- On utilise souvent le terme **modèle linéaire** :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_d x_{id} + \varepsilon_i$$

où les ε_i sont i.i.d tels que $\mathbf{E}[\varepsilon_i] = 0$ et $\mathbf{V}[\varepsilon_i] = \sigma^2$.

- **Fonction de prévision** :

$$m_\beta(x) = \mathbf{E}[Y|X = x] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

Classification binaire

- Y à valeurs dans $\{0, 1\}$.
- La classification s'effectue à partir de la probabilité

$$p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x).$$

Classification binaire

- Y à valeurs dans $\{0, 1\}$.
- La classification s'effectue à partir de la probabilité

$$p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x).$$

- Frontière entre les deux classes :

$$\{x : p(x) = 1 - p(x)\} = \left\{x : \log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = 0\right\}.$$

Classification binaire

- Y à valeurs dans $\{0, 1\}$.
- La classification s'effectue à partir de la probabilité

$$p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x).$$

- Frontière entre les deux classes :

$$\{x : p(x) = 1 - p(x)\} = \left\{x : \log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = 0\right\}.$$

- La frontière est linéaire si

$$\log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

Classification binaire

- Y à valeurs dans $\{0, 1\}$.
- La classification s'effectue à partir de la probabilité

$$p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x).$$

- Frontière entre les deux classes :

$$\{x : p(x) = 1 - p(x)\} = \left\{x : \log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = 0\right\}.$$

- La frontière est linéaire si

$$\log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- \implies Modèle logistique.

Questions

1. Comment **calculer** (ou plutôt **estimer**) les β_j ?

Questions

1. Comment **calculer** (ou plutôt **estimer**) les β_j ?

- MCO-vraisemblance
- Approches régularisées \implies ridge-lasso...
- Machines à support vecteur (SVM).

Questions

1. Comment **calculer** (ou plutôt **estimer**) les β_j ?
 - MCO-vraisemblance
 - Approches régularisées \implies ridge-lasso...
 - Machines à support vecteur (SVM).
2. Comment **choisir** la combinaison linéaire ?

Questions

1. Comment **calculer** (ou plutôt **estimer**) les β_j ?

- MCO-vraisemblance
- Approches régularisées \Rightarrow ridge-lasso...
- Machines à support vecteur (SVM).

2. Comment **choisir** la combinaison linéaire ?

- Sélection de variables
- Régression sur composantes \Rightarrow PCR-PLS...
- Transformation de variables \Rightarrow résidus partiels, modèle additifs...

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

Minimiser les erreurs

- Les **données** : $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ à valeurs dans $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$.
- Le **modèle**

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_d x_{id} + \varepsilon_i$$

Minimiser les erreurs

- Les **données** : $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ à valeurs dans $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$.
- Le **modèle**

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_d x_{id} + \varepsilon_i$$

- ε_i représente l'**écart (ou l'erreur)** entre la prévision du modèle β et la valeur observée.

Minimiser les erreurs

- Les **données** : $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ à valeurs dans $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$.
- Le **modèle**

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_d x_{id} + \varepsilon_i$$

- ε_i représente l'**écart (ou l'erreur)** entre la prévision du modèle β et la valeur observée.

Idée

Choisir β de manière à **minimiser ces erreurs**.

Estimateurs des moindres carrés

Définition

On appelle **critère des moindres carrés ordinaires** ou **somme des carrés résiduelles** la fonction de β :

$$\text{SCR}(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_d x_{id}))^2 = \|\mathbb{Y} - \mathbb{X}\beta\|^2$$

avec

$$\mathbb{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbb{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nd} \end{pmatrix}.$$

Estimateurs des moindres carrés

Définition

On appelle **critère des moindres carrés ordinaires** ou **somme des carrés résiduelles** la fonction de β :

$$\text{SCR}(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_d x_{id}))^2 = \|\mathbb{Y} - \mathbb{X}\beta\|^2$$

avec

$$\mathbb{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \mathbb{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nd} \end{pmatrix}.$$

Propriété

Si \mathbb{X} est de plein rang alors l'**estimateur des MCO** $\widehat{\beta} = (\mathbb{X}^t \mathbb{X})^{-1} \mathbb{X}^t \mathbb{Y}$ minimise $\text{SCR}(\beta)$.

Exemple

- Données **Hitters**, 263 individus, 20 variables

```
> Hitters %>% select(c(1:5,19)) %>% head()  
##   AtBat Hits HmRun Runs RBI Salary  
## 1    315    81      7    24   38  475.0  
## 2    479   130     18    66   72  480.0  
## 3    496   141     20    65   78  500.0  
## 4    321    87     10    39   42  91.5  
## 5    594   169      4    74   51  750.0  
## 6    185    37      1    23    8  70.0
```

- **Problème** : Expliquer/prédire le salaire (**Salary**) par les autres variables.

- Calcul des estimateurs MCO avec lm :

```
> mod <- lm(Salary~., data=Hitters)
> coef(mod)[1:5]
## (Intercept)      AtBat       Hits      HmRun      Runs
## 163.103588   -1.979873    7.500768   4.330883  -2.376210
```

- Calcul des estimateurs MCO avec lm :

```
> mod <- lm(Salary~., data=Hitters)
> coef(mod)[1:5]
## (Intercept)      AtBat      Hits      HmRun      Runs
## 163.103588   -1.979873    7.500768    4.330883   -2.376210
```

- Prévision du salaire de nouveaux individus

```
> xnew %>% select(1:5)
##   AtBat Hits HmRun Runs RBI
## 1   585   139     31    93   94
```

avec predict :

```
> predict(mod, newdata=xnew)
##           1
## 1129.376
```

Modèle gaussien

- En **supposant** de plus que les erreurs ε_i suivent une **loi Gaussienne**, on obtient la loi des estimateurs

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_j}} \sim T_{n-(d+1)}.$$

Modèle gaussien

- En **supposant** de plus que les erreurs ε_i suivent une **loi Gaussienne**, on obtient la loi des estimateurs

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_j}} \sim T_{n-(d+1)}.$$

- On en déduit des **procédures de test** :

```
> broom::tidy(mod) %>% head()
## # A tibble: 6 x 5
##   term      estimate std.error statistic p.value
##   <chr>      <dbl>     <dbl>     <dbl>    <dbl>
## 1 (Intercept) 163.      90.8      1.80  0.0736
## 2 AtBat       -1.98     0.634     -3.12  0.00201
## 3 Hits         7.50      2.38      3.15  0.00181
## 4 HmRun        4.33      6.20      0.698 0.486
## 5 Runs        -2.38     2.98     -0.797 0.426
## 6 RBI          -1.04     2.60     -0.402 0.688
```

- Ainsi que des intervalles de confiance pour les paramètres :

```
> confint(mod) %>% head()  
##                 2.5 %      97.5 %  
## (Intercept) -15.709647 341.9168228  
## AtBat        -3.228667 -0.7310792  
## Hits          2.817562 12.1839734  
## HmRun         -7.884569 16.5463352  
## Runs          -8.247625  3.4952055  
## RBI           -6.168102  4.0781779
```

- Ainsi que des intervalles de confiance pour les paramètres :

```
> confint(mod) %>% head()  
##                 2.5 %      97.5 %  
## (Intercept) -15.709647 341.9168228  
## AtBat        -3.228667 -0.7310792  
## Hits          2.817562 12.1839734  
## HmRun         -7.884569 16.5463352  
## Runs          -8.247625  3.4952055  
## RBI           -6.168102  4.0781779
```

- ou pour les prévisions :

```
> predict(mod,newdata=xnew,interval="confidence")  
##       fit     lwr     upr  
## 1 1129.376 889.2244 1369.528
```

Cas du modèle logistique

- Toutes ces notions se généralisent (assez) rapidement au **modèle logistique**

$$\log \frac{p_\beta(x)}{1 - p_\beta(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Le critère des MCO est remplacé par la **log-vraisemblance** (à maximiser) :

$$\mathcal{L}(y_1, \dots, y_n; \beta) = \sum_{i=1}^n [y_i x_i^t \beta - \log(1 + \exp(x_i^t \beta))].$$

Cas du modèle logistique

- Toutes ces notions se généralisent (assez) rapidement au **modèle logistique**

$$\log \frac{p_\beta(x)}{1 - p_\beta(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Le critère des MCO est remplacé par la **log-vraisemblance** (à maximiser) :

$$\mathcal{L}(y_1, \dots, y_n; \beta) = \sum_{i=1}^n [y_i x_i^t \beta - \log(1 + \exp(x_i^t \beta))].$$

- Pas de solution explicite mais de **(bons) algorithmes qui convergent vers le max.**

Exemple

- On considère les données **SAheart** :

```
> head(SAheart)
##   sbp tobacco ldl adiposity famhist typea obesity alcohol age chd
## 1 160     12.00 5.73      23.11 Present    49   25.30   97.20  52   1
## 2 144      0.01 4.41      28.61 Absent     55   28.87    2.06  63   1
## 3 118      0.08 3.48      32.28 Present    52   29.14    3.81  46   0
## 4 170      7.50 6.41      38.03 Present    51   31.99   24.26  58   1
## 5 134     13.60 3.50      27.78 Present    60   25.99   57.34  49   1
## 6 132      6.20 6.47      36.21 Present    62   30.77   14.14  45   0
```

- **Problème** : expliquer/prédire la variable binaire **chd** par les autres variables.

- On obtient les estimateurs avec `glm`

```
> logit <- glm(chd ~ ., data=SAheart, family="binomial")
> broom::tidy(logit)
## # A tibble: 10 x 5
##   term      estimate std.error statistic p.value
##   <chr>     <dbl>     <dbl>     <dbl>     <dbl>
## 1 (Intercept) -6.15      1.31     -4.70 0.00000258
## 2 sbp        0.00650    0.00573    1.14  0.256
## 3 tobacco    0.0794     0.0266     2.98  0.00285
## 4 ldl         0.174      0.0597     2.92  0.00355
## 5 adiposity   0.0186     0.0293     0.635 0.526
## 6 famhistPresent 0.925     0.228      4.06  0.0000490
## 7 typea       0.0396     0.0123     3.21  0.00131
## 8 obesity     -0.0629    0.0442     -1.42 0.155
## 9 alcohol     0.000122   0.00448     0.0271 0.978
## 10 age        0.0452     0.0121     3.73  0.000193
```

- Les prévisions de la probabilité de l'évènement $\{\text{chd}=1\}$ pour de nouveaux individus

```
> xnew
##   sbp tobacco  ldl adiposity famhist typea obesity alcohol age
## 1 146        0 6.62     25.69  Absent      60    28.07    8.23  63
```

- s'obtiennent avec `predict` :

```
> predict(logit,newdata=xnew,type="response")
##           1
## 0.4719671
```

Conclusion

Remarque

La qualité de ces modèles (et donc des prévisions) reposent sur deux postulats :

1. le **modèle est bon** : Y s'explique bien par une combinaison linéaire des X ;
2. les **estimateurs sont bons** : ils possèdent de bonnes propriétés statistiques.

Conclusion

Remarque

La qualité de ces modèles (et donc des prévisions) reposent sur deux postulats :

1. le **modèle est bon** : Y s'explique bien par une combinaison linéaire des X ;
2. les **estimateurs sont bons** : ils possèdent de bonnes propriétés statistiques.

- La qualité du modèle est toujours **difficile à vérifier** \implies ajouter d'autres effets dans la combinaison linéaire (quadratique, interactions...).
- On en sait plus sur la **performance des estimateurs** :

Conclusion

Remarque

La qualité de ces modèles (et donc des prévisions) reposent sur deux postulats :

1. le **modèle est bon** : Y s'explique bien par une combinaison linéaire des X ;
2. les **estimateurs sont bons** : ils possèdent de bonnes propriétés statistiques.

- La qualité du modèle est toujours **difficile à vérifier** \implies ajouter d'autres effets dans la combinaison linéaire (quadratique, interactions...).
- On en sait plus sur la **performance des estimateurs** :
 1. **Trop de variables** $\implies \nearrow$ de la variance (sur-ajustement).
 2. **Colinéarités** $\implies \nearrow$ de la variance (sur-ajustement).

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- Une approche naturelle pour répondre aux 2 problèmes évoqués précédemment est de sélectionner des variables explicatives parmi $\{X_1, \dots, X_d\}$.

Idée

Supprimer les variables

- qui n'expliquent pas Y .
- dont l'effet est déjà expliqué par d'autres variables

⇒ ce n'est pas parce qu'une variable n'est pas sélectionnée qu'elle n'est pas liée à Y !

Best subset selection

- d variables explicatives $\implies 2^d$ modèles concurrents.
- Idée : construire les 2^d modèles et les comparer.

Best subset selection

- d variables explicatives $\implies 2^d$ modèles concurrents.
- Idée : construire les 2^d modèles et les comparer.

Algorithme BSS

Entrée : un critère de choix de modèle (AIC, BIC...).

Pour $j = 0, \dots, d$:

1. Construire les $\binom{d}{j}$ modèles linéaires à j variables ;
2. Choisir parmi ces modèles celui qui a la plus petite SCR. On note \mathcal{M}_j le modèle sélectionné.

Retourner : le meilleur modèle parmi $\mathcal{M}_0, \mathcal{M}_1, \dots, \mathcal{M}_d$ au sens du critère de choix de modèle.

Exemples de critères (voir [?])

- **AIC** : Akaike Information Criterion

$$-2\mathcal{L}_n(\hat{\beta}) + 2d.$$

- **BIC** : Bayesian Information Criterion

$$-2\mathcal{L}_n(\hat{\beta}) + \log(n)d.$$

- **R^2 ajusté** :

$$R_a^2 = 1 - \frac{n-1}{n-d+1}(1-R^2) \quad \text{où} \quad R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\|\hat{\mathbb{Y}} - \bar{\mathbb{Y}}\mathbf{1}\|^2}{\|\mathbb{Y} - \bar{\mathbb{Y}}\mathbf{1}\|^2}.$$

- **C_p de Mallow** :

$$C_p = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + 2d\hat{\sigma}^2 \right).$$

Ajustement/complexité

- Ces critères sont constitués de deux parties :
 1. une qui mesure la **qualité d'ajustement** du modèle ;
 2. une autre qui mesure sa **complexité**.

Ajustement/complexité

- Ces critères sont constitués de deux parties :
 1. une qui mesure la **qualité d'ajustement** du modèle ;
 2. une autre qui mesure sa **complexité**.

Exemple AIC

- $-2\mathcal{L}_n(\hat{\beta})$ mesure l'ajustement ;
- $2p$ mesure la complexité.

Ajustement/complexité

- Ces critères sont constitués de deux parties :
 1. une qui mesure la **qualité d'ajustement** du modèle ;
 2. une autre qui mesure sa **complexité**.

Exemple AIC

- $-2\mathcal{L}_n(\hat{\beta})$ mesure l'ajustement ;
- $2p$ mesure la complexité.

⇒ l'idée est de choisir un modèle de **complexité minimale** qui ajuste bien les données.

Le coin R

- On peut utiliser les packages `leaps` et `bestglm`.
- On propose de présenter `bestglm` qui fait appel à `leaps` pour la régression et fonctionne également pour le **modèle logistique**.

Le coin R

- On peut utiliser les packages **leaps** et **bestglm**.
- On propose de présenter **bestglm** qui fait appel à **leaps** pour la régression et fonctionne également pour le **modèle logistique**.

```
> Hitters1 <- Hitters[,c(1:18,20,19)]
> sel.var <- bestglm(Hitters1)
> sel.var$Subsets %>% select(c(1:5,22)) %>% head()
##      (Intercept) AtBat   Hits HmRun   Runs      BIC
## 0        TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE 3213.768
## 1        TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE 3117.350
## 2        TRUE FALSE  TRUE FALSE FALSE 3079.270
## 3        TRUE FALSE  TRUE FALSE FALSE 3072.569
## 4        TRUE FALSE  TRUE FALSE FALSE 3066.387
## 5       TRUE  TRUE  TRUE FALSE FALSE 3064.125
```

- On obtient le modèle sélectionné avec :

```
> sel.var$BestModel %>% broom::tidy()  
## # A tibble: 7 x 5  
##   term      estimate std.error statistic p.value  
##   <chr>      <dbl>     <dbl>     <dbl>    <dbl>  
## 1 (Intercept)  91.5     65.0      1.41 1.60e- 1  
## 2 AtBat       -1.87     0.527     -3.54 4.70e- 4  
## 3 Hits         7.60     1.66      4.57 7.46e- 6  
## 4 Walks        3.70     1.21      3.06 2.49e- 3  
## 5 CRBI         0.643    0.0644     9.98 5.05e-20  
## 6 DivisionW   -123.     39.8     -3.09 2.24e- 3  
## 7 PutOuts      0.264    0.0748     3.53 4.84e- 4
```

- On obtient le modèle sélectionné avec :

```
> sel.var$BestModel %>% broom::tidy()  
## # A tibble: 7 x 5  
##   term      estimate std.error statistic p.value  
##   <chr>      <dbl>     <dbl>     <dbl>    <dbl>  
## 1 (Intercept)  91.5     65.0     1.41  1.60e- 1  
## 2 AtBat       -1.87     0.527    -3.54  4.70e- 4  
## 3 Hits         7.60     1.66     4.57  7.46e- 6  
## 4 Walks        3.70     1.21     3.06  2.49e- 3  
## 5 CRBI         0.643    0.0644    9.98 5.05e-20  
## 6 DivisionW   -123.     39.8    -3.09  2.24e- 3  
## 7 PutOuts      0.264    0.0748    3.53  4.84e- 4
```

Remarque

- L'approche **exhaustive** peut se révéler coûteuse en temps de calcul lorsque $d > 50$.
- On utilise généralement des méthodes **pas à pas** dans ce cas.

Pas à pas ascendant

Algorithme forward

Entrée : un critère de choix de modèle (AIC, BIC...)

1. Construire \mathcal{M}_0 le modèle linéaire qui contient uniquement la constante ;
2. Pour $j = 0, \dots, d - 1$:
 - 2.1 Construire les $d - j$ modèles linéaires en ajoutant une variable, parmi les variables non utilisées, à \mathcal{M}_j ;
 - 2.2 Choisir, parmi ces $d - j$ modèles, celui qui minimise la SCR $\rightarrow \mathcal{M}_{j+1}$.

Retourner : le meilleur modèle parmi $\mathcal{M}_0, \mathcal{M}_1, \dots, \mathcal{M}_d$ au sens du critère de choix de modèle.

Le coin R

Utiliser **method=forward** dans `bestglm`.

Pas à pas descendant

Algorithme backward

Entrée : un critère de choix de modèle (AIC, BIC...)

1. Construire \mathcal{M}_d le modèle linéaire complet (avec toutes les variables explicatives) ;
2. Pour $j = d, \dots, 1$:
 - 2.1 Construire les j modèles linéaires en supprimant une variable, parmi les variables non utilisées, à \mathcal{M}_j ;
 - 2.2 Choisir, parmi ces j modèles, celui qui minimise la SCR $\rightarrow \mathcal{M}_{j-1}$.

Retourner : le meilleur modèle parmi $\mathcal{M}_0, \mathcal{M}_1, \dots, \mathcal{M}_d$ au sens du critère de choix de modèle.

Le coin R

Utiliser `method=backward` dans `bestglm`.

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

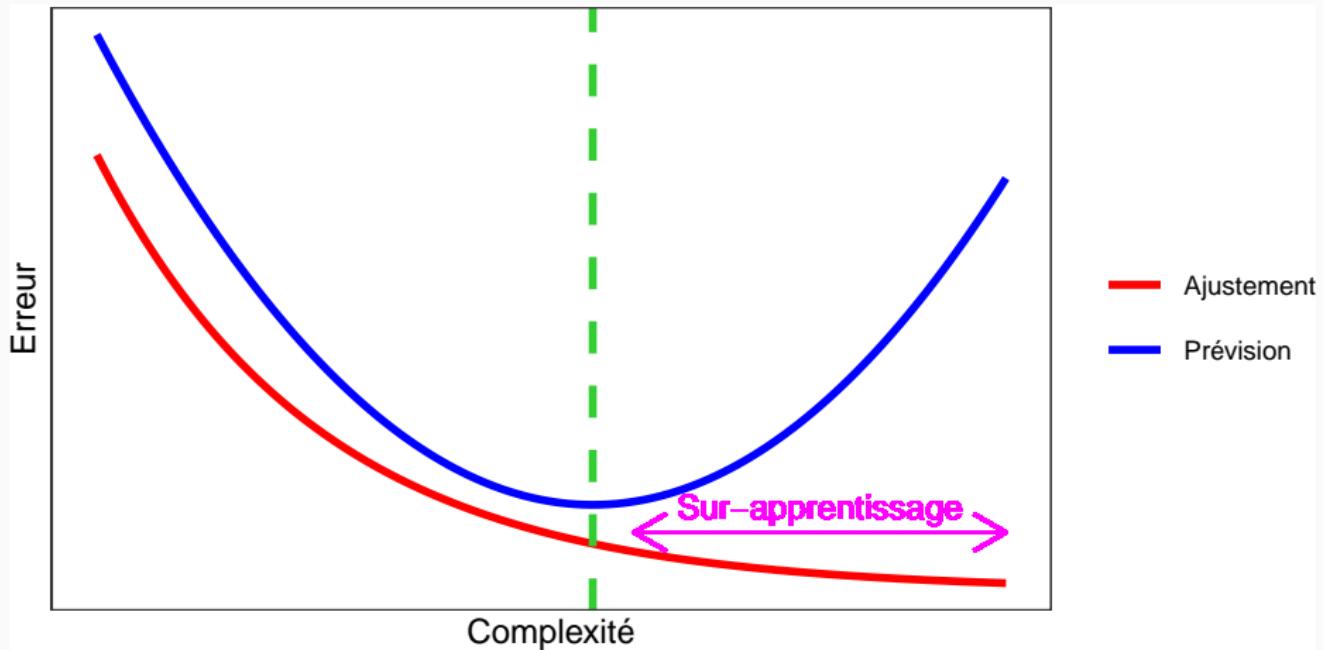
SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)



Complexité linéaire

Le **nombre de variables** est une mesure de la complexité des algorithmes linéaires.

Illustration numérique

- On génère des données $(x_i, y_i), i = 1, \dots, 500$ selon le modèle

$$y_i = 1x_{i1} + 0x_{i2} + \dots + 0x_{iq} + \varepsilon_i$$

où $x_1, \dots, x_q, \varepsilon$ sont i.i.d. de loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

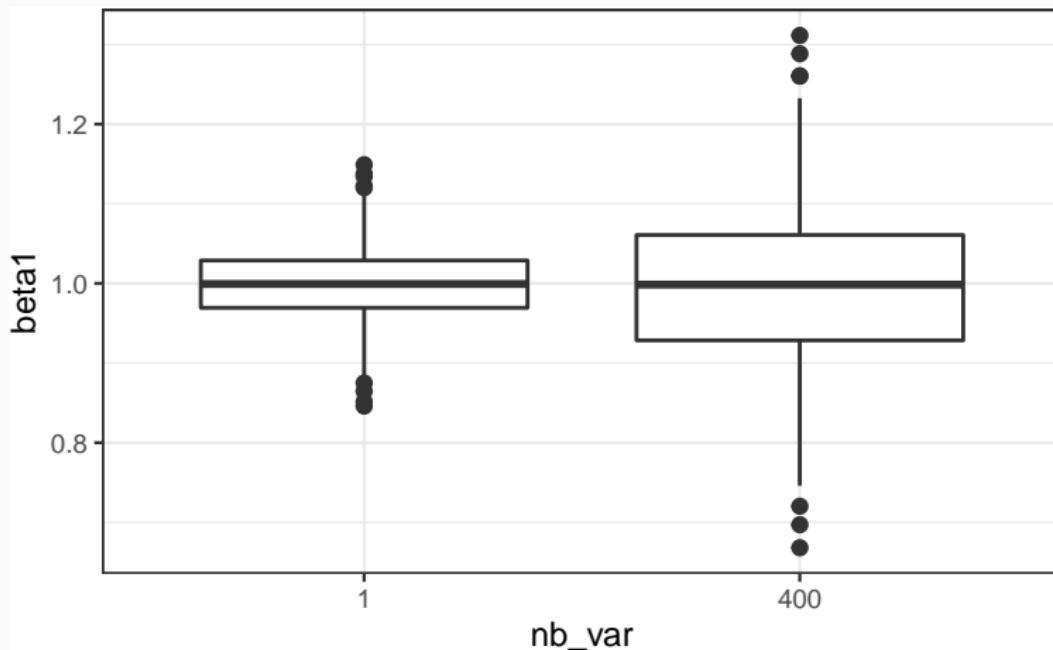
Illustration numérique

- On génère des données $(x_i, y_i), i = 1, \dots, 500$ selon le modèle

$$y_i = 1x_{i1} + 0x_{i2} + \dots + 0x_{iq} + \varepsilon_i$$

où $x_1, \dots, x_q, \varepsilon$ sont i.i.d. de loi $\mathcal{N}(0, 1)$.

- Seule X_1 est explicative, les $q - 1$ autres variables peuvent être vues comme du bruit.
- On calcule l'estimateur de MCO de β_1 sur 1000 répétitions. On trace les boxplot de ces estimateurs pour $q = 0$ et $q = 400$.



Conclusion

Plus de variance (donc moins de précision) lorsque le nombre de variables inutiles augmente.

- Lorsque le nombre de variables d est grand, les estimateurs des moindres carrés du modèle linéaire

$$Y = \beta_1 X_1 + \dots + \beta_d X_d + \varepsilon$$

possèdent généralement une grande variance.

- Lorsque le nombre de variables d est grand, les estimateurs des moindres carrés du modèle linéaire

$$Y = \beta_1 X_1 + \dots + \beta_d X_d + \varepsilon$$

possèdent généralement une grande variance.

Idée des méthodes pénalisées

- Contraindre la valeur des estimateurs des moindres carrés de manière à réduire la variance (quitte à augmenter un peu le biais).

- Lorsque le nombre de variables d est grand, les estimateurs des moindres carrés du modèle linéaire

$$Y = \beta_1 X_1 + \dots + \beta_d X_d + \varepsilon$$

possèdent généralement une grande variance.

Idée des méthodes pénalisées

- Contraindre la valeur des estimateurs des moindres carrés de manière à réduire la variance (quitte à augmenter un peu le biais).
- Comment ? En imposant une contrainte sur la valeur des estimateurs des moindres carrés :

$$\hat{\beta}^{pen} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2$$

sous la contrainte $\|\beta\|_? \leq t$.

Questions

- Quelle norme utiliser pour la contrainte ?

Questions

- Quelle norme utiliser pour la contrainte ?
- Existence/unicité des estimateurs ? Solutions explicites du problème d'optimisation ?

Questions

- Quelle norme utiliser pour la contrainte ?
- Existence/unicité des estimateurs ? Solutions explicites du problème d'optimisation ?
- Comment choisir t ?
 - t petit \implies estimateurs constraints (proche de 0) ;
 - t grand \implies estimateurs des moindres carrés (non pénalisés).

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- La **régression ridge** consiste à minimiser le critère des moindres carrés pénalisé par la norme 2 des coefficients.

Définition

1. Les **estimateurs ridge** $\hat{\beta}^R$ s'obtiennent en minimisant

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad \text{sous la contrainte} \quad \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \leq t \quad (1)$$

- La **régression ridge** consiste à minimiser le critère des moindres carrés pénalisé par la norme 2 des coefficients.

Définition

1. Les **estimateurs ridge** $\hat{\beta}^R$ s'obtiennent en minimisant

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad \text{sous la contrainte} \quad \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \leq t \quad (1)$$

2. ou de façon **équivalente**

$$\hat{\beta}^R = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \right\}. \quad (2)$$

Quelques remarques

- Les définitions (1) et (2) sont équivalentes dans le sens où pour tout t il existe un unique λ tels que les solutions aux deux problèmes d'optimisation coïncident.

Quelques remarques

- Les définitions (1) et (2) sont équivalentes dans le sens où pour tout t il existe un unique λ tels que les solutions aux deux problèmes d'optimisation coïncident.
- La constante β_0 n'entre généralement pas dans la pénalité.

Quelques remarques

- Les définitions (1) et (2) sont équivalentes dans le sens où pour tout t il existe un unique λ tels que les solutions aux deux problèmes d'optimisation coïncident.
- La constante β_0 n'entre généralement pas dans la pénalité.
- L'estimateur dépend bien entendu du paramètre t (ou λ) :
$$\hat{\beta}^R = \hat{\beta}^R(t) = \hat{\beta}^R(\lambda).$$

Quelques remarques

- Les définitions (1) et (2) sont équivalentes dans le sens où pour tout t il existe un unique λ tels que les solutions aux deux problèmes d'optimisation coïncident.
- La constante β_0 n'entre généralement pas dans la pénalité.
- L'estimateur dépend bien entendu du paramètre t (ou λ) :
$$\hat{\beta}^R = \hat{\beta}^R(t) = \hat{\beta}^R(\lambda).$$
- Les variables explicatives sont le plus souvent réduites pour éviter les problèmes d'échelle dans la pénalité.

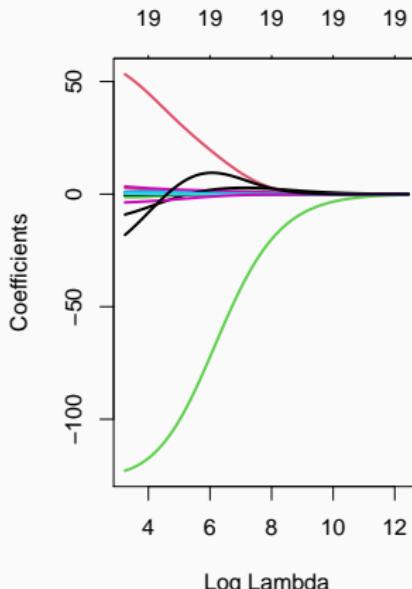
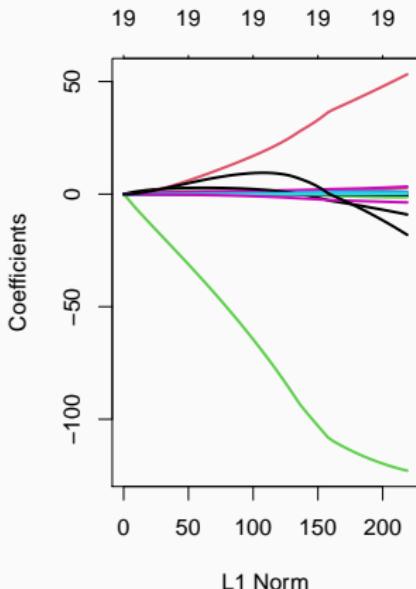
Exemple avec les données Hitters

- Il existe plusieurs fonctions et packages qui permettent de faire de la régression pénalisée sur R. Nous présentons ici `glmnet`.
- `glmnet` n'accepte pas d'objet `formule`. Il faut spécifier la matrice des X et le vecteur des Y :

```
> Hitters.X <- model.matrix(Salary ~ ., data=Hitters) [,-1]
```

Ridge avec glmnet

```
> library(glmnet)
> reg.ridge <- glmnet(Hitters.X,Hitters$Salary,alpha=0)
> par(mfrow=c(1,2))
> plot(reg.ridge,lwd=2)
> plot(reg.ridge,lwd=2,xvar="lambda")
```



Propriétés des estimateurs ridge

Propriétés

1. Lorsque les variables explicatives sont **centrée-réduites**, l'estimateur Ridge solution de (2) s'écrit

$$\hat{\beta}^R = \hat{\beta}^R(\lambda) = (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \mathbb{X}^t \mathbb{Y}.$$

2. On déduit

$$\text{biais}(\hat{\beta}^R) = -\lambda (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \beta$$

et

$$\mathbf{V}(\hat{\beta}^R) = \sigma^2 (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \mathbb{X}^t \mathbb{X} (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1}.$$

Propriétés des estimateurs ridge

Propriétés

1. Lorsque les variables explicatives sont **centrée-réduites**, l'estimateur Ridge solution de (2) s'écrit

$$\hat{\beta}^R = \hat{\beta}^R(\lambda) = (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \mathbb{X}^t \mathbb{Y}.$$

2. On déduit

$$\text{biais}(\hat{\beta}^R) = -\lambda (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \beta$$

et

$$\mathbf{V}(\hat{\beta}^R) = \sigma^2 (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \mathbb{X}^t \mathbb{X} (\mathbb{X}^t \mathbb{X} + \lambda \mathbb{I})^{-1}.$$

Commentaires

- Si $\lambda = 0$, on retrouve le biais et la variance de l'estimateur des **MCO**.
- $\lambda \nearrow \implies \text{biais} \nearrow$ et $\text{variance} \searrow$ et réciproquement lorsque $\lambda \searrow$.

Choix de λ

- Il est **crucial** : si $\lambda \approx 0$ alors $\hat{\beta}^R \approx \hat{\beta}^{MCO}$, si λ "grand" alors $\hat{\beta}^R \approx 0$.

Choix de λ

- Il est **crucial** : si $\lambda \approx 0$ alors $\hat{\beta}^R \approx \hat{\beta}^{MCO}$, si λ "grand" alors $\hat{\beta}^R \approx 0$.
- Le choix de λ se fait le plus souvent de façon "classique" :
 1. **Estimation d'un critère** de choix de modèle pour toutes les valeurs de λ ;

Choix de λ

- Il est **crucial** : si $\lambda \approx 0$ alors $\hat{\beta}^R \approx \hat{\beta}^{MCO}$, si λ "grand" alors $\hat{\beta}^R \approx 0$.
- Le choix de λ se fait le plus souvent de façon "classique" :
 1. **Estimation d'un critère** de choix de modèle pour toutes les valeurs de λ ;
 2. Choix du λ qui **minimise** le critère estimé.

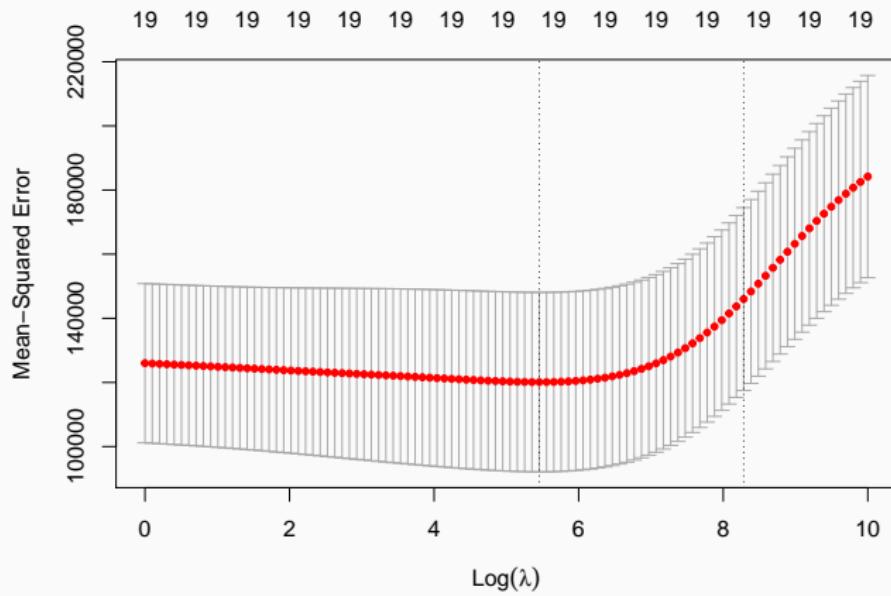
Choix de λ

- Il est **crucial** : si $\lambda \approx 0$ alors $\hat{\beta}^R \approx \hat{\beta}^{MCO}$, si λ "grand" alors $\hat{\beta}^R \approx 0$.
- Le choix de λ se fait le plus souvent de façon "classique" :
 1. **Estimation d'un critère** de choix de modèle pour toutes les valeurs de λ ;
 2. Choix du λ qui **minimise** le critère estimé.
- **Exemple** : la fonction `cv.glmnet` choisit la valeur de λ qui minimise l'**erreur quadratique moyenne**

$$\mathbf{E}[(Y - m_{\hat{\beta}^R(\lambda)}(X))^2]$$

estimée par **validation croisée**.

```
> set.seed(321)
> reg.cvridge <- cv.glmnet(Hitters.X,Hitters$Salary, alpha=0,
+                               lambda=exp(seq(0,10,length=100)))
> bestlam <- reg.cvridge$lambda.min
> bestlam
## [1] 233.8186
> plot(reg.cvridge)
```



Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- La **régression lasso** consiste à minimiser le critère des moindres carrés pénalisé par la norme 1 des coefficients.

Définition [?]

1. Les **estimateurs lasso** $\hat{\beta}^L$ s'obtiennent en minimisant

$$\sum_{i=1}^n \left(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d X_{ij}\beta_j \right)^2 \quad \text{sous la contrainte} \quad \sum_{j=1}^d |\beta_j| \leq t \quad (3)$$

2. ou de façon **équivalente**

$$\hat{\beta}^L = \operatorname{argmin}_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d X_{ij}\beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^d |\beta_j| \right\}. \quad (4)$$

Comparaison Ridge-Lasso

- Dans le cas où la matrice \mathbb{X} est orthonormée, on a une écriture explicite pour les estimateurs ridge et lasso.

Comparaison Ridge-Lasso

- Dans le cas où la matrice \mathbb{X} est orthonormée, on a une écriture explicite pour les estimateurs ridge et lasso.

Propriété

Si la matrice de design \mathbb{X} est orthonormée, alors

$$\hat{\beta}_j^R = \frac{\hat{\beta}_j}{1 + \lambda} \quad \text{et} \quad \hat{\beta}_j^L = \text{signe}(\hat{\beta}_j)(|\hat{\beta}_j| - \lambda)_+$$

où $\hat{\beta}_j$ est l'estimateur MCO de β_j .

Comparaison Ridge-Lasso

- Dans le cas où la matrice \mathbb{X} est orthonormée, on a une écriture explicite pour les estimateurs ridge et lasso.

Propriété

Si la matrice de design \mathbb{X} est orthonormée, alors

$$\hat{\beta}_j^R = \frac{\hat{\beta}_j}{1 + \lambda} \quad \text{et} \quad \hat{\beta}_j^L = \text{signe}(\hat{\beta}_j)(|\hat{\beta}_j| - \lambda)_+$$

où $\hat{\beta}_j$ est l'estimateur MCO de β_j .

Commentaires

- Ridge "diminue" l'estimateur MCO de façon proportionnelle ;

Comparaison Ridge-Lasso

- Dans le cas où la matrice \mathbb{X} est orthonormée, on a une écriture explicite pour les estimateurs ridge et lasso.

Propriété

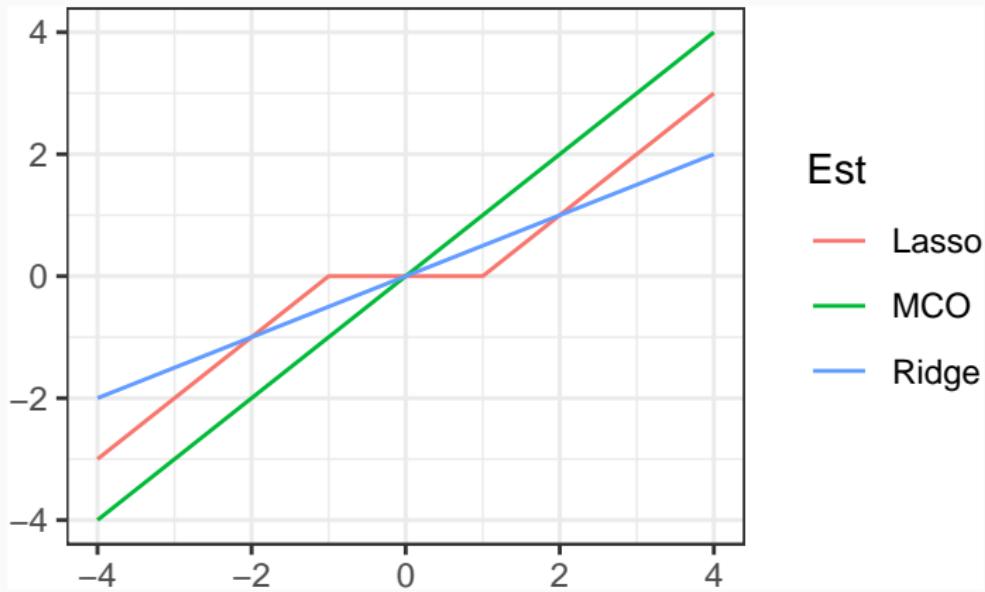
Si la matrice de design \mathbb{X} est orthonormée, alors

$$\hat{\beta}_j^R = \frac{\hat{\beta}_j}{1 + \lambda} \quad \text{et} \quad \hat{\beta}_j^L = \text{signe}(\hat{\beta}_j)(|\hat{\beta}_j| - \lambda)_+$$

où $\hat{\beta}_j$ est l'estimateur MCO de β_j .

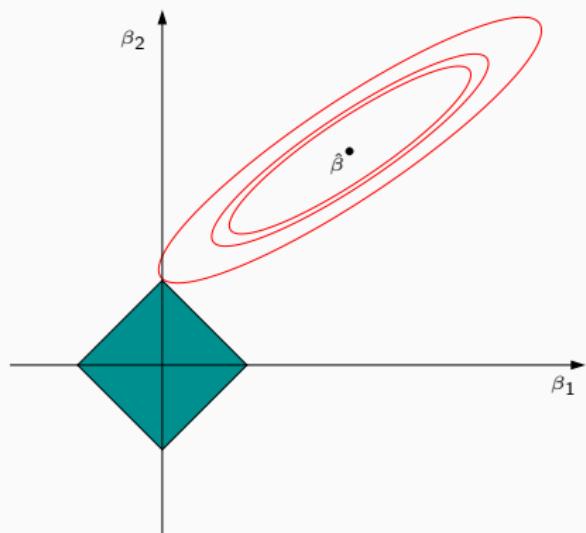
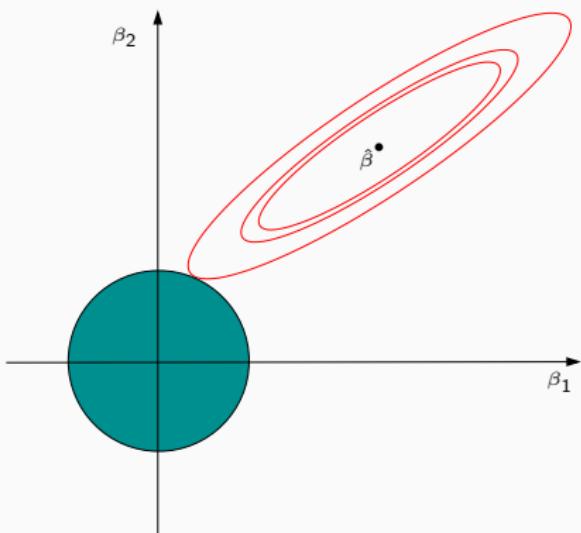
Commentaires

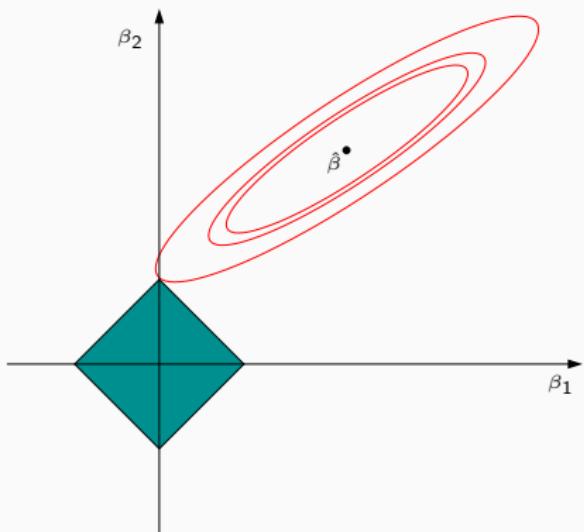
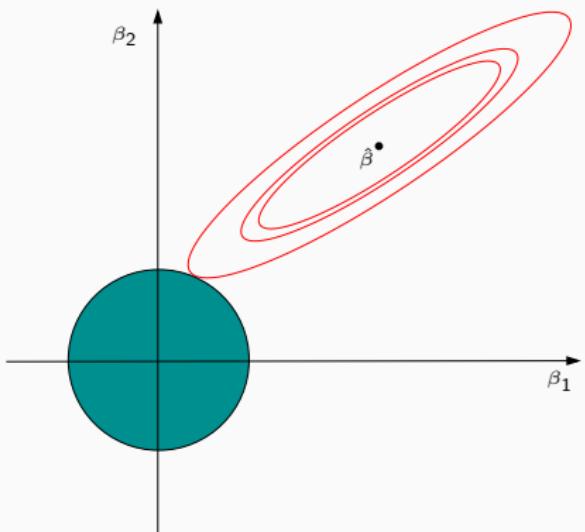
- Ridge "diminue" l'estimateur MCO de façon proportionnelle ;
- Lasso translate et tronque l'estimateur MCO (lorsque ce dernier est petit).



Conclusion

Le lasso va avoir tendance à "mettre" des coefficients à 0 et donc à faire de la sélection de variables.





Remarque

Ces approches reviennent (d'une certaine façon) à projeter l'estimateur des MCO sur les boules unités associées à

1. la norme 2 pour la régression ridge ;
2. la norme 1 pour le lasso.

Quelques remarques

- Comme pour la régression ridge :
 - on préfère souvent **réduire la matrice de design** avant d'effectuer la régression lasso ;

Quelques remarques

- Comme pour la régression ridge :
 - on préfère souvent **réduire la matrice de design** avant d'effectuer la régression lasso ;
 - Le choix de λ est **crucial** (il est le plus souvent sélectionné en minimisant un critère empirique).

Quelques remarques

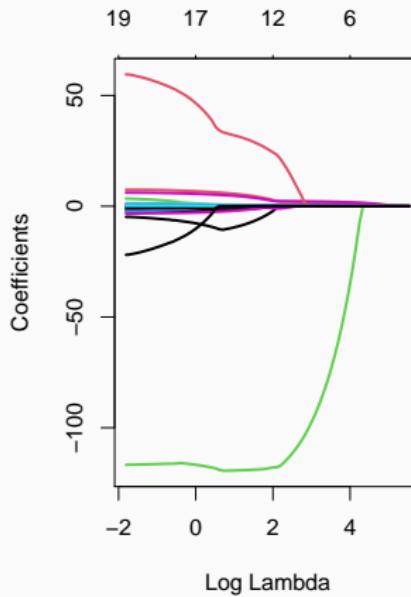
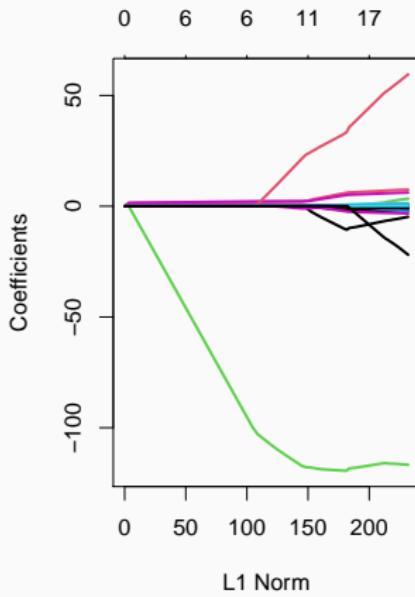
- Comme pour la régression ridge :
 - on préfère souvent **réduire la matrice de design** avant d'effectuer la régression lasso ;
 - Le choix de λ est **crucial** (il est le plus souvent sélectionné en minimisant un critère empirique).
 - $\lambda \nearrow \implies$ biais \nearrow et variance \searrow et réciproquement lorsque $\lambda \searrow$.

Quelques remarques

- Comme pour la régression ridge :
 - on préfère souvent **réduire la matrice de design** avant d'effectuer la régression lasso ;
 - Le choix de λ est **crucial** (il est le plus souvent sélectionné en minimisant un critère empirique).
 - $\lambda \nearrow \implies$ biais \nearrow et variance \searrow et réciproquement lorsque $\lambda \searrow$.
- **MAIS**, contrairement à ridge : $\lambda \nearrow \implies$ **le nombre de coefficients nuls augmente** ([?]).

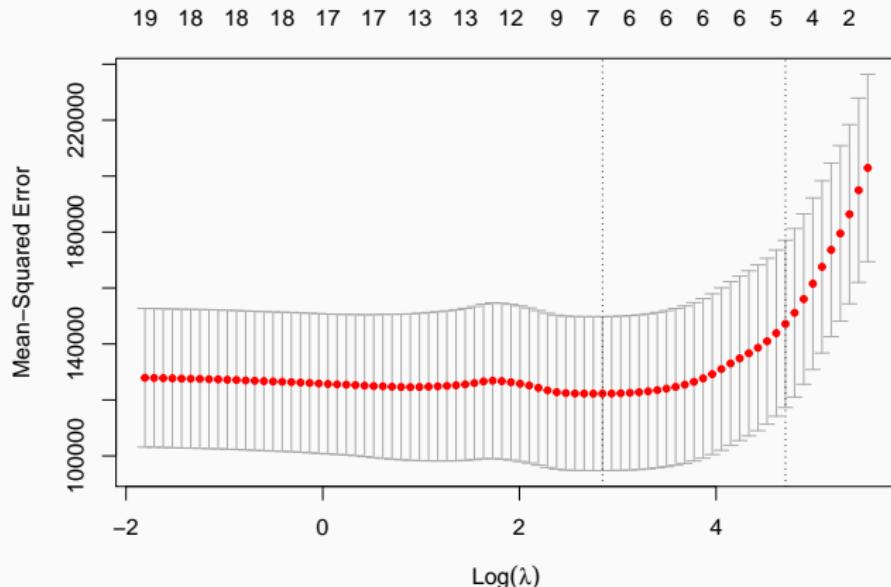
Le coin R

```
> reg.lasso <- glmnet(Hitters.X,Hitters$Salary,alpha=1)
> par(mfrow=c(1,2))
> plot(reg.lasso,lwd=2)
> plot(reg.lasso,lwd=2,xvar="lambda")
```



Sélection de λ

```
> set.seed(321)
> reg.cvlasso <- cv.glmnet(Hitters.X,Hitters$Salary,alpha=1)
> bestlam <- reg.cvlasso$lambda.min
> bestlam
## [1] 17.19108
> plot(reg.cvlasso)
```



Résolution numérique

- Il existe plusieurs façons de résoudre le problème numérique d'optimisation lasso (ou ridge).
- Un des plus utilisé est l'algorithme de descente de coordonnées [?].

Résolution numérique

- Il existe plusieurs façons de résoudre le problème numérique d'optimisation lasso (ou ridge).
- Un des plus utilisé est l'algorithme de descente de coordonnées [?].
- On considère le problème lasso

$$\hat{\beta}^L = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d X_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^d |\beta_j| \right\}$$

avec les variables explicatives centrées-réduites (pour simplifier).

Descente de coordonnées

1. **Initialisation** : $\hat{\beta}_0 = \bar{y}$, $\hat{\beta}_j = \dots, j = 1, \dots, d$.

2. Répéter jusqu'à convergence :

Pour $j = 1, \dots, d$:

2.1 Calculer les **résidus partiels** $r_i^{(j)} = y_i - \sum_{k \neq j} x_{ik} \hat{\beta}_k$;

2.2 Faire la **régression simple** des y_i contre $r_i^{(j)}$ $\implies \tilde{\beta}_j$;

2.3 **Mettre à jour** $\hat{\beta}_j = \text{signe}(\tilde{\beta}_j)(|\tilde{\beta}_j| - \lambda)_+$

3. **Retourner** : $\hat{\beta}_j, j = 1, \dots, d$.

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

Différentes pénalités

- Les approches **ridge** et **lasso** diffèrent uniquement au niveau de la **pénalité** ajoutée au critère des moindres carrés.
- Norme 2 pour **ridge** et norme 1 pour le **lasso**.

Différentes pénalités

- Les approches **ridge** et **lasso** diffèrent uniquement au niveau de la **pénalité** ajoutée au critère des moindres carrés.
- Norme 2 pour **ridge** et norme 1 pour le **lasso**.
- Il existe tout un tas d'**autres stratégies** de pénalisations.
- Nous en présentons quelques unes dans cette partie.
- On pourra consulter [?] pour plus de détails.

Elastic net

- [?] ont proposé de combiner les approches ridge et lasso en proposant une pénalité (appelée **elastic net**) de la forme

$$\lambda \sum_{j=1}^d ((1 - \alpha) \beta_j^2 + \alpha |\beta_j|)$$

où $\alpha \in [0, 1]$.

Elastic net

- [?] ont proposé de combiner les approches ridge et lasso en proposant une pénalité (appelée elastic net) de la forme

$$\lambda \sum_{j=1}^d ((1 - \alpha)\beta_j^2 + \alpha|\beta_j|)$$

où $\alpha \in [0, 1]$.

- Le paramètre α définit le compromis ridge/lasso :
 - $\alpha = 1 \implies$ Lasso ;
 - $\alpha = 0 \implies$ Ridge ;

Elastic net

- [?] ont proposé de combiner les approches ridge et lasso en proposant une pénalité (appelée elastic net) de la forme

$$\lambda \sum_{j=1}^d ((1 - \alpha)\beta_j^2 + \alpha|\beta_j|)$$

où $\alpha \in [0, 1]$.

- Le paramètre α définit le compromis ridge/lasso :
 - $\alpha = 1 \implies$ Lasso ;
 - $\alpha = 0 \implies$ Ridge ;
 - Ce paramètre correspond (évidemment) à l'argument **alpha** de la fonction **glmnet**.

Elastic net

- [?] ont proposé de combiner les approches ridge et lasso en proposant une pénalité (appelée elastic net) de la forme

$$\lambda \sum_{j=1}^d ((1 - \alpha)\beta_j^2 + \alpha|\beta_j|)$$

où $\alpha \in [0, 1]$.

- Le paramètre α définit le compromis ridge/lasso :
 - $\alpha = 1 \implies$ Lasso ;
 - $\alpha = 0 \implies$ Ridge ;
 - Ce paramètre correspond (évidemment) à l'argument **alpha** de la fonction **glmnet**.
- **Avantage** : on a plus de flexibilité car la pénalité elastic net propose une gamme de modèles beaucoup plus large que lasso et ridge ;

Elastic net

- [?] ont proposé de combiner les approches ridge et lasso en proposant une pénalité (appelée elastic net) de la forme

$$\lambda \sum_{j=1}^d ((1 - \alpha)\beta_j^2 + \alpha|\beta_j|)$$

où $\alpha \in [0, 1]$.

- Le paramètre α définit le compromis ridge/lasso :
 - $\alpha = 1 \implies$ Lasso ;
 - $\alpha = 0 \implies$ Ridge ;
 - Ce paramètre correspond (évidemment) à l'argument **alpha** de la fonction **glmnet**.
- **Avantage** : on a plus de flexibilité car la pénalité elastic net propose une gamme de modèles beaucoup plus large que lasso et ridge ;
- **Inconvénient** : en plus du λ il faut aussi sélectionner le α !

Group Lasso

- Dans certaines applications, les variables explicatives appartiennent à des groupes de variables prédéfinis.

Group Lasso

- Dans certaines applications, les variables explicatives appartiennent à des groupes de variables prédéfinis.
- Nécessité de "shrinker" ou sélectionner les variables par groupe.

Group Lasso

- Dans certaines applications, les variables explicatives appartiennent à des groupes de variables prédéfinis.
- Nécessité de "shrinker" ou sélectionner les variables par groupe.

Exemple : variables qualitatives

- 2 variables explicatives qualitatives X_1 et X_2 et une variable explicative continue X_3 .
- Le modèle s'écrit

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \mathbf{1}_{X_1=A} + \beta_2 \mathbf{1}_{X_1=B} + \beta_3 \mathbf{1}_{X_1=C} \\ + \beta_4 \mathbf{1}_{X_2=D} + \beta_5 \mathbf{1}_{X_2=E} + \beta_6 \mathbf{1}_{X_2=F} + \beta_7 \mathbf{1}_{X_2=G} + \beta_8 X_3 + \varepsilon$$

muni des contraintes $\beta_1 = \beta_4 = 0$.

Group Lasso

- Dans certaines applications, les variables explicatives appartiennent à des groupes de variables prédéfinis.
- Nécessité de "shrinker" ou sélectionner les variables par groupe.

Exemple : variables qualitatives

- 2 variables explicatives qualitatives X_1 et X_2 et une variable explicative continue X_3 .
- Le modèle s'écrit

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \mathbf{1}_{X_1=A} + \beta_2 \mathbf{1}_{X_1=B} + \beta_3 \mathbf{1}_{X_1=C} \\ + \beta_4 \mathbf{1}_{X_2=D} + \beta_5 \mathbf{1}_{X_2=E} + \beta_6 \mathbf{1}_{X_2=F} + \beta_7 \mathbf{1}_{X_2=G} + \beta_8 X_3 + \varepsilon$$

muni des contraintes $\beta_1 = \beta_4 = 0$.

- 3 groupes : $\mathbf{X}_1 = (\mathbf{1}_{X_1=B}, \mathbf{1}_{X_1=C})$, $\mathbf{X}_2 = (\mathbf{1}_{X_2=E}, \mathbf{1}_{X_2=F}, \mathbf{1}_{X_2=G})$ et $\mathbf{X}_3 = X_3$.

Définition

En présence de d variables réparties en L groupes $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_L$ de cardinal d_1, \dots, d_L . On note $\beta_\ell, \ell = 1, \dots, L$ le vecteur des coefficients associé au groupe \mathbf{X}_ℓ . Les **estimateurs group-lasso** s'obtiennent en minimisant le critère

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{\ell=1}^L \mathbf{X}_{i\ell} \beta_\ell \right)^2 + \lambda \sum_{\ell=1}^L \sqrt{d_\ell} \|\beta_\ell\|_2$$

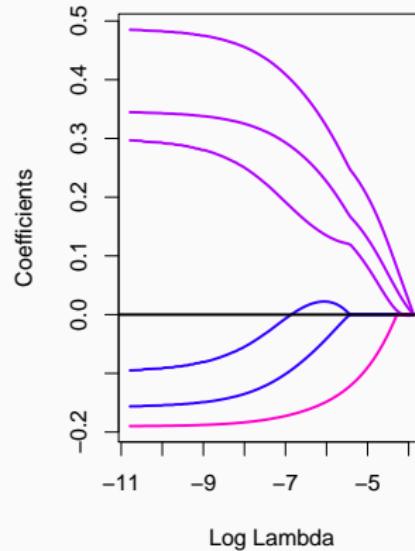
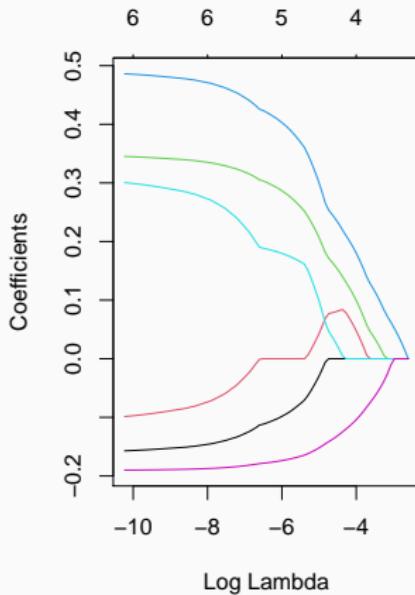
Remarque

Puisque $\|\beta_\ell\|_2 = 0$ ssi $\beta_{\ell 1} = \dots = \beta_{\ell d_\ell} = 0$, cette procédure encourage la mise à zéro des coefficients d'un **même groupe**.

Le coin R

- La fonction `gglasso` du package `gglasso` permet de faire du **groupe lasso** sur R.

```
> summary(donnees)
##          X1              X2              X3              Y
##  Length:200      Length:200      Min.   :0.009496  Min.   :-3.23315
##  Class :character  Class :character  1st Qu.:0.237935  1st Qu.:-0.50404
##  Mode   :character  Mode   :character  Median :0.485563  Median : 0.16759
##                                 Mean   :0.483286  Mean   : 0.09792
##                                 3rd Qu.:0.734949  3rd Qu.: 0.66918
##                                 Max.   :0.998741  Max.   : 3.04377
> D <- model.matrix(Y~.,data=donnees)[,-1]
> model <- glmnet(D,Y,alpha=1)
> groupe <- c(1,1,2,2,2,3)
> library(gglasso)
> model1 <- gglasso(D,Y,group=groupe)
> plot(model1)
```



Remarque

Les coefficients s'annulent par groupe lorsque λ augmente (graphe de droite).

Sparse group lasso

- La **norme 2** de la pénalité group-lasso implique que, généralement, tous les coefficients d'un groupe sont **tous nuls** ou **tous non nuls**.
- Dans certains cas, il peut être intéressant de mettre de la **sparsité** dans les groupes aussi. Comment ?

Sparse group lasso

- La **norme 2** de la pénalité group-lasso implique que, généralement, tous les coefficients d'un groupe sont **tous nuls** ou **tous non nuls**.
- Dans certains cas, il peut être intéressant de mettre de la **sparsité** dans les groupes aussi. Comment ?
- En ajoutant **la norme 1** dans la pénalité.

Sparse group lasso

- La norme 2 de la pénalité group-lasso implique que, généralement, tous les coefficients d'un groupe sont tous nuls ou tous non nuls.
- Dans certains cas, il peut être intéressant de mettre de la sparsité dans les groupes aussi. Comment ?
- En ajoutant la norme 1 dans la pénalité.

Pénalité sparse group lasso

$$\lambda \sum_{\ell=1}^L [(1 - \alpha) \|\beta_\ell\|_2 + \alpha \|\beta_\ell\|_1].$$

- Sur R : package SGL.

Fused lasso

- Utile pour prendre en compte la **spatialité des données**.
- **Idée** : deux coefficients successifs doivent être proches.

Pénalité fused lasso

$$\lambda_1 \sum_{j=1}^d |\beta_j|$$

Fused lasso

- Utile pour prendre en compte la **spatialité des données**.
- **Idée** : deux coefficients successifs doivent être proches.

Pénalité fused lasso

$$\lambda_1 \sum_{j=1}^d |\beta_j| + \lambda_2 \sum_{j=2}^d |\beta_{j+1} - \beta_j|$$

qui peut se re-paramétriser en

$$\lambda \sum_{j=2}^d |\beta_{j+1} - \beta_j|.$$

- Sur **R** : package **genlasso**.

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

200

Support vector regression (SVR)

Discrimination binaire

- Les méthodes **ridge et lasso** ont été présentées dans un cadre de régression linéaire.
- Ces techniques s'adaptent directement à la **régression logistique**
 $\mathcal{Y} = \{-1, 1\}$.

Discrimination binaire

- Les méthodes **ridge et lasso** ont été présentées dans un cadre de régression linéaire.
- Ces techniques s'adaptent directement à la **régression logistique**
 $\mathcal{Y} = \{-1, 1\}$.
- Les **pénalités** sont **identiques**.
- **Seul changement** : le critère moindre carré est remplacé par la déviance \implies ce qui revient à **minimiser l'opposé de la vraisemblance plus la pénalité**.

Lasso et Ridge pour la logistique

Définition

On note $\tilde{y}_i = (y_i + 1)/2$.

- On appelle **estimateur ridge** en régression logistique l'estimateur

$$\hat{\beta}^R = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ - \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i x_i^t \beta - \log(1 + \exp(x_i^t \beta))) + \lambda \sum_{j=1}^d \beta_j^2 \right\}.$$

- On appelle **estimateur lasso** en régression logistique l'estimateur

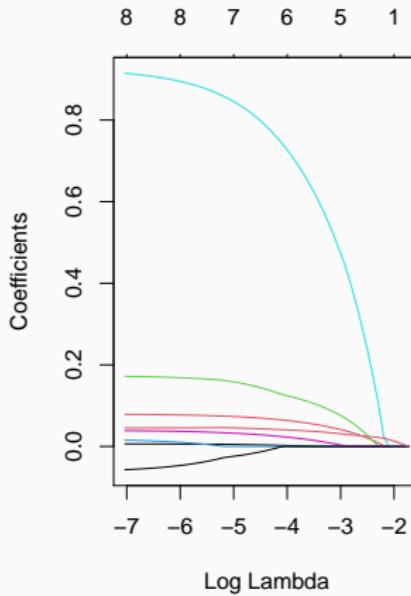
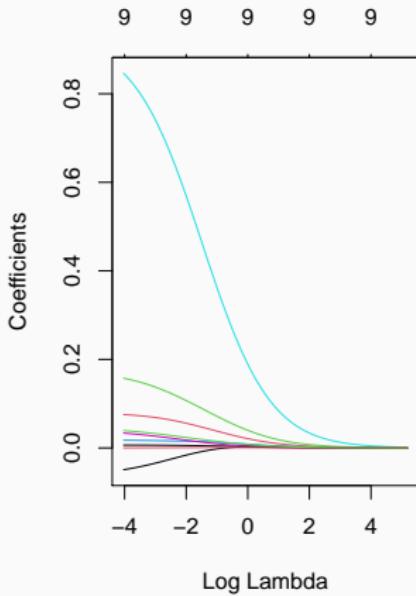
$$\hat{\beta}^L = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ - \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i x_i^t \beta - \log(1 + \exp(x_i^t \beta))) + \lambda \sum_{j=1}^d |\beta_j| \right\}.$$

- Pour faire du ridge ou lasso en logistique, il suffit d'ajouter l'argument **family=binomial** dans `glmnet`.
- Tout reste identique pour le reste (tracé du chemin des coefficients, choix du λ ...).
- Exemple : données `SAheart`

```
> head(SAheart)
##   sbp tobacco  ldl adiposity famhist typea obesity alcohol age chd
## 1 160     12.00 5.73      23.11 Present    49   25.30  97.20  52   1
## 2 144      0.01 4.41      28.61 Absent     55   28.87   2.06  63   1
## 3 118      0.08 3.48      32.28 Present    52   29.14   3.81  46   0
## 4 170      7.50 6.41      38.03 Present    51   31.99  24.26  58   1
## 5 134     13.60 3.50      27.78 Present    60   25.99  57.34  49   1
## 6 132      6.20 6.47      36.21 Present    62   30.77  14.14  45   0
```

- On obtient les chemins de régularisation ridge et lasso avec les commandes suivantes :

```
> SAheart.X <- model.matrix(chd~.,data=SAheart)
> log.ridge <- glmnet(SAheart.X,SAheart$chd,family="binomial",alpha=0)
> log.lasso <- glmnet(SAheart.X,SAheart$chd,family="binomial",alpha=1)
> plot(log.ridge,xvar="lambda")
```



Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

- **Discrimination binaire** : Y à valeurs dans $\{-1, 1\}$ et $X = (X_1, \dots, X_d)$ dans \mathbb{R}^d .
- Les extensions **multi-classes** et **régression** seront présentées à la fin de cette partie.

Objectif

- Estimer la **fonction de score** $S(x) = \mathbf{P}(Y = 1 | X = x)$;
- En déduire une **règle de classification** $g : \mathbb{R}^d \rightarrow \{-1, 1\}$.

Règles linéaires

- Elles consistent à **séparer** l'espace des X par un **hyperplan**.
- On classe ensuite 1 d'un côté de l'hyperplan, -1 de l'autre côté.

Règles linéaires

- Elles consistent à séparer l'espace des X par un hyperplan.
- On classe ensuite 1 d'un côté de l'hyperplan, -1 de l'autre côté.

Mathématiquement

- On cherche une combinaison linéaire des variables $w_1x_1 + \dots + w_dx_d$.
- Règle associée :

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_1x_1 + \dots + w_dx_d \geq 0 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Exemple 1 : régression logistique

- Modèle :

$$\log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d$$

où $p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x)$.

- Règle de classification :

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(x) \geq 0.5 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Exemple 1 : régression logistique

- Modèle :

$$\log \frac{p(x)}{1 - p(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d$$

où $p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x)$.

- Règle de classification :

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(x) \geq 0.5 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- équivalent à

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d \geq 0 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Exemple 2 : LDA

- Modèle : $\mathcal{L}(X|Y = k) = \mathcal{N}(\mu_k, \Sigma), k = 0, 1.$
- Règle de classification :

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(x) \geq 0.5 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Exemple 2 : LDA

- Modèle : $\mathcal{L}(X|Y = k) = \mathcal{N}(\mu_k, \Sigma), k = 0, 1.$
- Règle de classification :

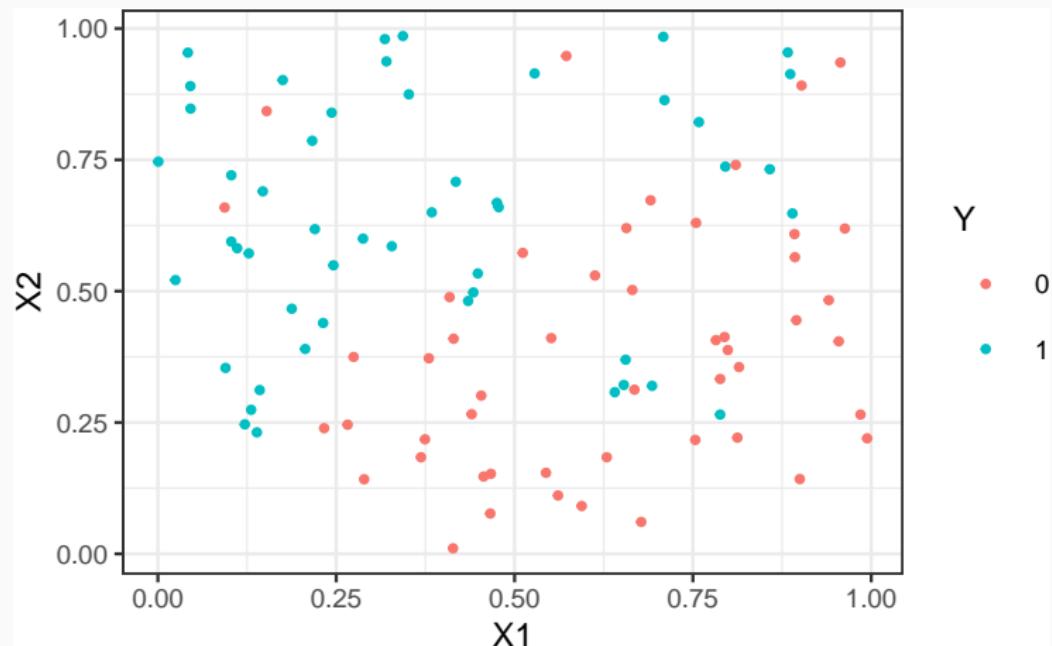
$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } p(x) \geq 0.5 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- équivalent à

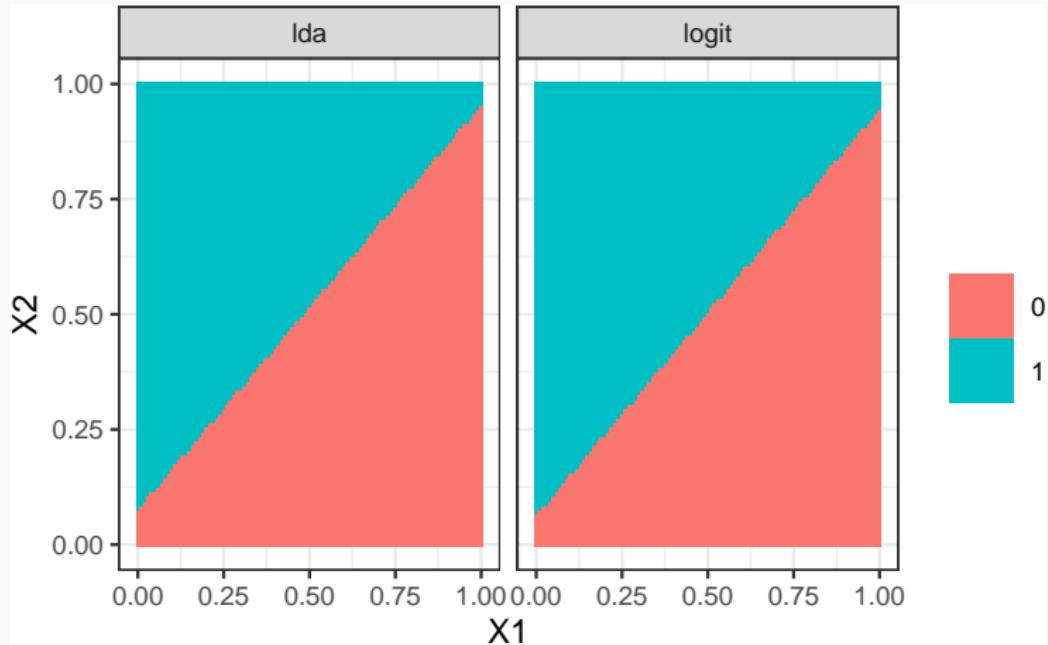
$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } c + x^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_0) \geq 0 \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Illustration avec $p = 2$

- On considère les données suivantes :



- On compare les prévisions logistique et Ida.



Remarque

On retrouve bien la linéarité (et la proximité) de ces deux méthodes.

- Ces approches linéaires s'obtiennent à partir d'un modèle statistique
 - sur la loi de Y sachant X pour la logistique ;
 - sur la loi de X sachant Y pour la discriminante linéaire.

- Ces approches linéaires s'obtiennent à partir d'un modèle statistique
 - sur la loi de Y sachant X pour la logistique ;
 - sur la loi de X sachant Y pour la discriminante linéaire.
- L'approche SVM repose sur le calcul direct du "meilleur" hyperplan séparateur qui sera déterminé à partir d'algorithmes d'optimisation.

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

Bibliographie

En plus des documents cités précédemment, cette partie s'appuie sur les diapos de cours de

- Magalie Fromont, Apprentissage statistique, Université Rennes 2 ([?]).
- Jean-Philippe Vert, *Support vector machines and applications in computational biology*, disponible à l'url
<http://cbio.ensmp.fr/~jvert/svn/kernelcourse/slides/kernel2h/kernel2h.pdf>

Remarque

Les aspects techniques ne seront pas présentés ici, on pourra en trouver dans la partie 5.1 du tutoriel.

Présentation

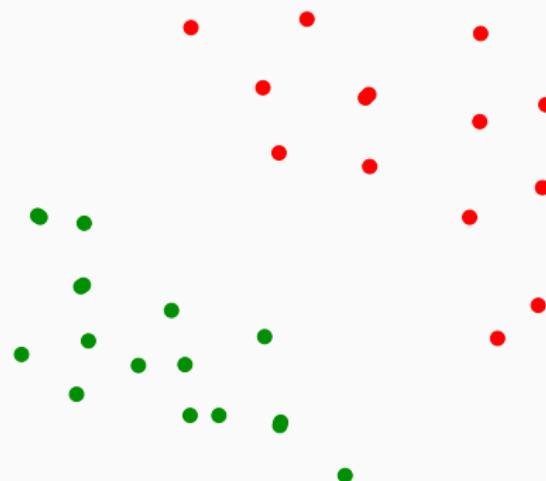
- L'approche SVM [Vapnik, 2000] peut être vue comme une généralisation de "recherche d'hyperplan optimal".

- L'approche SVM [Vapnik, 2000] peut être vue comme une généralisation de "recherche d'hyperplan optimal".

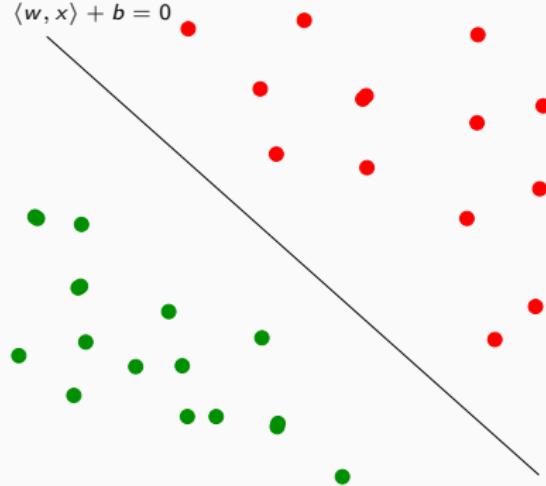
Cas simple

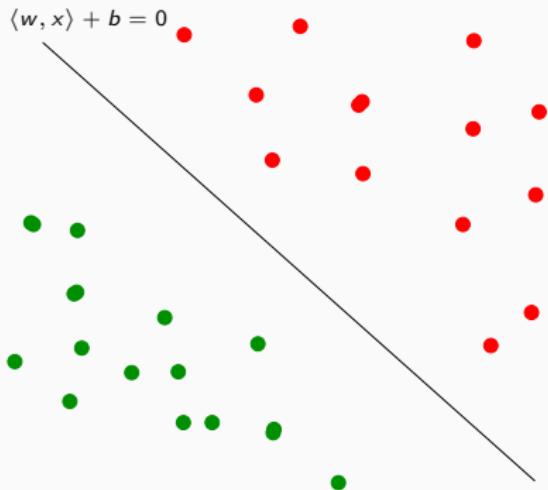
Les données $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ sont dites **linéairement séparables** si il existe $(w, b) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$ tel que pour tout i :

- $y_i = 1$ si $\langle w, x_i \rangle + b = w^t x_i + b > 0$;
- $y_i = -1$ si $\langle w, x_i \rangle + b = w^t x_i + b < 0$.



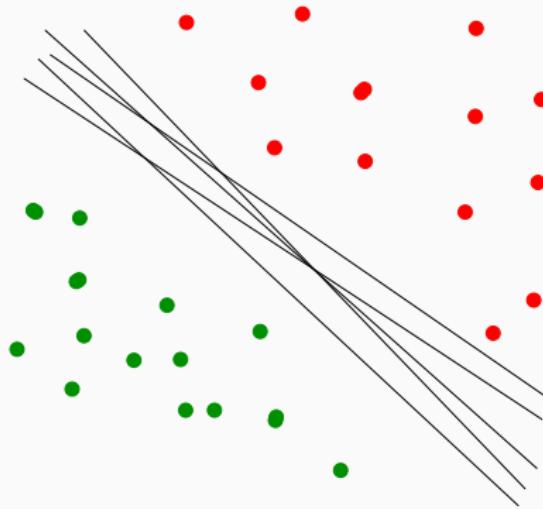
$$\langle w, x \rangle + b = 0$$





Vocabulaire

- L'équation $\langle w, x \rangle + b$ définit un **hyperplan séparateur** de vecteur normal w .
- La fonction $\text{signe}(\langle w, x \rangle + b)$ est une règle de **discrimination** potentielle.

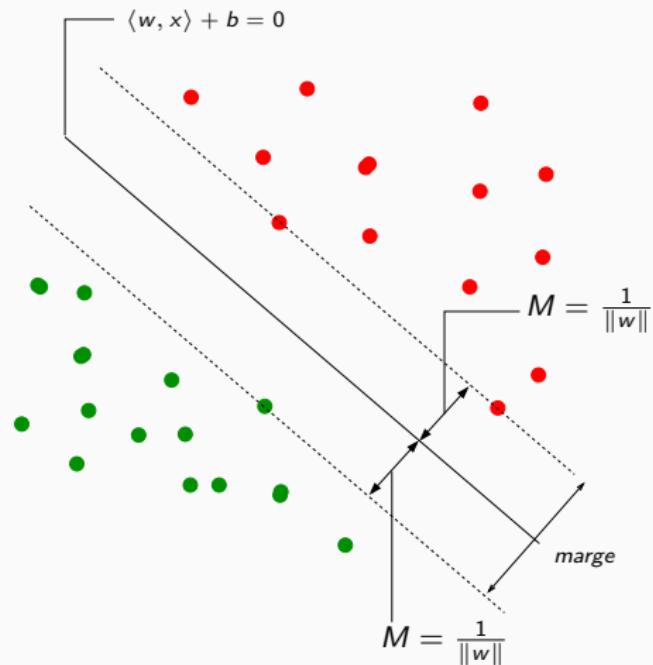


Problème

Il existe une infinité d'hyperplans séparateurs donc une infinité de règles de discrimination potentielles.

Solution

[Vapnik, 2000] propose de choisir l'hyperplan ayant la **marge maximale**.



Le problème d'optimisation

- On veut trouver l'hyperplan de **marge maximale** qui **sépare** les groupes.

Le problème d'optimisation

- On veut trouver l'hyperplan de **marge maximale** qui **sépare** les groupes.

Hyperplan séparateur optimal

Solution du problème **d'optimisation sous contrainte** :

- **Version 1 :**

$$\max_{w,b, \|w\|=1} M$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq M, i = 1, \dots, n.$

Le problème d'optimisation

- On veut trouver l'hyperplan de **marge maximale** qui **sépare** les groupes.

Hyperplan séparateur optimal

Solution du problème **d'optimisation sous contrainte** :

- **Version 1 :**

$$\max_{w,b, \|w\|=1} M$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq M, i = 1, \dots, n.$

- **Version 2 :**

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n.$

Solutions

- On obtient

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i.$$

où les α_i^* sont des constantes positives qui s'obtiennent en résolvant le **dual** du problème précédent.

- De plus, b^* s'obtient en résolvant

$$\alpha_i^* [y_i (x_i^t w + b) - 1] = 0$$

pour un α_i^* non nul.

Solutions

- On obtient

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i.$$

où les α_i^* sont des constantes positives qui s'obtiennent en résolvant le **dual** du problème précédent.

- De plus, b^* s'obtient en résolvant

$$\alpha_i^* [y_i (x_i^t w + b) - 1] = 0$$

pour un α_i^* non nul.

Remarque

w^* s'écrit comme une **combinaison linéaire** des x_i .

Vecteurs supports

Propriété (conditions KKT)

$$\alpha_i^*[y_i(x_i^t w^* + b) - 1] = 0, i = 1, \dots, n.$$

Vecteurs supports

Propriété (conditions KKT)

$$\alpha_i^*[y_i(x_i^t w^* + b) - 1] = 0, i = 1, \dots, n.$$

Conséquence (importante)

- Si $\alpha_i^* \neq 0$ alors $y_i(x_i^t w^* + b) = 1$ et x_i est **sur la marge**.
- w^* se calcule **uniquement** à partir de ces points là.

Vecteurs supports

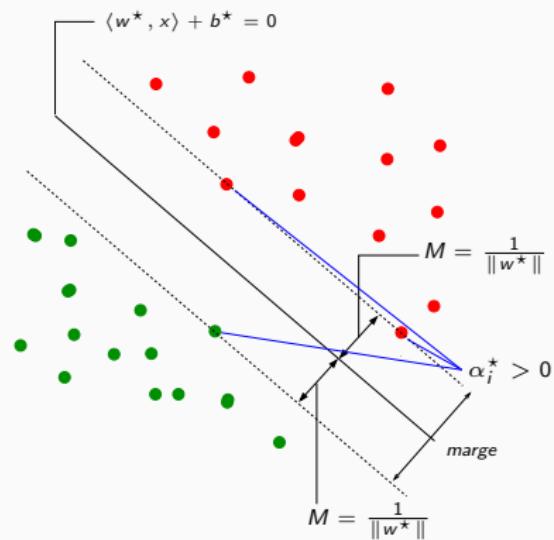
Propriété (conditions KKT)

$$\alpha_i^*[y_i(x_i^t w^* + b) - 1] = 0, i = 1, \dots, n.$$

Conséquence (importante)

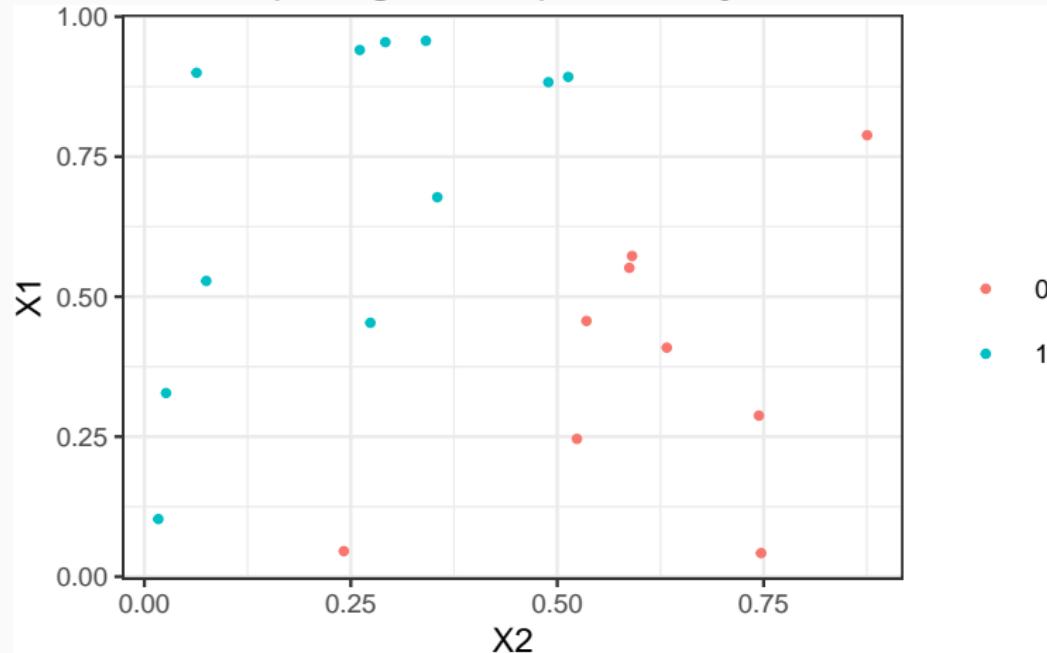
- Si $\alpha_i^* \neq 0$ alors $y_i(x_i^t w^* + b) = 1$ et x_i est **sur la marge**.
- w^* se calcule **uniquement** à partir de ces points là.
- Ces points sont appelés les **vecteurs supports** de la SVM.

Représentation



Le coin R

- La fonction `svm` du package `e1071` permet d'ajuster des SVM.



```
> library(e1071)
> mod.svm <- svm(Y~., data=df, kernel="linear", cost=10000000000)
```

La fonction svm

- Les vecteurs supports :

```
> mod.svm$index  
## [1] 6 14 12
```

- $\text{mod.svm\$coefs} = \alpha_i^* y_i$ pour chaque vecteur support

```
> mod.svm$coefs  
## [,1]  
## [1,] 1.898982  
## [2,] 1.905497  
## [3,] -3.804479
```

La fonction svm

- Les vecteurs supports :

```
> mod.svm$index  
## [1] 6 14 12
```

- $\text{mod.svm\$coefs} = \alpha_i^* y_i$ pour chaque vecteur support

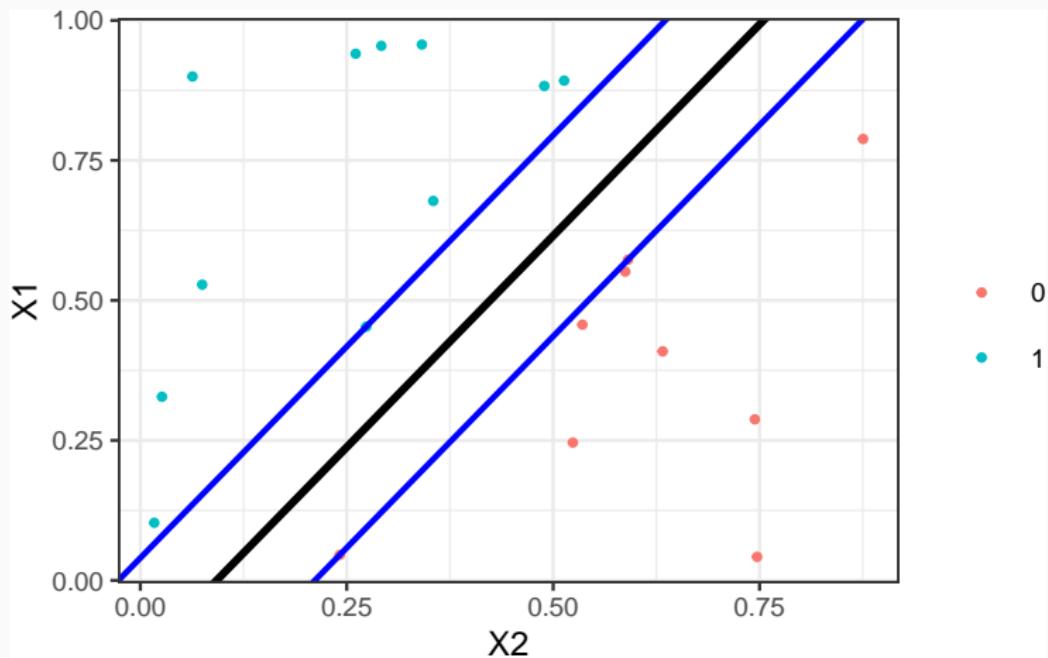
```
> mod.svm$coefs  
##           [,1]  
## [1,] 1.898982  
## [2,] 1.905497  
## [3,] -3.804479
```

- On peut en déduire l'hyperplan séparateur

```
> w <- apply(mod.svm$coefs*df[mod.svm$index,2:3],2,sum)  
> b <- -mod.svm$rho  
> w  
##           X1           X2  
## -0.5470382  0.5427583  
> b  
## [1] -0.4035113
```

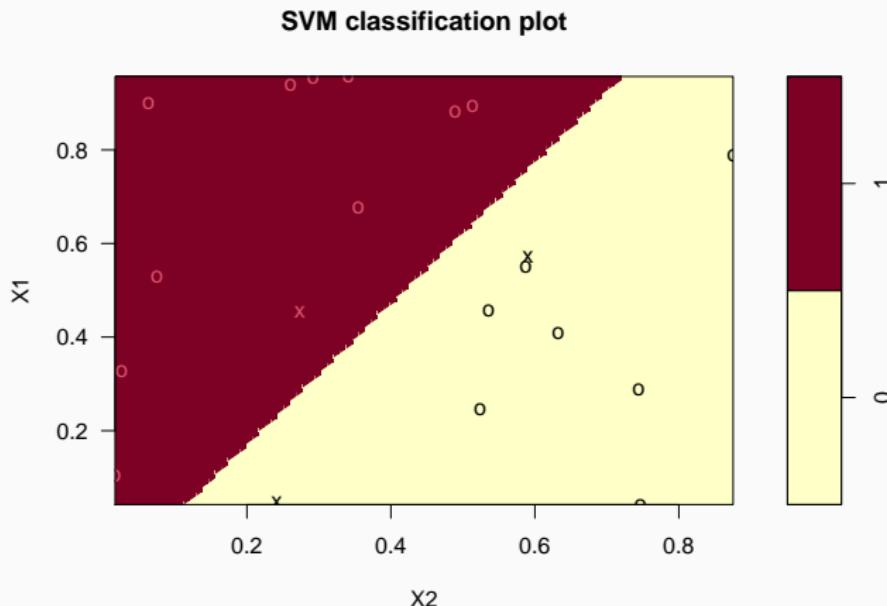
On peut ainsi visualiser

- les vecteurs supports ;
- l'hyperplan séparateur ;
- la marge.



- La fonction **plot** donne aussi une représentation de l'**hyperplan séparateur**.

```
> plot(mod.svm,data=df,fill=TRUE,grid=100)
```



Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

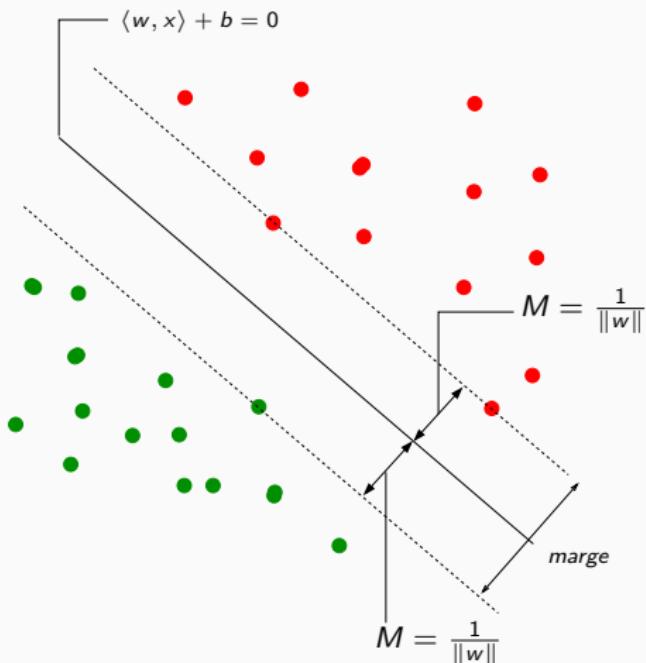
Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

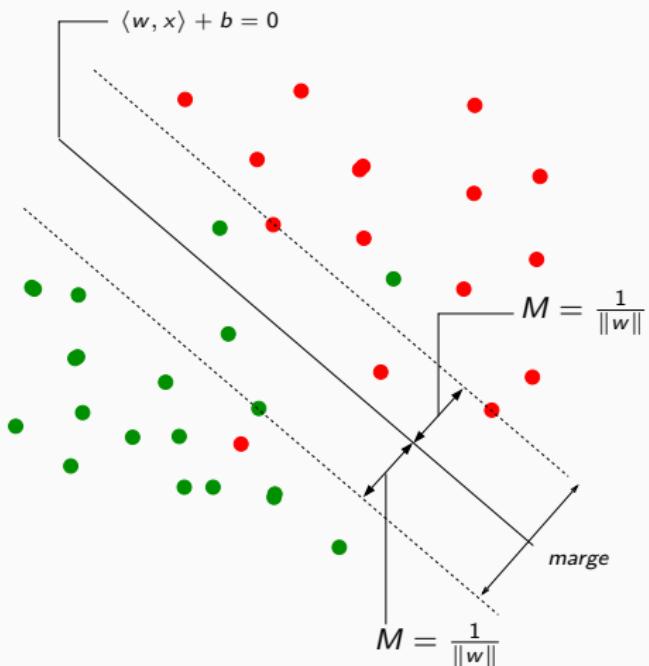
Problème

Dans la vraie vie, les données ne sont (quasiment) **jamais linéairement séparables**...



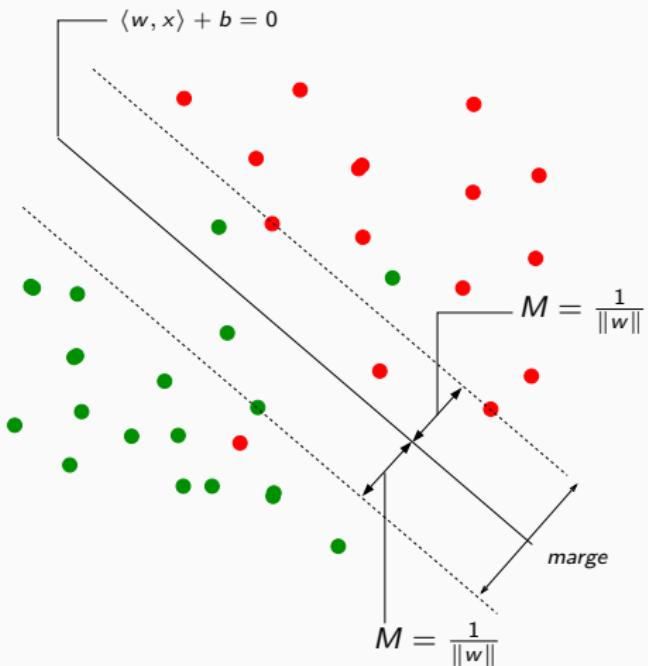
Problème

Dans la vraie vie, les données ne sont (quasiment) **jamais linéairement séparables**...



Problème

Dans la vraie vie, les données ne sont (quasiment) **jamais linéairement séparables**...



Idée

Autoriser certains points

1. à être **bien classés** mais à l'**intérieur** de la marge ;
2. et/ou à être **mal classés**.

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;
- **Cas non séparable** : le problème ci-dessus n'admet pas de solution !

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;
- **Cas non séparable** : le problème ci-dessus n'admet pas de solution !

Variables ressorts

On introduit des **variables ressorts (slack variables)** positives ξ_1, \dots, ξ_n telles que $y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i$. 2 cas sont à distinguer :

1. $\xi_i \in [0, 1] \Rightarrow$

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;
- **Cas non séparable** : le problème ci-dessus n'admet pas de solution !

Variables ressorts

On introduit des **variables ressorts (slack variables)** positives ξ_1, \dots, ξ_n telles que $y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i$. 2 cas sont à distinguer :

1. $\xi_i \in [0, 1] \implies$ bien classé mais **dans** la région définie par la **marge** ;

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;
- **Cas non séparable** : le problème ci-dessus n'admet pas de solution !

Variables ressorts

On introduit des **variables ressorts (slack variables)** positives ξ_1, \dots, ξ_n telles que $y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i$. 2 cas sont à distinguer :

1. $\xi_i \in [0, 1] \implies$ bien classé mais **dans** la région définie par la **marge** ;
2. $\xi_i > 1 \implies$

Slack variables

Rappel : cas séparable

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n.$

- Les contraintes $y_i(w^t x_i + b) \geq 1$ signifient que tous les points se trouvent en dehors de la frontière définie par la **marge** ;
- **Cas non séparable** : le problème ci-dessus n'admet pas de solution !

Variables ressorts

On introduit des **variables ressorts (slack variables)** positives ξ_1, \dots, ξ_n telles que $y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i$. 2 cas sont à distinguer :

1. $\xi_i \in [0, 1] \implies$ bien classé mais **dans** la région définie par la **marge** ;
2. $\xi_i > 1 \implies$ **mal classé**.

- Bien entendu, on souhaite avoir le **maximum** de variables ressorts ξ_i **nulles** ;
- Lorsque $\xi_i > 0$, on souhaite que ξ_i soit le **plus petit possible**.

- Bien entendu, on souhaite avoir le **maximum** de variables ressorts ξ_i **nulles** ;
- Lorsque $\xi_i > 0$, on souhaite que ξ_i soit le **plus petit possible**.

Cas non séparable : problème d'optimisation (primal)

- Il s'agit de minimiser en (w, b, ξ)

$$\frac{1}{2} \|w\|^2$$

sous les contraintes

$$\left\{ \begin{array}{l} y_i(w^t x_i + b) \geq 1 \end{array} \right.$$

- Bien entendu, on souhaite avoir le **maximum** de variables ressorts ξ_i **nulles** ;
- Lorsque $\xi_i > 0$, on souhaite que ξ_i soit le **plus petit possible**.

Cas non séparable : problème d'optimisation (primal)

- Il s'agit de minimiser en (w, b, ξ)

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

sous les contraintes

$$\begin{cases} y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n. \end{cases}$$

- Bien entendu, on souhaite avoir le **maximum** de variables ressorts ξ_i **nulles** ;
- Lorsque $\xi_i > 0$, on souhaite que ξ_i soit le **plus petit possible**.

Cas non séparable : problème d'optimisation (primal)

- Il s'agit de minimiser en (w, b, ξ)

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

sous les contraintes

$$\begin{cases} y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n. \end{cases}$$

- $C > 0$ est un paramètre à calibrer (**paramètre de coût**).

- Bien entendu, on souhaite avoir le **maximum** de variables ressorts ξ_i **nulles** ;
- Lorsque $\xi_i > 0$, on souhaite que ξ_i soit le **plus petit possible**.

Cas non séparable : problème d'optimisation (primal)

- Il s'agit de minimiser en (w, b, ξ)

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

sous les contraintes

$$\begin{cases} y_i(w^t x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n. \end{cases}$$

- $C > 0$ est un paramètre à calibrer (**paramètre de coût**).
- Le **cas séparable** correspond à $C \rightarrow \infty$.

- Les **solutions** de ce nouveau problème d'optimisation s'obtiennent de la **même façon** que dans le cas séparable (Lagrangien, problème dual...).
- L'**hyperplan optimal** est défini par

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$$

et b^* est solution de $y_i(\langle w^*, x_i \rangle + b^*) = 1$ pour tout i tel que $0 < \alpha_i^* < C$.

- Les **solutions** de ce nouveau problème d'optimisation s'obtiennent de la **même façon** que dans le cas séparable (Lagrangien, problème dual...).
- L'**hyperplan optimal** est défini par

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$$

et b^* est solution de $y_i(\langle w^*, x_i \rangle + b^*) = 1$ pour tout i tel que $0 < \alpha_i^* < C$.

Vecteurs supports

- Les x_i tels que $\alpha_i^* > 0$ sont les vecteurs supports ;
- On en distingue 2 types :
 1. ceux **sur la frontière** définie par la marge : $\xi_i^* = 0$;
 2. ceux **en dehors** : $\xi_i^* > 0$ et $\alpha_i^* = C$.

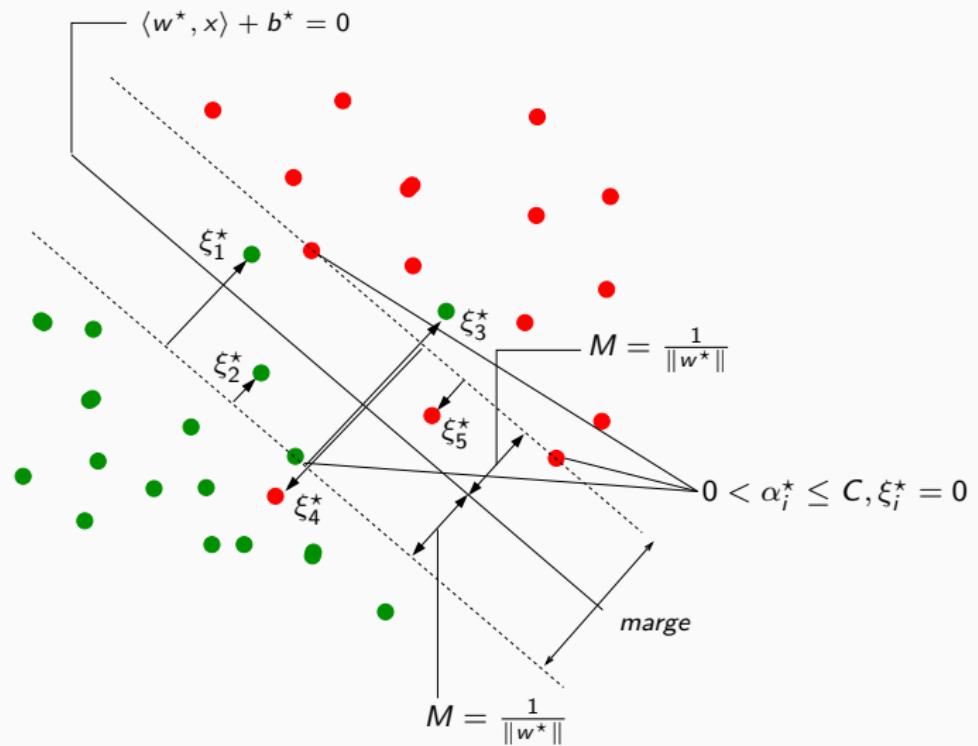
- Les **solutions** de ce nouveau problème d'optimisation s'obtiennent de la **même façon** que dans le cas séparable (Lagrangien, problème dual...).
- L'**hyperplan optimal** est défini par

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i$$

et b^* est solution de $y_i(\langle w^*, x_i \rangle + b^*) = 1$ pour tout i tel que $0 < \alpha_i^* < C$.

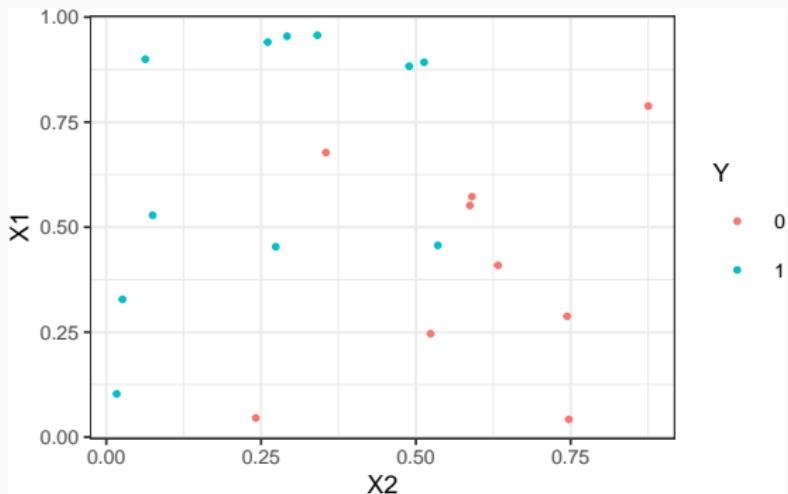
Vecteurs supports

- Les x_i tels que $\alpha_i^* > 0$ sont les vecteurs supports ;
- On en distingue 2 types :
 1. ceux **sur la frontière** définie par la marge : $\xi_i^* = 0$;
 2. ceux **en dehors** : $\xi_i^* > 0$ et $\alpha_i^* = C$.
- Les vecteurs **non supports** vérifient $\alpha_i^* = 0$ et $\xi_i^* = 0$.



Le coin R

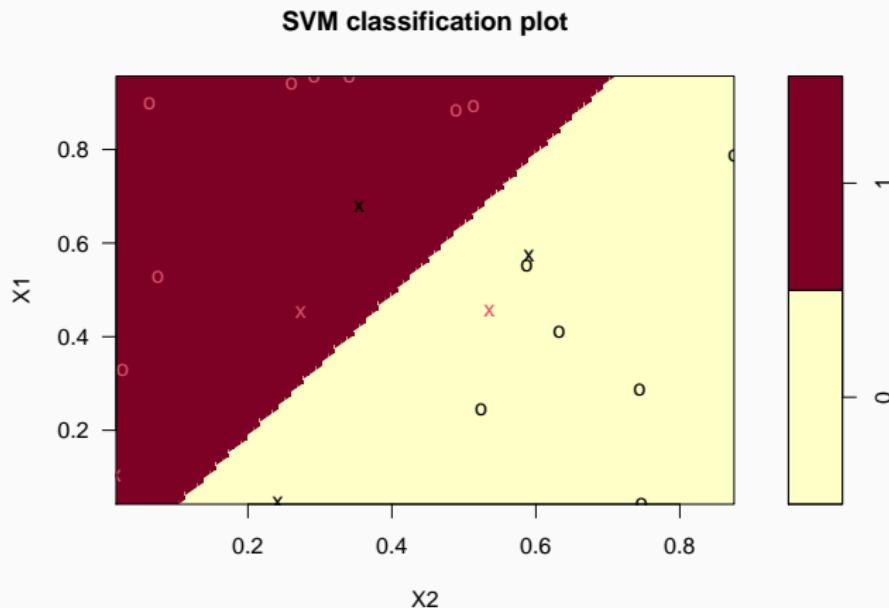
- On utilise la même fonction que dans le cas séparable (svm du package e1071) ;
- L'argument cost correspond à la constante de régularisation C .



```
> mod.svm1 <- svm(Y~., data=df1, kernel="linear", cost=1000)
> mod.svm1$index
## [1] 6 13 14 10 12 15
```

Visualisation de l'hyperplan séparateur

```
> plot(mod.svm1,data=df1,fill=TRUE,grid=100)
```



Choix de C

Ce paramètre régule le **compromis biais/variance** de la svm :

- $C \searrow$: la marge est privilégiée et les $\xi_i \nearrow \Rightarrow$

Choix de C

Ce paramètre régule le **compromis biais/variance** de la svm :

- $C \searrow$: la marge est privilégiée et les $\xi_i \nearrow \Rightarrow$ beaucoup d'observations dans la marge ou **mal classées** (et donc beaucoup de vecteurs supports).

Choix de C

Ce paramètre régule le **compromis biais/variance** de la svm :

- $C \searrow$: la marge est privilégiée et les $\xi_i \nearrow \Rightarrow$ beaucoup d'observations dans la marge ou **mal classées** (et donc beaucoup de vecteurs supports).
- $C \nearrow \Rightarrow \xi_i \searrow$ donc moins d'observations mal classées \Rightarrow

Choix de C

Ce paramètre régule le **compromis biais/variance** de la svm :

- $C \searrow$: la marge est privilégiée et les $\xi_i \nearrow \Rightarrow$ beaucoup d'observations dans la marge ou **mal classées** (et donc beaucoup de vecteurs supports).
- $C \nearrow \Rightarrow \xi_i \searrow$ donc moins d'observations mal classées \Rightarrow **meilleur ajustement** mais petite marge \Rightarrow risque de **surajustement**.

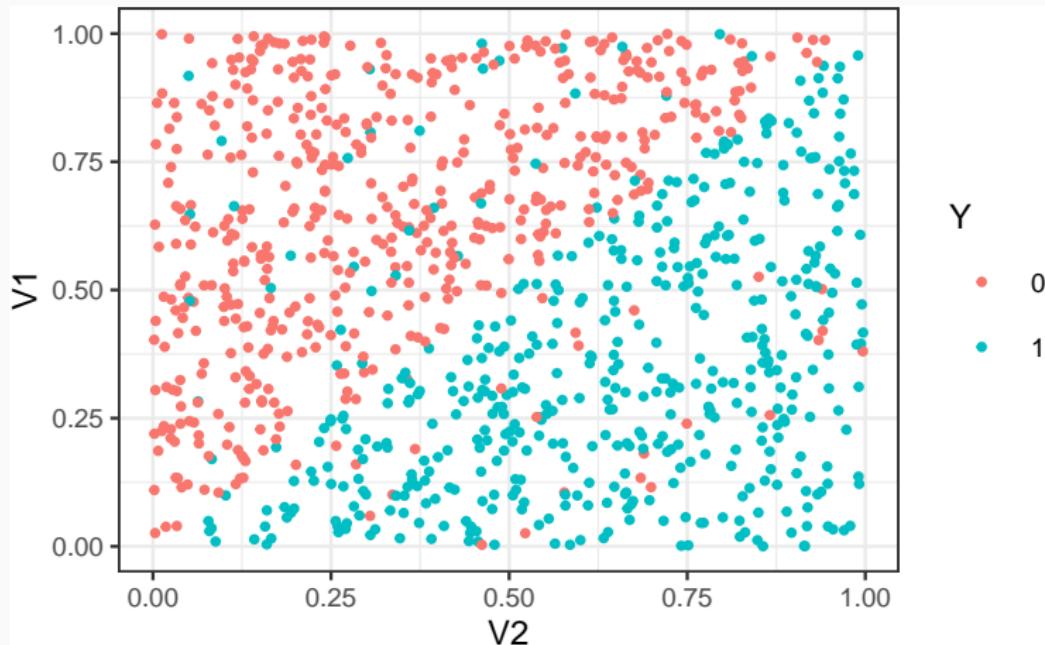
Conclusion

Il est donc très important de bien choisir ce paramètre.

- Le choix est souvent effectué de façon "classique" :
 1. On se donne un **critère de performance** (taux de mal classés par exemple) ;
 2. On **estime la valeur du critère** pour différentes valeurs de C ;
 3. On choisit la valeur de C pour laquelle le **critère estimé est minimum**.

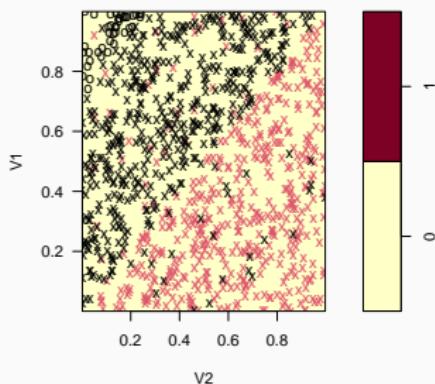
- Le choix est souvent effectué de façon "classique" :
 1. On se donne un **critère de performance** (taux de mal classés par exemple) ;
 2. On **estime la valeur du critère** pour différentes valeurs de C ;
 3. On choisit la valeur de C pour laquelle le **critère estimé est minimum**.
- La fonction **tune.svm** permet de choisir C en estimant le taux de mal classés par **validation croisée**. On peut aussi (bien entendu) utiliser
 - l'approche **tidymodels** avec notamment **tune_grid**
 - la fonction **train** du package **caret**.

Un exemple

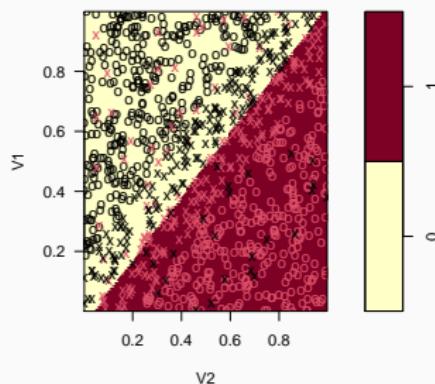


```
> mod.svm1 <- svm(Y~., data=df3, kernel="linear", cost=0.000001)
> mod.svm2 <- svm(Y~., data=df3, kernel="linear", cost=0.1)
> mod.svm3 <- svm(Y~., data=df3, kernel="linear", cost=5)
```

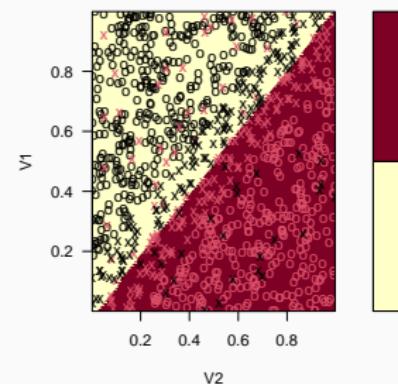
SVM classification plot



SVM classification plot



SVM classification plot



```
> mod.svm1$nSV  
## [1] 480 480  
> mod.svm2$nSV  
## [1] 190 190  
> mod.svm3$nSV  
## [1] 166 165
```

Choix de C avec tune

```
> set.seed(1234)
> tune.out <- tune(svm, Y~, data=df3, kernel="linear",
+                     ranges=list(cost=c(0.001,0.01,1,10,100,1000)))
> summary(tune.out)
## Parameter tuning of 'svm':
## - sampling method: 10-fold cross validation
## - best parameters:
##   cost
##     1
##
## - best performance: 0.075
##
## - Detailed performance results:
##   cost error dispersion
## 1 1e-03 0.127 0.07087548
## 2 1e-02 0.080 0.03944053
## 3 1e+00 0.075 0.03439961
## 4 1e+01 0.075 0.03439961
## 5 1e+02 0.075 0.03439961
## 6 1e+03 0.075 0.03439961
```

```
> bestmod <- tune.out$best.model
> summary(bestmod)
##
## Call:
## best.tune(method = svm, train.x = Y ~ ., data = df3, ranges = list(cost = c(0.001,
##      0.01, 1, 10, 100, 1000)), kernel = "linear")
##
##
## Parameters:
##   SVM-Type: C-classification
##   SVM-Kernel: linear
##   cost: 1
##
## Number of Support Vectors: 336
##
## ( 168 168 )
##
##
## Number of Classes: 2
##
## Levels:
## 0 1
```

Approche `tune_grid` de `tidymodels`

1. Initialisation du `workflow` :

```
> library(tidymodels)
> tune_spec <- 
+   svm_poly(cost=tune(), degree=1, scale_factor=1) %>%
+   set_mode("classification") %>%
+   set_engine("kernlab")
> svm_wf <- workflow() %>%
+   add_model(tune_spec) %>%
+   add_formula(Y ~ .)
```

2. Ré-échantillonnage et grille de paramètres :

```
> set.seed(12345)
> re_ech_cv <- vfold_cv(df3, v=10)
> grille_C <- tibble(cost=c(0.001, 0.01, 1, 10, 100, 1000))
```

3. Calcul des erreurs :

```
> set.seed(123)
> svm.cv <- svm_wf %>%
+   tune_grid(
+     resamples = re_ech_cv,
+     grid = grille_C,
+     metrics=metric_set(accuracy))
```

4. Visualisation des résultats :

```
> svm.cv %>% collect_metrics() %>% dplyr::select(-7)
## # A tibble: 6 x 6
##       cost .metric .estimator  mean     n std_err
##       <dbl> <chr>   <chr>     <dbl>   <int>   <dbl>
## 1     0.001 accuracy binary    0.864    10  0.0163
## 2      0.01  accuracy binary    0.915    10  0.00778
## 3        1   accuracy binary    0.927    10  0.00700
## 4       10   accuracy binary    0.927    10  0.00775
## 5      100   accuracy binary    0.929    10  0.00809
## 6     1000   accuracy binary    0.929    10  0.00809
```

5. Sélection du meilleur paramètre

```
> best_C <- svm.cv %>% select_best()  
> best_C  
## # A tibble: 1 x 2  
##      cost .config  
##     <dbl> <chr>  
## 1     100 Preprocessor1_Model5
```

6. Ajustement de l'algorithme final :

```
> final_svm <-  
+   svm_wf %>%  
+   finalize_workflow(best_C) %>%  
+   fit(data = df3)
```

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

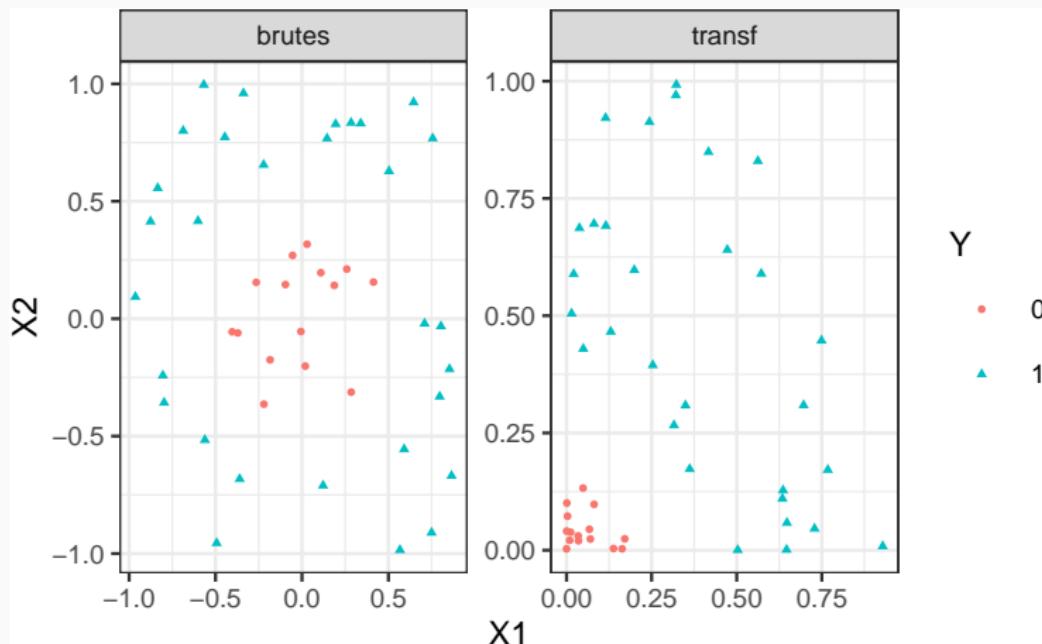
Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

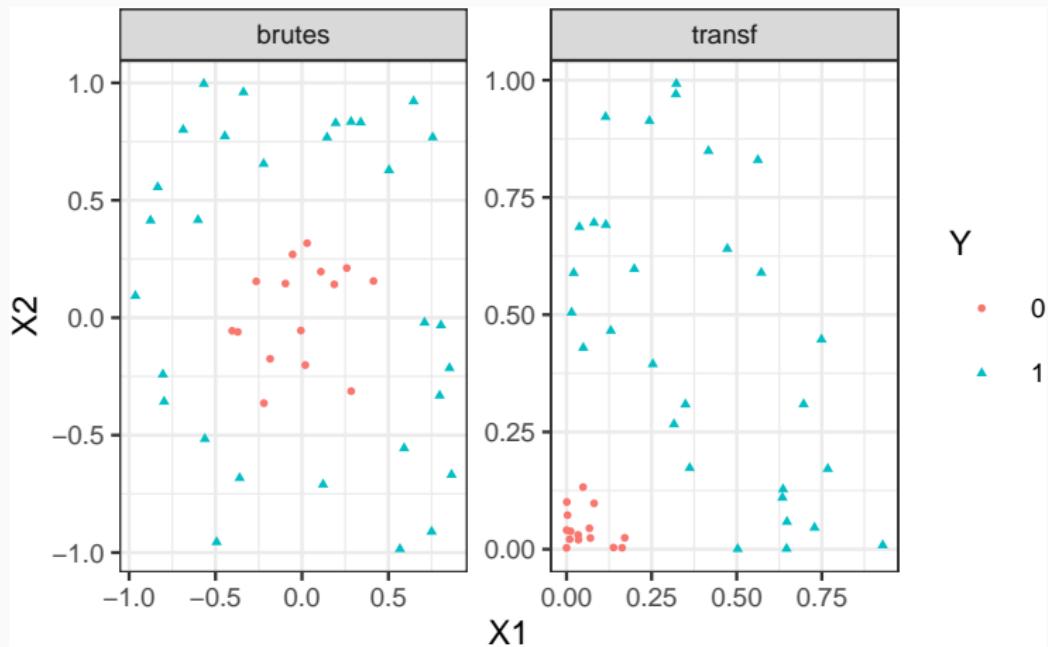
SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- Les **solutions linéaires** ne sont pas toujours intéressantes.



- Les **solutions linéaires** ne sont pas toujours intéressantes.



Idée

Trouver une transformation des données telle que les **données transformées** soient **linéairement séparables**.

Noyau

Définition

Soit $\Phi : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{H}$ une application qui va de l'espace des observations \mathcal{X} dans un Hilbert \mathcal{H} . Le **noyau K** entre x et x' associé à Φ est le produit scalaire entre $\Phi(x)$ et $\Phi(x')$:

$$K : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$(x, x') \mapsto \langle \Phi(x), \Phi(x') \rangle_{\mathcal{H}}.$$

Noyau

Définition

Soit $\Phi : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{H}$ une application qui va de l'espace des observations \mathcal{X} dans un Hilbert \mathcal{H} . Le **noyau** K entre x et x' associé à Φ est le produit scalaire entre $\Phi(x)$ et $\Phi(x')$:

$$K : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$$
$$(x, x') \mapsto \langle \Phi(x), \Phi(x') \rangle_{\mathcal{H}}.$$

Exemple

Si $\mathcal{X} = \mathcal{H} = \mathbb{R}^2$ et $\Phi(x_1, x_2) = (x_1^2, x_2^2)$ alors

$$K(x, x') = (x_1 x'_1)^2 + (x_2 x'_2)^2.$$

L'astuce noyau

- L'astuce consiste donc à **envoyer les observations** x_i dans un espace de Hilbert \mathcal{H} appelé **espace de représentation** ou **feature space**...

L'astuce noyau

- L'astuce consiste donc à **envoyer les observations** x_i dans un espace de Hilbert \mathcal{H} appelé **espace de représentation** ou **feature space**...
- en espérant que les données $(\Phi(x_1), y_1), \dots, (\Phi(x_n), y_n)$ soient (presque) **linéairement séparables** de manière à **appliquer une svm** sur ces données transformées.

L'astuce noyau

- L'astuce consiste donc à **envoyer les observations** x_i dans un espace de Hilbert \mathcal{H} appelé **espace de représentation** ou **feature space**...
- en espérant que les données $(\Phi(x_1), y_1), \dots, (\Phi(x_n), y_n)$ soient (presque) **linéairement séparables** de manière à **appliquer une svm** sur ces données transformées.

Remarque

1. Beaucoup d'**algorithmes linéaires** (en particulier les SVM) peuvent être appliqués sur $\Phi(x)$ sans calculer explicitement Φ ! Il suffit de pouvoir calculer le noyau $K(x, x')$;

L'astuce noyau

- L'astuce consiste donc à **envoyer les observations** x_i dans un espace de Hilbert \mathcal{H} appelé **espace de représentation** ou **feature space**...
- en espérant que les données $(\Phi(x_1), y_1), \dots, (\Phi(x_n), y_n)$ soient (presque) **linéairement séparables** de manière à **appliquer une svm** sur ces données transformées.

Remarque

1. Beaucoup d'**algorithmes linéaires** (en particulier les SVM) peuvent être appliqués sur $\Phi(x)$ sans calculer explicitement Φ ! Il suffit de pouvoir calculer le noyau $K(x, x')$;
2. On n'a **pas besoin** de connaître l'espace \mathcal{H} ni l'application Φ , il suffit de se **donner un noyau** K !

SVM dans l'espace original

- Le **problème dual** consiste à maximiser

$$L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \alpha_i \alpha_k y_i y_k \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k \rangle$$

sous les contraintes $\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \end{cases}$

- La règle de décision s'obtient en calculant le signe de

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x} \rangle + b^*$$

SVM dans le feature space

- Le **problème dual** consiste à maximiser

$$L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \alpha_i \alpha_k y_i y_k \langle \Phi(x_i), \Phi(x_k) \rangle$$

sous les contraintes $\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C, & i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \end{cases}$

- La règle de décision s'obtient en calculant le signe de

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \langle \Phi(x_i), \Phi(x) \rangle + b^*.$$

SVM dans le feature space avec un noyau

- Le **problème dual** consiste à maximiser

$$L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \alpha_i \alpha_k y_i y_k K(x_i, x_k)$$

sous les contraintes $\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C, & i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \end{cases}$

- La règle de décision s'obtient en calculant le signe de

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*.$$

Conclusion

- Pour calculer la svm, on n'a **pas besoin de connaitre \mathcal{H} ou Φ** , il suffit de connaitre K !

Conclusion

- Pour calculer la svm, on n'a **pas besoin de connaitre \mathcal{H} ou Φ** , il suffit de connaitre K !

Questions

Qu'est-ce qu'un **noyau**? Comment construire un noyau?

Conclusion

- Pour calculer la svm, on n'a **pas besoin de connaitre \mathcal{H} ou Φ** , il suffit de connaitre K !

Questions

Qu'est-ce qu'un **noyau**? Comment construire un noyau?

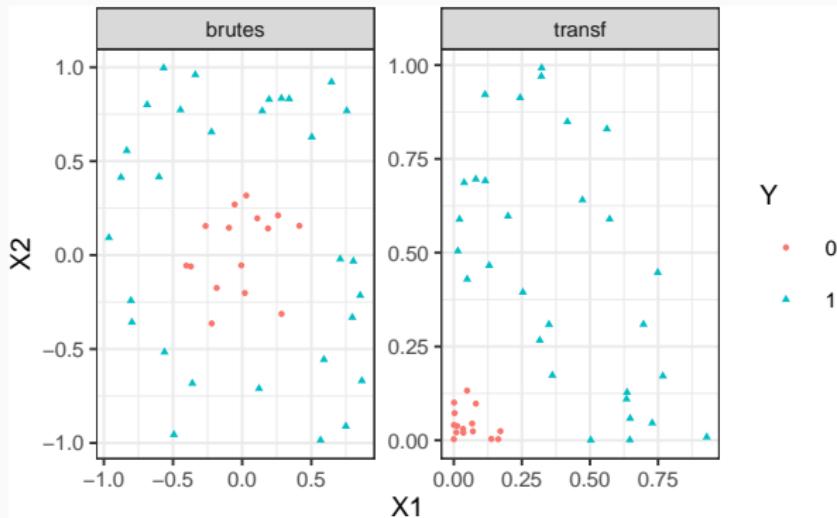
Théorème ([?])

Une fonction $K : \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ est un **noyau** si et seulement si elle est (symétrique) **définie positive**, c'est-à-dire ssi

1. $K(x, x') = K(x', x) \quad \forall (x, x') \in \mathcal{X}^2$;
2. $\forall (x_1, \dots, x_N) \in \mathcal{X}^N$ et $\forall (a_1, \dots, a_N) \in \mathbb{R}^N$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j K(x_i, x_j) \geq 0.$$

Exemple



Si

$$\Phi : \quad \mathbb{R}^2 \quad \rightarrow \mathbb{R}^3$$

$$(x_1, x_2) \mapsto (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)$$

alors $K(x, x') = (x^t x')^2$ (noyau polynomial de degré 2).

Exemples de noyau

1. Linéaire (vanilladot) : $K(x, x') = \langle x, x' \rangle$.
2. Polynomial (polydot) : $K(x, x') = (\text{scale} \langle x, x' \rangle + \text{offset})^{\text{degree}}$.
3. Gaussien (Gaussian radial basis function ou RBF - rbfdot)

$$K(x, x') = \exp(-\text{sigma} \|x - x'\|^2).$$

4. Laplace (sur \mathbb{R}) : $K(x, x') = \exp(-\text{sigma} \|x - x'\|)$.
5. ...

Exemples de noyau

1. Linéaire (**vanilladot**) : $K(x, x') = \langle x, x' \rangle$.
2. Polynomial (**polydot**) : $K(x, x') = (\text{scale} \langle x, x' \rangle + \text{offset})^{\text{degree}}$.
3. Gaussien (Gaussian radial basis function ou RBF - **rbfdot**)

$$K(x, x') = \exp(-\text{sigma} \|x - x'\|^2).$$

4. Laplace (sur \mathbb{R}) : $K(x, x') = \exp(-\text{sigma} \|x - x'\|)$.
5. ...

Remarque

Les paramètres correspondent aux noyaux proposés par la fonction **ksvm** de **kernlab** (voir [?]).

Commentaires

1. En l'absence d'information a priori le **noyau radial** est préconisé.
2. Procédure d'optimisation pour **sigma** proposé dans **ksvm**.

Remarque

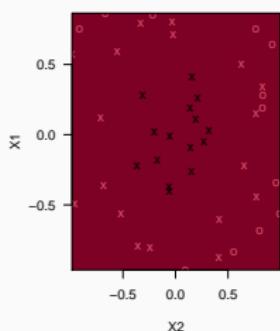
N'importe quelle **fonction définie positive** fait l'affaire... Possibilité de construire des noyaux (et donc de faire des svm) sur des **objets plus complexes** (courbes, images, séquences de lettres...).

Le coin R - exemple 1

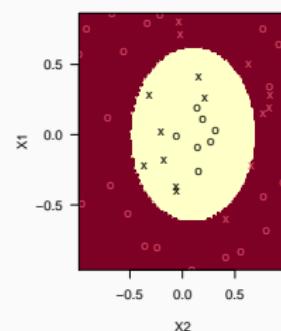
- Argument **kernel** dans la fonction **svm**.

```
> svm(Y~, data=donnees, cost=1, kernel="linear")
> svm(Y~, data=donnees, cost=1, kernel="polynomial", degree=2)
> svm(Y~, data=donnees, cost=1, kernel="radial", gamma=1)
```

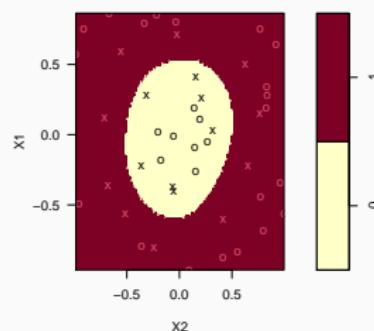
SVM classification plot



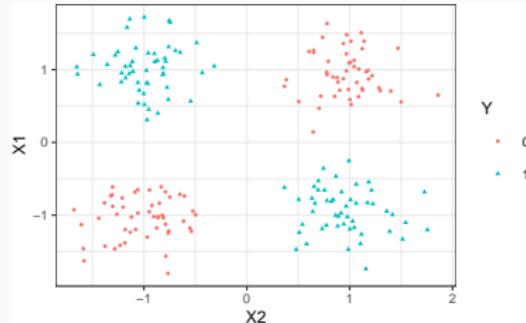
SVM classification plot



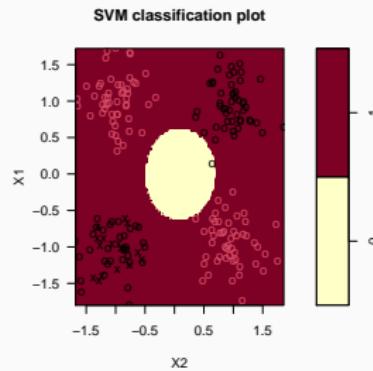
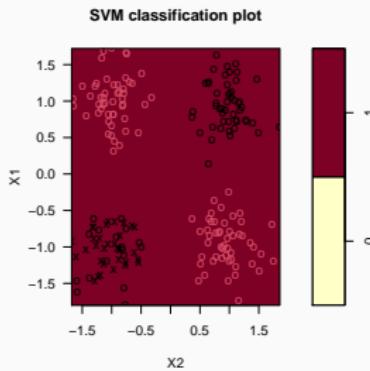
SVM classification plot



Le coin R - exemple 2



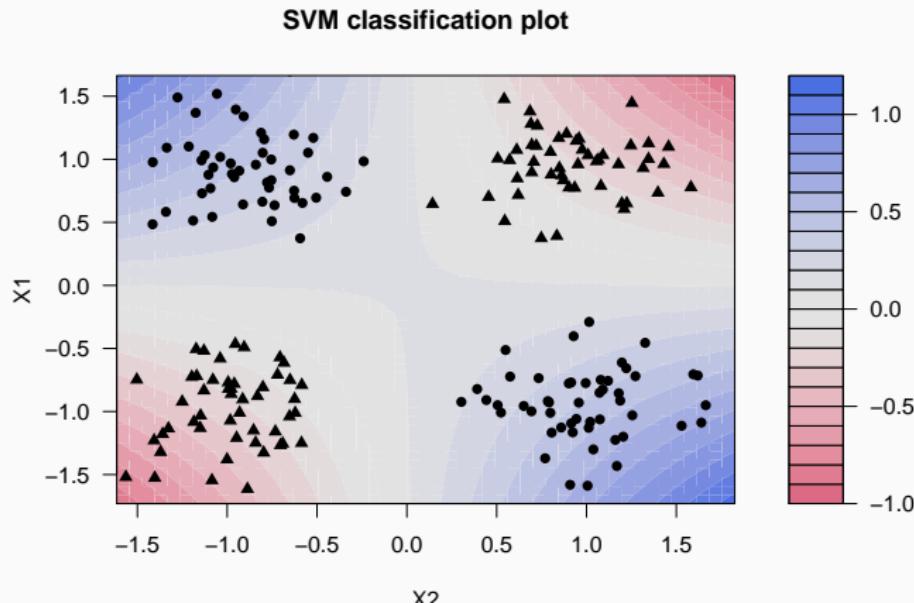
```
> svm(Y~., data=donnees, kernel="linear", cost=1)
> svm(Y~., data=donnees, kernel="polynomial", degree=2, cost=1)
```



Le package kernlab

- Il propose un **choix plus large** de noyau.

```
> library(kernlab)
> mod.ksvm <- ksvm(Y~., data=donnees, kernel="polydot",
+                      kpar=list(degree=2), C=0.001)
> plot(mod.ksvm)
```



Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- Jusqu'à présent nous avons utiliser la SVM uniquement pour **classer** :
 - 1 si on est d'un **coté de l'hyperplan** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \geq 0$;
 - -1 si on est de l'**autre coté** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* < 0$.

- Jusqu'à présent nous avons utiliser la SVM uniquement pour **classer** :
 - 1 si on est d'un **coté de l'hyperplan** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \geq 0$;
 - -1 si on est de l'**autre coté** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* < 0$.
- **Rappel** : dans le cas linéaire la fonction

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*$$

mesure la **distance entre x et l'hyperplan séparateur**.

- Jusqu'à présent nous avons utiliser la SVM uniquement pour **classer** :
 - 1 si on est d'un **coté de l'hyperplan** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \geq 0$;
 - -1 si on est de l'**autre coté** $\Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* < 0$.
- **Rappel** : dans le cas linéaire la fonction

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*$$

mesure la **distance entre x et l'hyperplan séparateur**.

- **Conclusion** : cette fonction peut être utilisée comme un **score**, puisque sa valeur (absolue) traduit une **confiance** que l'on a dans la prévision.

Probabilités

- La valeur de $f(x)$ est difficilement interprétable en tant que telle.
- Il peut être intéressant de la "ramener" entre 0 et 1 pour l'interpréter comme une estimation de $\mathbf{P}(Y = 1|X = x)$.

- La valeur de $f(x)$ est **difficilement interprétable** en tant que telle.
- Il peut être intéressant de la "**ramener**" entre 0 et 1 pour l'interpréter comme une **estimation de $\mathbf{P}(Y = 1|X = x)$** .

Une solution

- Considérer un **modèle logistique** :

$$\mathbf{P}(Y = 1|X = x) = \frac{1}{1 + \exp(af(x) + b)}$$

Probabilités

- La valeur de $f(x)$ est **difficilement interprétable** en tant que telle.
- Il peut être intéressant de la "**ramener**" entre 0 et 1 pour l'interpréter comme une **estimation de $\mathbf{P}(Y = 1|X = x)$** .

Une solution

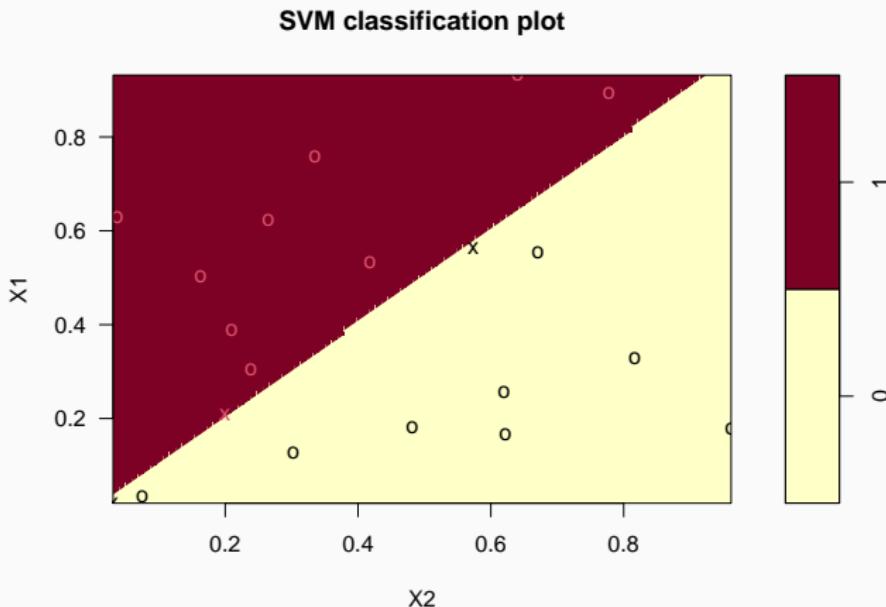
- Considérer un **modèle logistique** :

$$\mathbf{P}(Y = 1|X = x) = \frac{1}{1 + \exp(af(x) + b)}$$

- et d'estimer a et b par **maximum de vraisemblance** sur les données $(f(x_i), y_i), i = 1, \dots, n$.

Le coin R

```
> mod.svm <- svm(Y~, data=df, kernel="linear", cost=10000000000, probability=TRUE)
> plot(mod.svm, data=df, fill=TRUE, grid=100)
```



- Nouvelle observation :

```
> newX <- data.frame(X1=0.2,X2=0.6)
```

- Nouvelle observation :

```
> newX <- data.frame(X1=0.2,X2=0.6)
```

- Calcul du **score** et de la **proba** :

```
> predict(mod.svm,newdata=newX,decision.values = TRUE,probability=TRUE)
## 1
## 0
## attr(),"decision.values")
##          0/1
## 1 36.44796
## attr(),"probabilities")
##          0          1
## 1 0.9770206 0.02297939
## Levels: 0 1
```

- Nouvelle observation :

```
> newX <- data.frame(X1=0.2,X2=0.6)
```

- Calcul du **score** et de la **proba** :

```
> predict(mod.svm,newdata=newX,decision.values = TRUE,probability=TRUE)
## 1
## 0
## attr(),"decision.values")
##          0/1
## 1 36.44796
## attr(),"probabilities")
##          0          1
## 1 0.9770206 0.02297939
## Levels: 0 1
```

- On peut retrouver cette proba avec :

```
> a <- mod.svm$probA
> b <- mod.svm$probB
> 1/(1+exp(a*36.44796+b))
## [1] 0.9770206
```

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

Cible multi-classes ou quantitative

- On a abordé ici uniquement le problème de la **classification binaire** :
 $y_i \in \{-1, 1\}$.
- Les SVM se généralisent aux cas **multi-classes** : $y_i \in \{1, \dots, M\}$
- et à la **régression** : $y_i \in \mathbb{R}$.

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- On suppose ici que $y_i \in \{1, \dots, M\}$
- Il existe plusieurs approches pour généraliser les SVM à ce contexte, notamment :

- On suppose ici que $y_i \in \{1, \dots, M\}$
- Il existe plusieurs approches pour généraliser les SVM à ce contexte, notamment :
- One against one

Idée

Faire une SVM binaire sur toutes les paires $(j, k) \in \{1, \dots, M\}^2$ avec $j \neq k$ et choisir le groupe qui gagne le plus souvent.

- On suppose ici que $y_i \in \{1, \dots, M\}$
- Il existe plusieurs approches pour généraliser les SVM à ce contexte, notamment :
- One against one

Idée

Faire une SVM binaire sur toutes les paires $(j, k) \in \{1, \dots, M\}^2$ avec $j \neq k$ et choisir le groupe qui gagne le plus souvent.

- One against all

Idée

Faire une SVM binaire de chaque groupe contre les autres et choisir le groupe qui a la "plus belle victoire".

One against one

Algorithme

1. Pour chaque paire (j, k) , faire la SVM **binaire** avec uniquement les individus des groupes k et j ;
2. On obtient ainsi $M(M - 1)/2$ règles "linéaires" $f_{j,k}(x)$.

One against one

Algorithme

1. Pour chaque paire (j, k) , faire la SVM binaire avec uniquement les individus des groupes k et j ;
2. On obtient ainsi $M(M - 1)/2$ règles "linéaires" $f_{j,k}(x)$.
3. On calcule pour $j = 1, \dots, M$

$$V(j) = \sum_{k \neq j} \text{signe}(f_{j,k}(x))$$

qui représente le nombre de fois où on a voté j contre les autres groupes.

One against one

Algorithme

1. Pour chaque paire (j, k) , faire la SVM binaire avec uniquement les individus des groupes k et j ;
2. On obtient ainsi $M(M - 1)/2$ règles "linéaires" $f_{j,k}(x)$.
3. On calcule pour $j = 1, \dots, M$

$$V(j) = \sum_{k \neq j} \text{signe}(f_{j,k}(x))$$

qui représente le nombre de fois où on a voté j contre les autres groupes.

4. On classe un nouvel individu x dans le groupe qui a remporté le plus de suffrage :

$$f(x) = \operatorname{argmax}_j V(j).$$

One against all

Algorithme

1. Faire une SVM binaire avec **tous les individus** de chaque groupe contre les autres.
2. On obtient ainsi M **règles "linéaires"** $f_j(x)$ (groupe j contre les autres).

Algorithme

1. Faire une SVM binaire avec **tous les individus** de chaque groupe contre les autres.
2. On obtient ainsi M **règles "linéaires"** $f_j(x)$ (groupe j contre les autres).
3. On classe un nouvel individu dans la classe qui a le score le plus élevé :

$$f(x) = \operatorname{argmax}_j f_j(x).$$

Comparaison

- M SVM binaire avec l'approche **one against all** contre $M(M - 1)/2$ avec le **one against one** mais...

Comparaison

- M SVM binaire avec l'approche **one against all** contre $M(M - 1)/2$ avec le **one against one** mais...
- **moins** d'individus dans les **one against one**.

Comparaison

- M SVM binaire avec l'approche **one against all** contre $M(M - 1)/2$ avec le **one against one** mais...
- **moins** d'individus dans les **one against one**.
- Risque de déséquilibre plus fort avec le **one against all** (mais généralement plus rapide).

Comparaison

- M SVM binaire avec l'approche **one against all** contre $M(M - 1)/2$ avec le **one against one** mais...
- **moins** d'individus dans les **one against one**.
- Risque de déséquilibre plus fort avec le **one against all** (mais généralement plus rapide).
- Comme dans le cas binaire, il faut **sélectionner** le **paramètre de complexité**, le **noyau**, les **paramètres du noyau**...

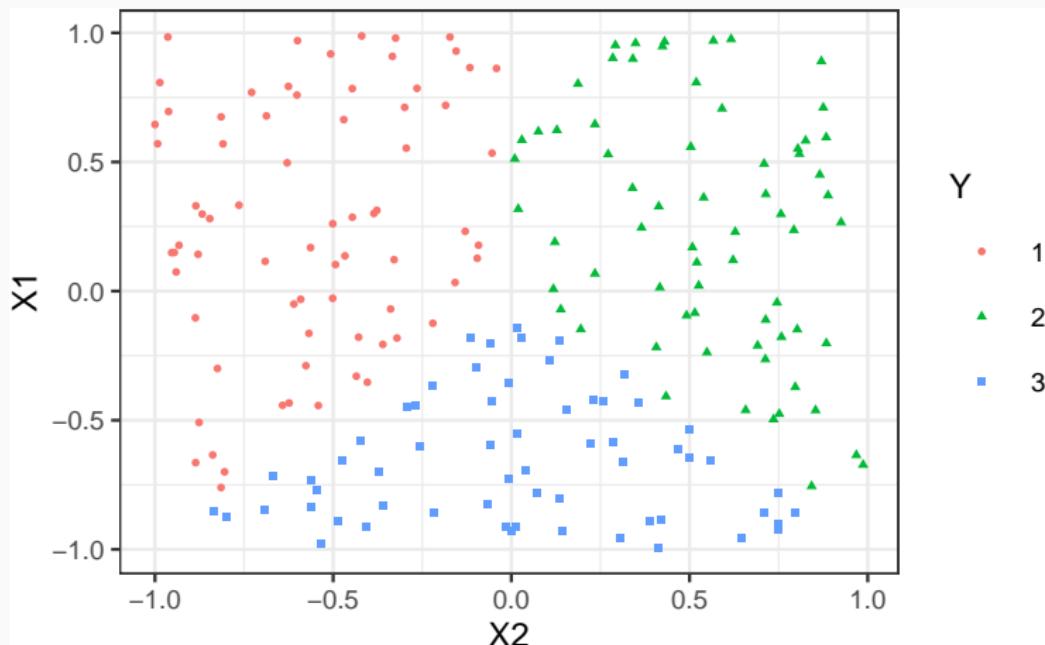
Comparaison

- M SVM binaire avec l'approche **one against all** contre $M(M - 1)/2$ avec le **one against one** mais...
- **moins** d'individus dans les **one against one**.
- Risque de déséquilibre plus fort avec le **one against all** (mais généralement plus rapide).
- Comme dans le cas binaire, il faut **sélectionner le paramètre de complexité**, le **noyau**, les **paramètres du noyau**...

Le coin R

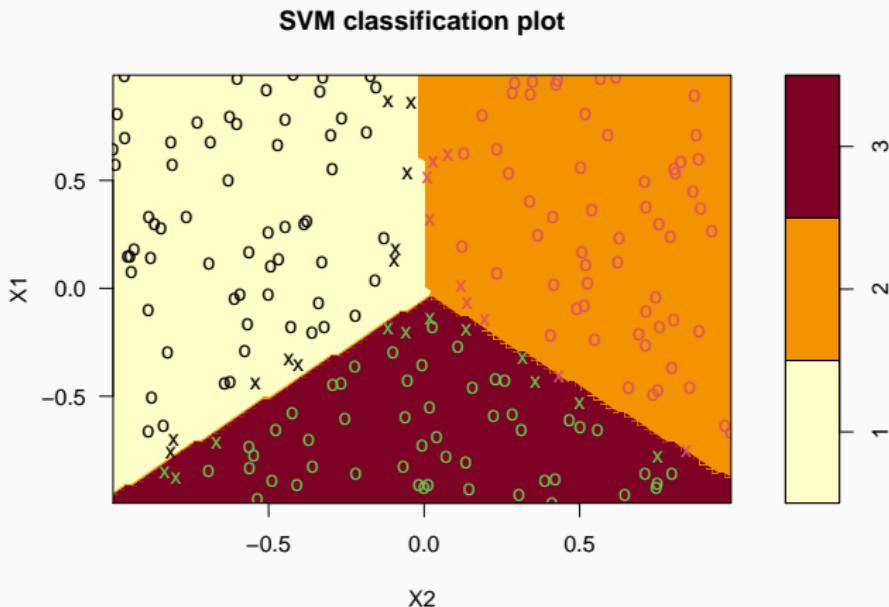
- L'approche **one against one** est plus souvent utilisée.
- C'est le cas par défaut avec **svm** de **e1071** et **ksvm** de **kernlab**.

Exemple



SVM linéaire multi classes

```
> multi1 <- svm(Y~, data=df, cost=10, kernel="linear")
> plot(multi1, data=df, grid=100)
```



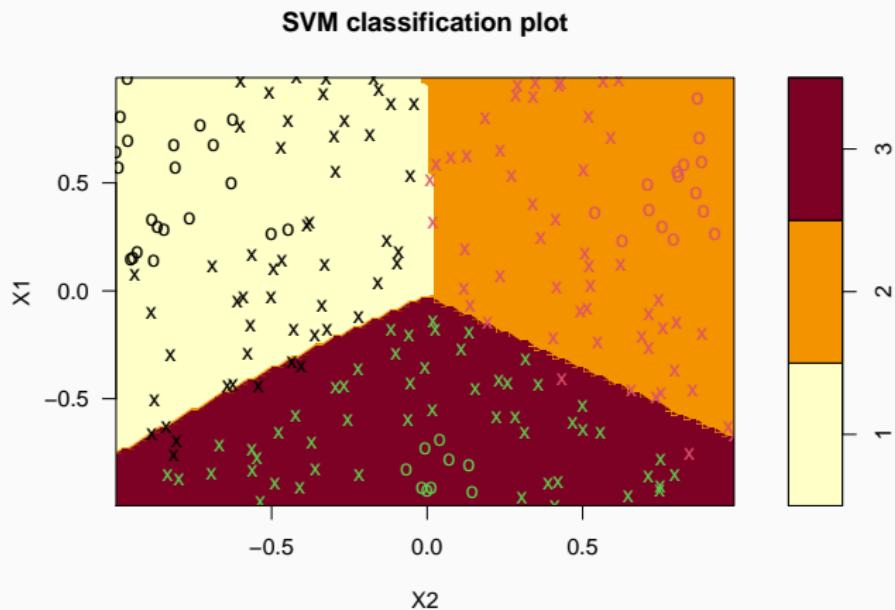
SVM non linéaire multi classes

- Il "suffit" d'utiliser un **noyau**.

SVM non linéaire multi classes

- Il "suffit" d'utiliser un **noyau**.

```
> multi2 <- svm(Y~, data=df, cost=0.1, kernel="sigmoid")
> plot(multi2, data=df, grid=100)
```



Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

- On suppose ici que les y_i sont dans \mathbb{R} .
- On ne va plus chercher l'hyperplan qui sépare au mieux les groupes mais

- On suppose ici que les y_i sont dans \mathbb{R} .
- On ne va plus chercher l'hyperplan qui sépare au mieux les groupes mais
- l'hyperplan (w, b) qui "approche au mieux" les valeurs y_i

$$|\langle w, x_i \rangle + b - y_i| \quad \text{petits.}$$

Comparaison avec les MCO

- **Approche MCO** (rappel) : on cherche (w, b) qui minimise

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \langle w, x_i \rangle - b)^2$$

Comparaison avec les MCO

- **Approche MCO** (rappel) : on cherche (w, b) qui minimise

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \langle w, x_i \rangle - b)^2$$

- **Approche SVR** : on veut
 1. tous les points à distance de moins de ε de (w, b) ;
 2. (w, b) de marge maximale ($\|w\|$ minimale).

Comparaison avec les MCO

- **Approche MCO** (rappel) : on cherche (w, b) qui minimise

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \langle w, x_i \rangle - b)^2$$

- **Approche SVR** : on veut

1. tous les points à distance de moins de ε de (w, b) ;
2. (w, b) de marge maximale ($\|w\|$ minimale).

Optimisation SVR

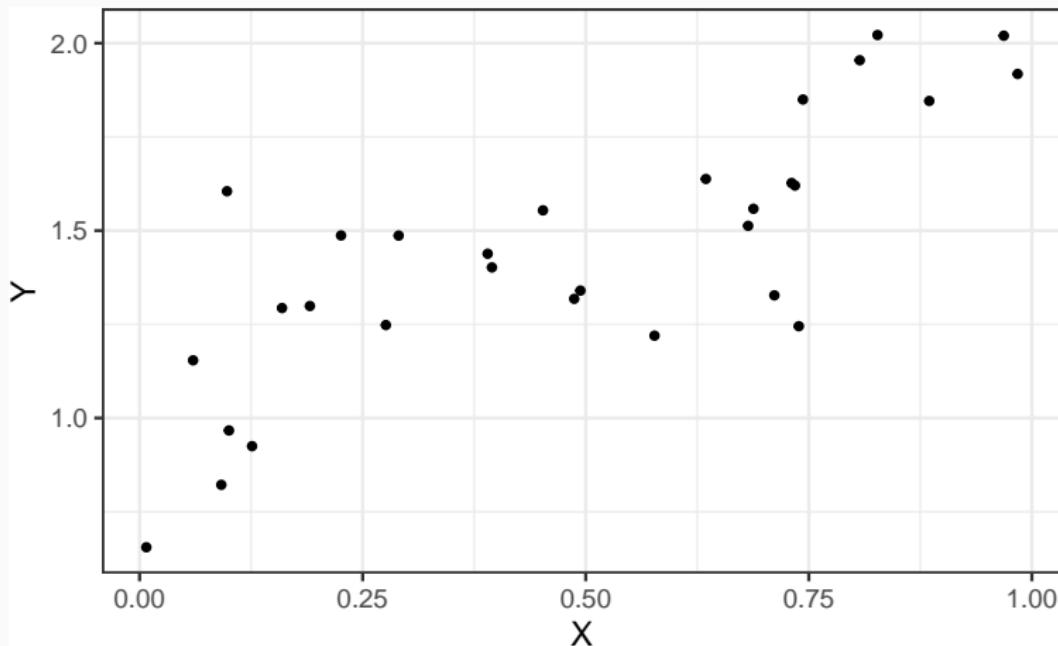
On va chercher à **minimiser la norme de w** en se fixant comme contrainte que les y_i ne soient pas "trop loin" de l'hyperplan :

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

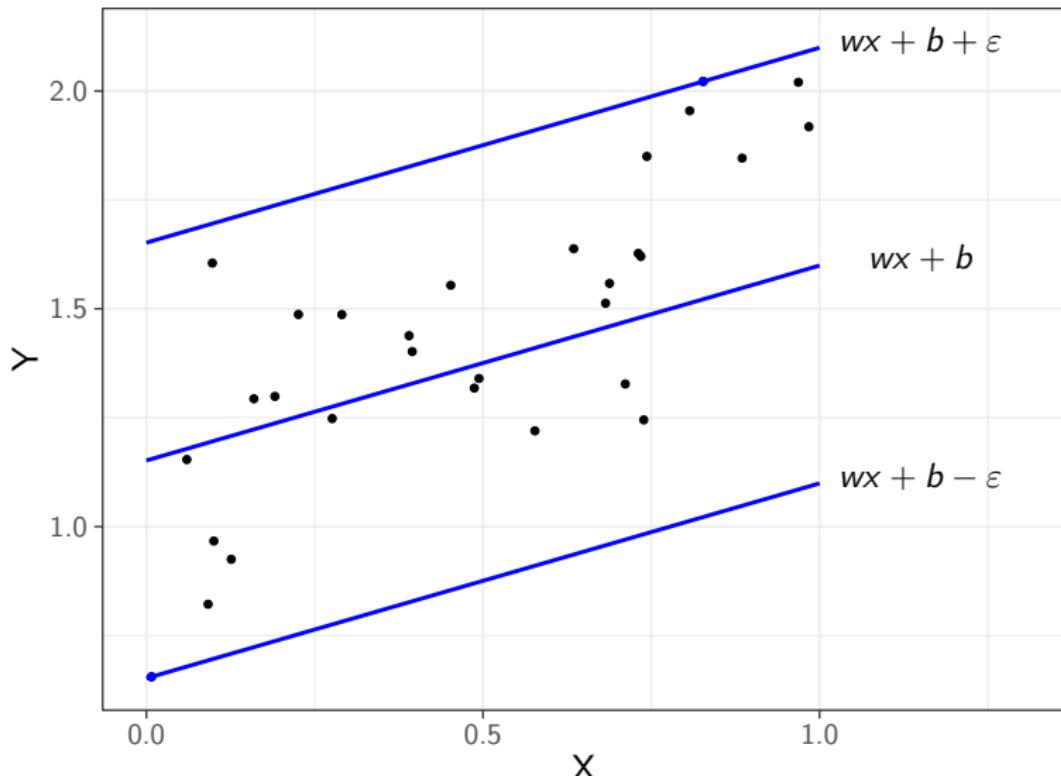
sous les contraintes $|y_i - \langle w, x_i \rangle - b| \leq \varepsilon, i = 1, \dots, n,$

où $\varepsilon > 0$ est un **paramètre à calibrer par l'utilisateur**.

Un exemple en dimension 1

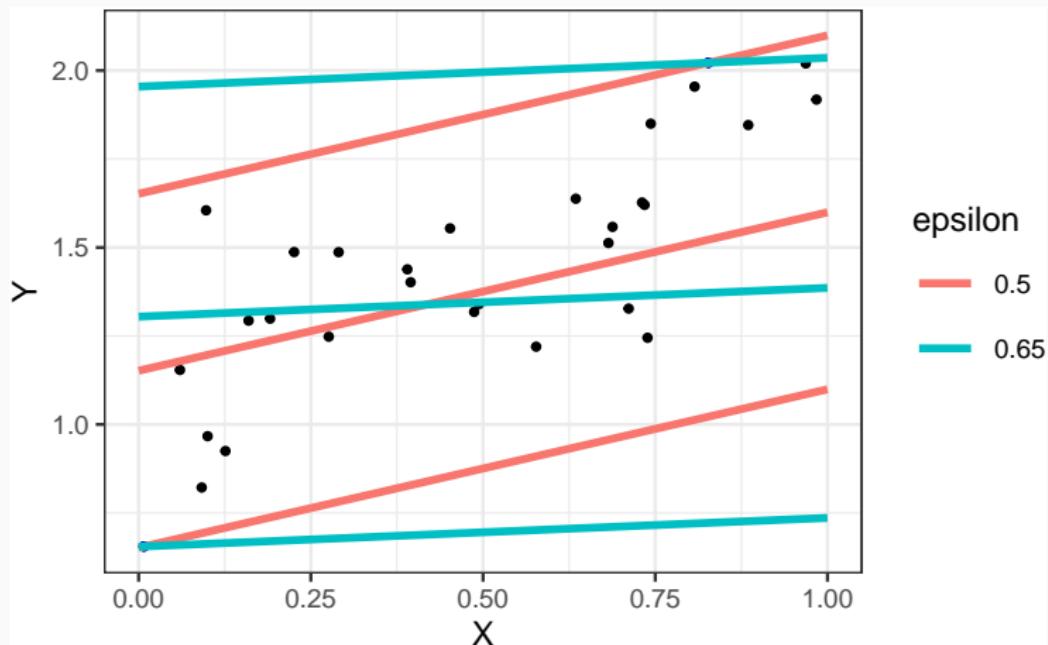


Un exemple en dimension 1



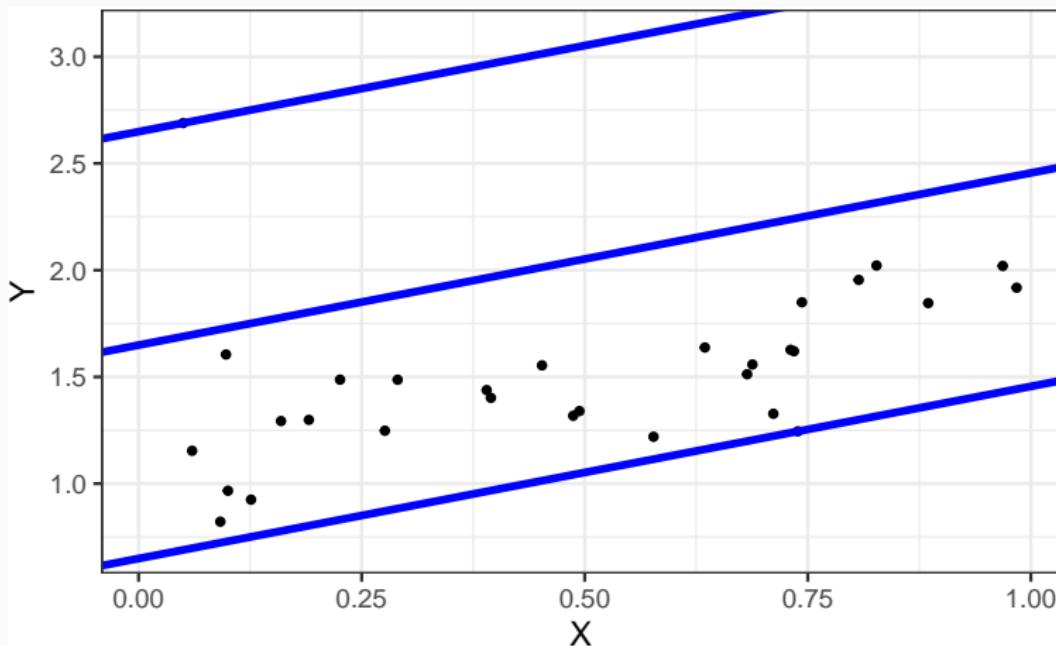
Influence de ε

- Il contrôle le niveau de tolérance que l'on se donne.



Alléger la contrainte...

- La contrainte nécessite souvent de prendre des grandes valeurs de ε ...



- Clairement pas satisfaisant de prendre ε trop grand.

- Clairement pas satisfaisant de prendre ε trop grand.

Idée

- Comme pour la SVM binaire, autoriser des observations à se situer en dehors de la marge !
- Comment ?

- Clairement pas satisfaisant de prendre ε trop grand.

Idée

- Comme pour la SVM binaire, autoriser des observations à se situer en dehors de la marge !
- Comment ? En introduisant des slack variables !

SVR cas général

Le problème d'optimisation

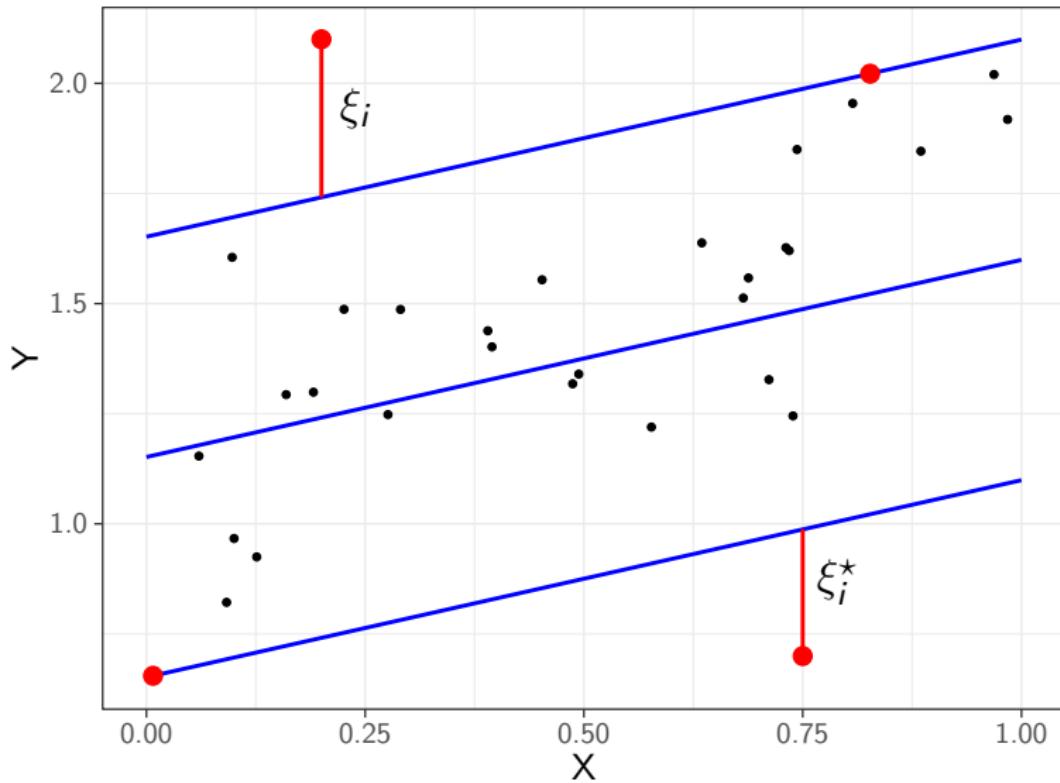
On cherche (w, b, ξ, ξ^*) qui minimise

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

sous les contraintes

$$\begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i, & i = 1, \dots, n, \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, & i = 1, \dots, n \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, & i = 1, \dots, n \end{cases}$$

Slack variables en régression



Rien ne change après...

- Les solutions s'obtiennent en résolvant le **problème dual** $\implies \alpha_i, \alpha_i^*$.

Rien ne change après...

- Les solutions s'obtiennent en résolvant le **problème dual** $\Rightarrow \alpha_i, \alpha_i^*$.
- Les données (les X) sont généralement **centrées-réduites** pour éviter les problèmes d'échelle.

Rien ne change après...

- Les solutions s'obtiennent en résolvant le **problème dual** $\implies \alpha_i, \alpha_i^*$.
- Les données (les X) sont généralement **centrées-réduites** pour éviter les problèmes d'échelle.
- Les observations vérifiant $\alpha_i^* - \alpha_i \neq 0$ sont les **vecteurs supports**.

Rien ne change après...

- Les solutions s'obtiennent en résolvant le **problème dual** $\implies \alpha_i, \alpha_i^*$.
- Les données (les X) sont généralement **centrées-réduites** pour éviter les problèmes d'échelle.
- Les observations vérifiant $\alpha_i^* - \alpha_i \neq 0$ sont les **vecteurs supports**.
- L'hyperplan optimal se déduit des **vecteurs supports** :

$$w^* = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i.$$

- L'**astuce du noyau** reste d'actualité pour prendre en compte de la **non linéarité**.

Rien ne change après...

- Les solutions s'obtiennent en résolvant le **problème dual** $\Rightarrow \alpha_i, \alpha_i^*$.
- Les données (les X) sont généralement **centrées-réduites** pour éviter les problèmes d'échelle.
- Les observations vérifiant $\alpha_i^* - \alpha_i \neq 0$ sont les **vecteurs supports**.
- L'hyperplan optimal se déduit des **vecteurs supports** :

$$w^* = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i.$$

- L'**astuce du noyau** reste d'actualité pour prendre en compte de la **non linéarité**.
- Il faut **sélectionner** C , le noyau (et ses paramètres) ainsi que ε ...

Le coin R

- Là aussi, pas grand chose ne change.

```
> svm(Y~.,data=df,kernel="linear",epsilon=0.5, cost=100)
##
## Call:
## svm(formula = Y ~ ., data = df, kernel = "linear", epsilon = 0.5,
##       cost = 100)
##
##
## Parameters:
##   SVM-Type:  eps-regression
##   SVM-Kernel: linear
##   cost: 100
##   gamma: 1
##   epsilon: 0.5
##
##
## Number of Support Vectors:  11
```

Conclusion

- Algorithme machine learning pouvant être utilisé en **régression** et en **classification supervisée**.

Conclusion

- Algorithme machine learning pouvant être utilisé en **régression** et en **classification supervisée**.
- Méthode **linéaire** mais prise en compte possible de la **non linéarité** grâce à l'**astuce du noyau**.

Conclusion

- Algorithme machine learning pouvant être utilisé en **régression** et en **classification supervisée**.
- Méthode **linéaire** mais prise en compte possible de la **non linéarité** grâce à l'**astuce du noyau**.
- **Calibration difficile** : beaucoup de paramètres
 1. paramètre de cout C
 2. noyau
 3. paramètres du noyau
 4. seuil de tolérance ε pour la régression

Conclusion

- Algorithme machine learning pouvant être utilisé en **régression** et en **classification supervisée**.
- Méthode **linéaire** mais prise en compte possible de la **non linéarité** grâce à l'**astuce du noyau**.
- **Calibration difficile** : beaucoup de paramètres
 1. paramètre de cout C
 2. noyau
 3. paramètres du noyau
 4. seuil de tolérance ε pour la régression
- et souvent **peu d'information a priori** sur la valeur de ces paramètres...

Estimation par moindres carrés

Sélection de variables

Régularisation

Régression ridge

Régression Lasso

Variantes de ridge/lasso

Discrimination binaire

Support vector machine

SVM - cas séparable

SVM : cas non séparable

SVM non linéaire : astuce du noyau

Scores et probabilités

Compléments : SVM multi-classes et SVR

SVM multiclasses

Support vector regression (SVR)

Références i

-  Aronszajn, N. (1950).
Theory of reproducing kernels.
Transactions of the American Mathematical Society, 68 :337–404.
-  Bühlmann, P. and van de Geer, S. (2011).
Statistics for high-dimensional data.
Springer.
-  Cornillon, P., Hengartner, N., Matzner-Løber, E., and Rouvière, L. (2019).
Régression avec R.
EDP Sciences.

Références ii

-  Fromont, M. (2015).
Apprentissage statistique.
Université Rennes 2, diapos de cours.
-  Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2009).
The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction.
Springer, second edition.
-  Hastie, T., Tibshirani, R., and Wainwright, M. (2015).
Statistical Learning with Sparsity : The Lasso and Generalizations.
CRC Press.
https://web.stanford.edu/~hastie/StatLearnSparsity_files/SLS.pdf.

-  Karatzoglou, A., Smola, A., Hornik, K., and Zeileis, A. (2004).
kernlab – an s4 package for kernel methods in r.
Journal of Statistical Software, 11(9).
-  Tibshirani, R. (1996).
Regression shrinkage and selection via the lasso.
Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 58 :267–288.
-  Zou, H. and Hastie, T. (2005).
Regularization and variable selection via the elastic net.
Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 67 :301–320.

Troisième partie III

Algorithmes non linéaires

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- Algorithmes linéaires :

$$f(x) = f_{\beta}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Problème : tous les problèmes ne sont pas linéaires.

- Algorithmes linéaires :

$$f(x) = f_{\beta}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Problème : tous les problèmes ne sont pas linéaires.
- Possible d'ajouter de la non linéarité dans les algorithmes linéaires : effets quadratiques, interaction...

- Algorithmes linéaires :

$$f(x) = f_{\beta}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Problème : tous les problèmes ne sont pas linéaires.
- Possible d'ajouter de la non linéarité dans les algorithmes linéaires : effets quadratiques, interaction...
- Difficile pour l'utilisateur de trouver quels effets ajouter ! Surtout lorsque d est grand.

- Algorithmes linéaires :

$$f(x) = f_{\beta}(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_d x_d.$$

- Problème : tous les problèmes ne sont pas linéaires.
- Possible d'ajouter de la non linéarité dans les algorithmes linéaires : effets quadratiques, interaction...
- Difficile pour l'utilisateur de trouver quels effets ajouter ! Surtout lorsque d est grand.

Dans cette partie

Présentation de quelques algorithmes non linéaires :

- Méthodes par arbres.
- Réseaux de neurones.

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- Les arbres sont des algorithmes de prédiction qui fonctionnent en régression et en discrimination.
- Il existe différentes variantes permettant de construire des prédicteurs par arbres.
- Nous nous focalisons dans cette partie sur la méthode CART [Breiman et al., 1984] qui est la plus utilisée.

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Notations

- On cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .

Notations

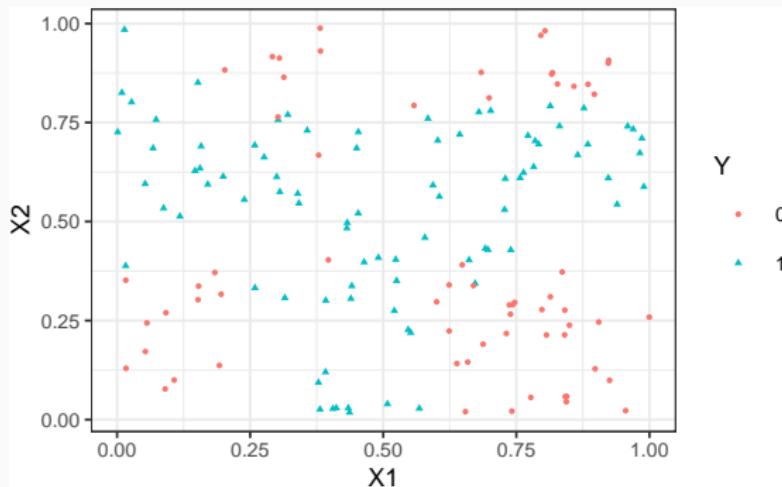
- On cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .
- Y peut admettre un nombre quelconque de modalités et les variables X_1, \dots, X_d peuvent être qualitatives et/ou quantitatives.

Notations

- On cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .
- Y peut admettre un nombre quelconque de modalités et les variables X_1, \dots, X_d peuvent être qualitatives et/ou quantitatives.
- Néanmoins, pour simplifier on se place dans un premier temps en discrimination binaire : Y admet 2 modalités (-1 ou 1). On suppose de plus que l'on a simplement 2 variables explicatives quantitatives.

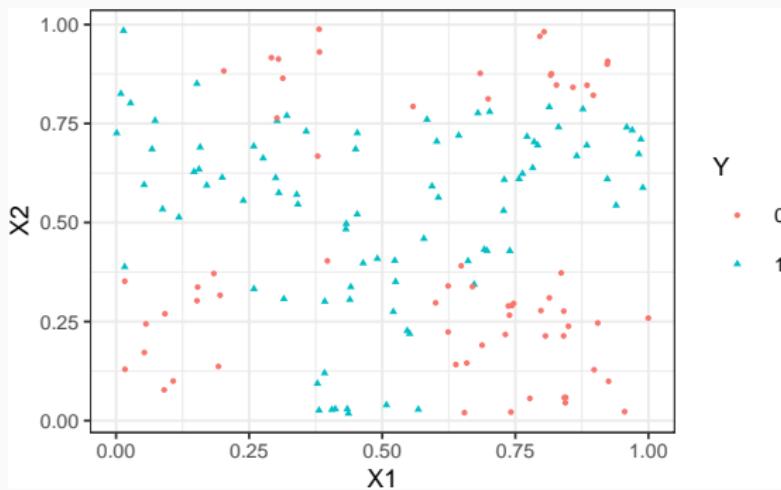
Représentation des données

- On dispose de n observations $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ où $x_i \in \mathbb{R}^2$ et $y_i \in \{0, 1\}$.



Représentation des données

- On dispose de n observations $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ où $x_i \in \mathbb{R}^2$ et $y_i \in \{0, 1\}$.

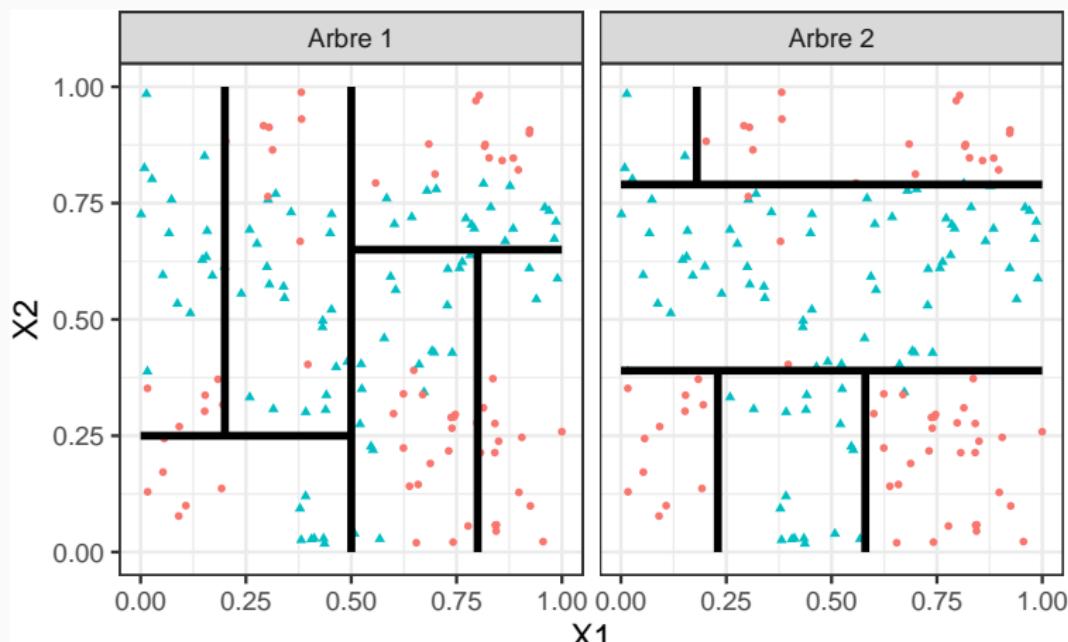


Approche par arbres

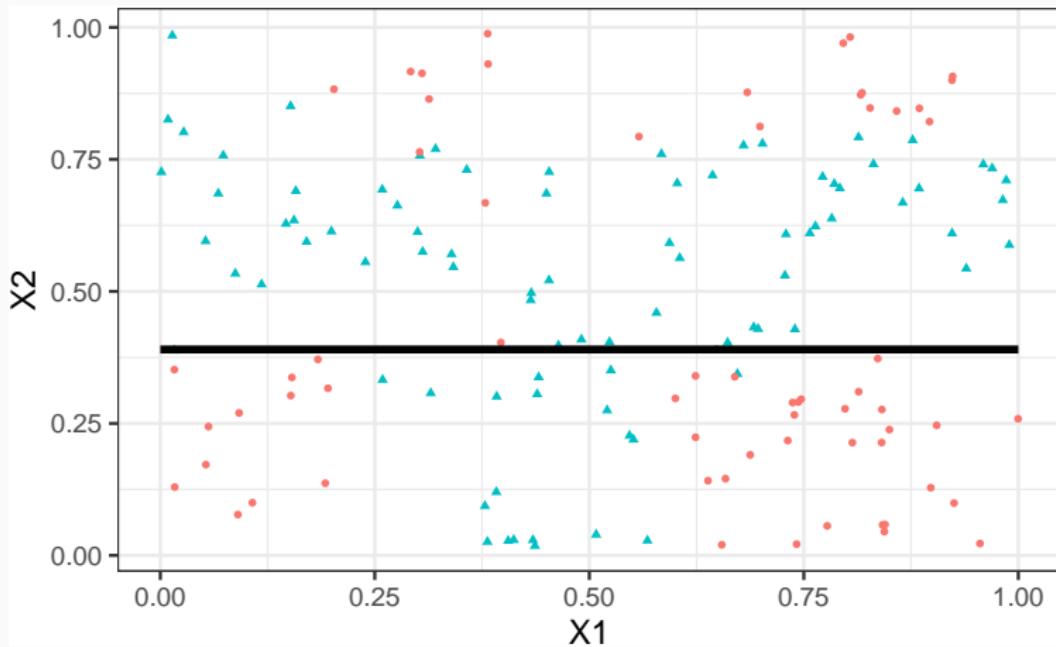
Trouver une **partition** des observations qui **sépare** "au mieux" les points rouges des points bleus.

Arbres binaires

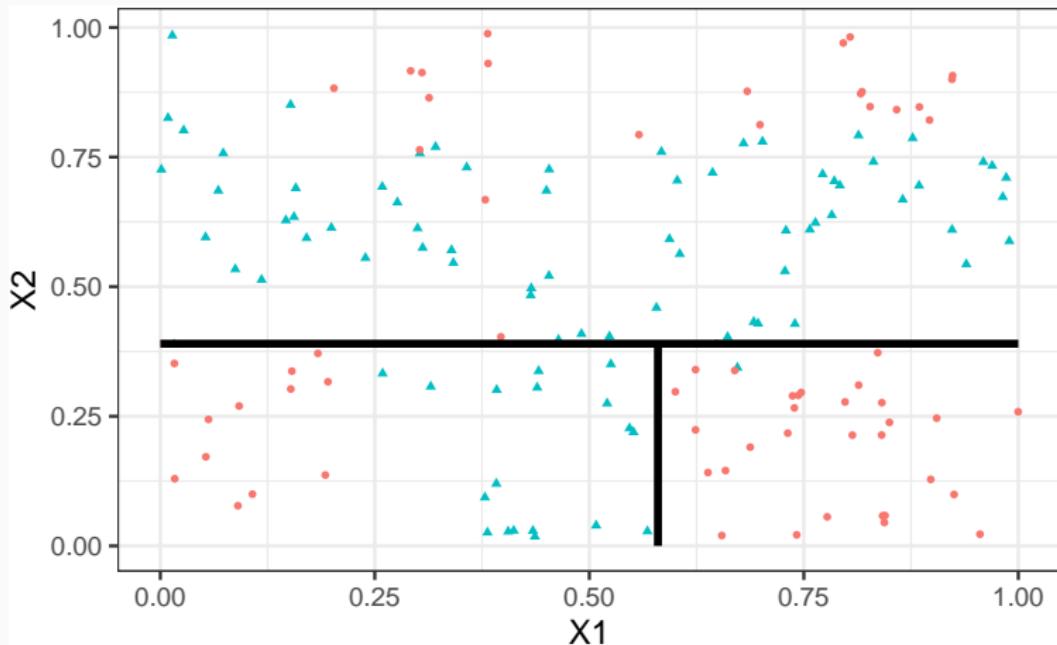
- La méthode CART propose de construire une partition basée sur des divisions successives parallèles aux axes.
- 2 exemples de partition :



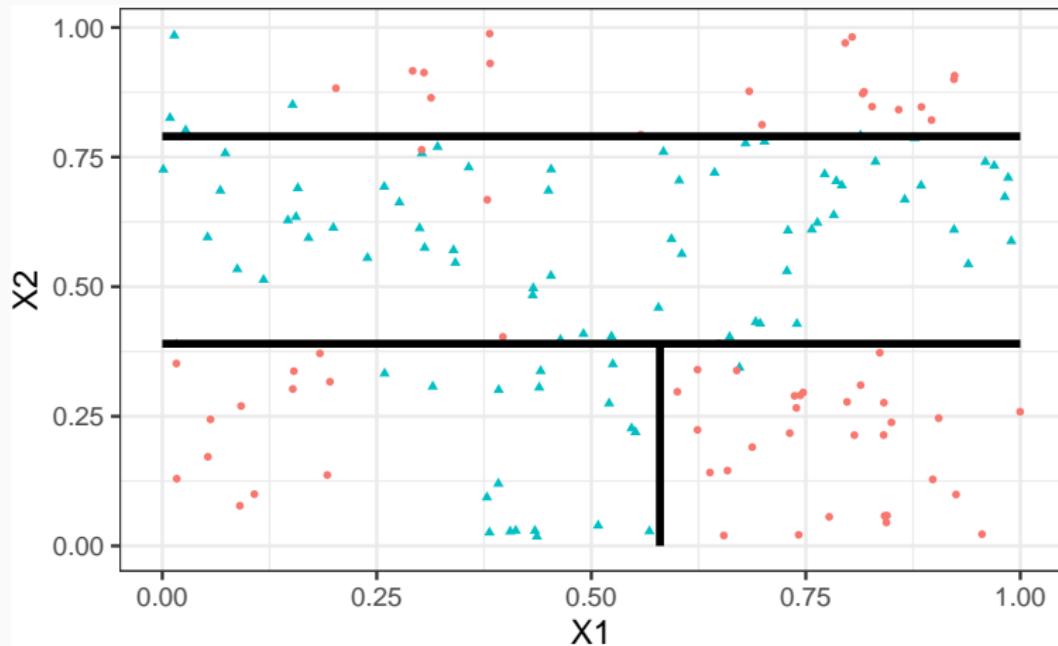
- A chaque étape, la méthode cherche une **nouvelle division** : une **variable** et un **seuil** de coupure.



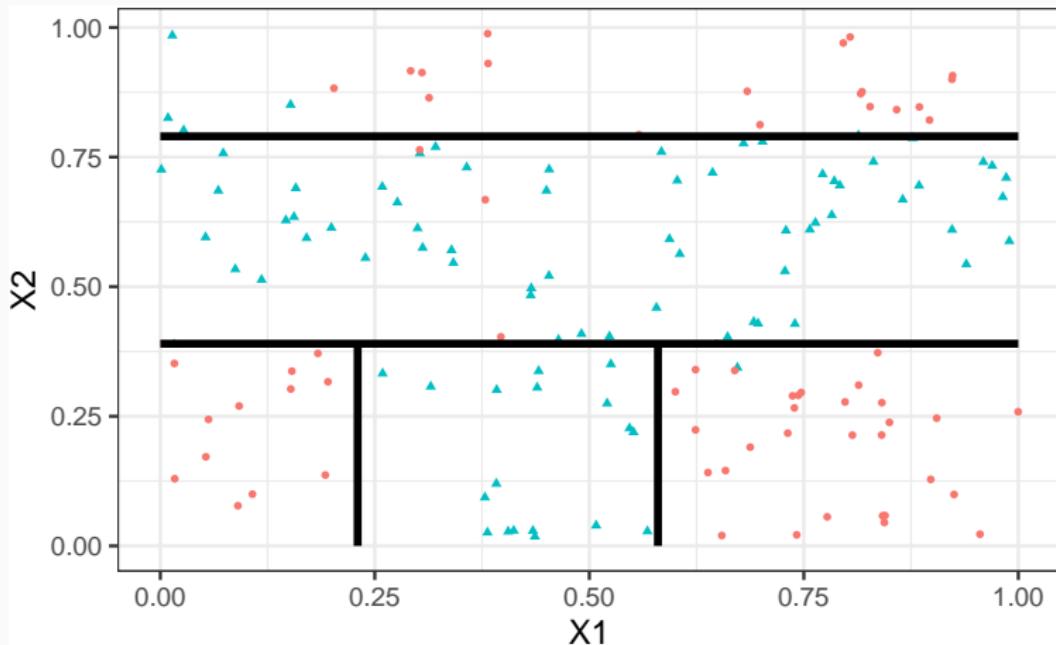
- A chaque étape, la méthode cherche une **nouvelle division** : une **variable** et un **seuil** de coupure.



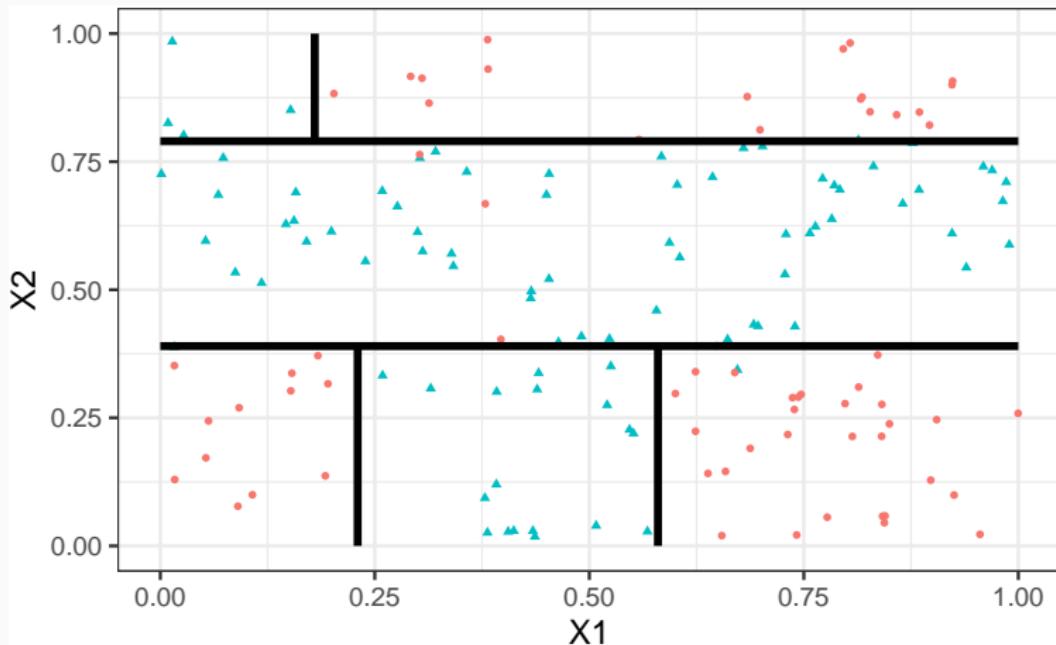
- A chaque étape, la méthode cherche une **nouvelle division** : une **variable** et un **seuil** de coupure.



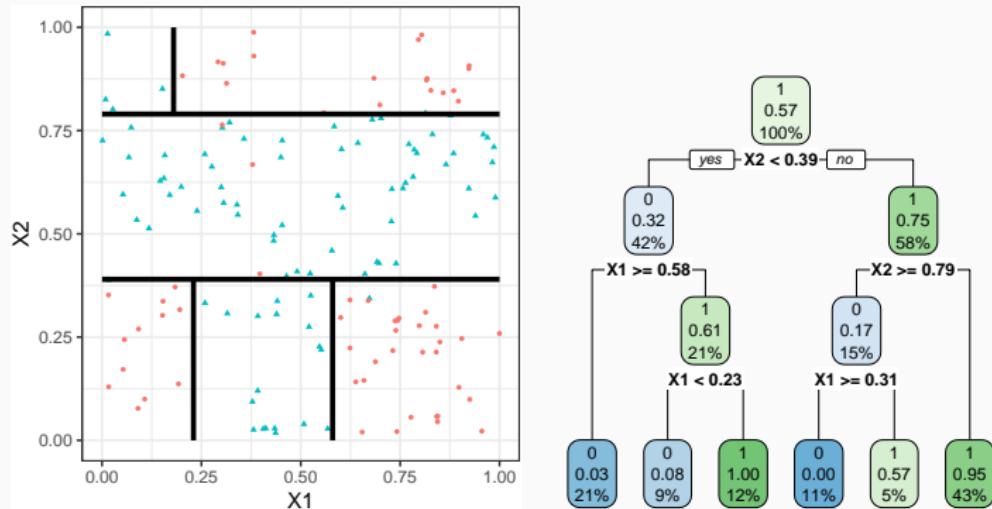
- A chaque étape, la méthode cherche une **nouvelle division** : une **variable** et un **seuil** de coupure.



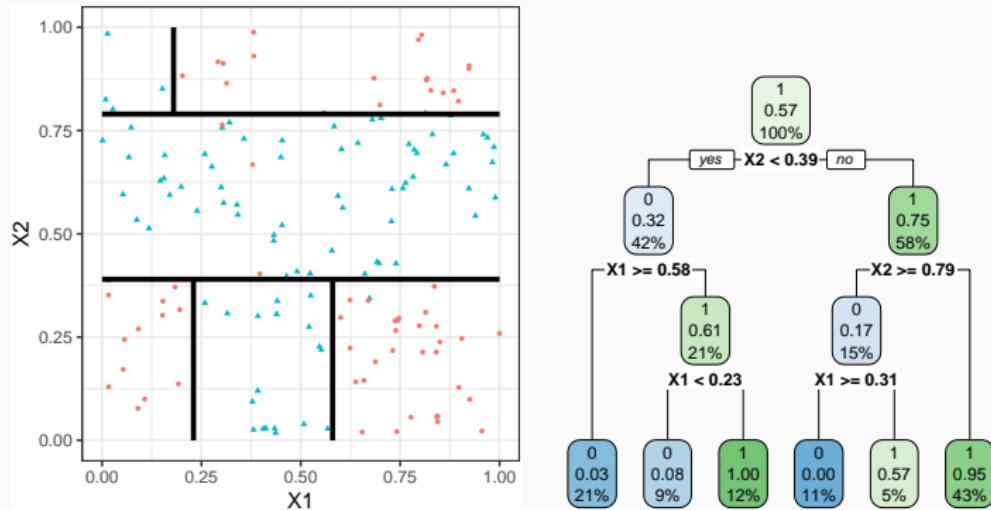
- A chaque étape, la méthode cherche une **nouvelle division** : une **variable** et un **seuil** de coupure.



Représentation de l'arbre



Représentation de l'arbre



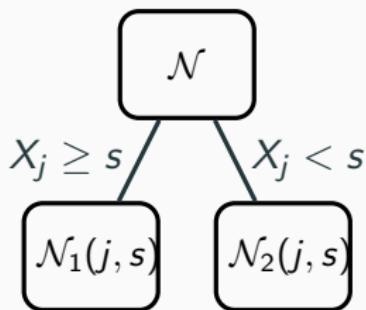
Remarque

Visuel de droite plus pertinent :

- Plus d'information.
- Généralisation à plus de deux dimensions.

Vocabulaire

- Chaque coupure divise une partie de \mathbb{R}^d en deux parties appelées **nœuds**.
- Le premier nœud, qui contient toutes les observations, est le **nœud racine**.
- Une coupure divise en noeud en deux **nœuds fils** :



- Les nœuds qui ne sont pas découpés (en bas de l'arbre) sont les **nœuds terminaux** ou **feuilles** de l'arbre.

Arbre et algorithme de prévision

- L'arbre construit, les prévisions se déduisent à partir de moyennes faites dans les feuilles.
- On note $\mathcal{N}(x)$ la feuille de l'arbre qui contient $x \in \mathbb{R}^d$, les prévisions s'obtiennent selon :

1. Régression \implies moyenne des y_i de la feuille

$$m_n(x) = \frac{1}{|\mathcal{N}(x)|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}(x)} y_i$$

Arbre et algorithme de prévision

- L'arbre construit, les prévisions se déduisent à partir de moyennes faites dans les feuilles.
- On note $\mathcal{N}(x)$ la feuille de l'arbre qui contient $x \in \mathbb{R}^d$, les prévisions s'obtiennent selon :

1. Régression \implies moyenne des y_i de la feuille

$$m_n(x) = \frac{1}{|\mathcal{N}(x)|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}(x)} y_i$$

2. Classification (classe) \implies vote à la majorité :

$$g_n(x) = \operatorname{argmax}_k \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}(x)} \mathbf{1}_{y_i=k}$$

3. Classification (proba) \implies proportion d'obs. du groupe k :

$$S_{k,n}(x) = \frac{1}{|\mathcal{N}(x)|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}(x)} \mathbf{1}_{y_i=k}.$$

Questions

1. Comment découper un nœud ?

⇒ si on dispose d'un algorithme pour découper un nœud, il suffira de le répéter.

Questions

1. Comment découper un nœud ?

⇒ si on dispose d'un algorithme pour découper un nœud, il suffira de le répéter.

2. Comment choisir la profondeur de l'arbre ?

- Profondeur **maximale** ? (on découpe jusqu'à ne plus pouvoir)

Questions

1. Comment découper un nœud ?

⇒ si on dispose d'un algorithme pour découper un nœud, il suffira de le répéter.

2. Comment choisir la profondeur de l'arbre ?

- Profondeur maximale ? (on découpe jusqu'à ne plus pouvoir sur-ajustement ?)
- Critère d'arrêt ?

Questions

1. Comment découper un nœud ?

⇒ si on dispose d'un algorithme pour découper un nœud, il suffira de le répéter.

2. Comment choisir la profondeur de l'arbre ?

- Profondeur **maximale** ? (on découpe jusqu'à ne plus pouvoir **sur-ajustement** ?)
- Critère d'arrêt ?
- Élagage ? (on construit un arbre profond et on enlève des branches "inutiles" ...).

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- Une coupure = un couple $(j, s) \in \{1, \dots, d\} \times \mathbb{R}$.
- Idée : définir un critère mesure la performance d'une coupure et choisir celle qui optimise le critère.

- Une coupure = un couple $(j, s) \in \{1, \dots, d\} \times \mathbb{R}$.
- Idée : définir un critère mesure la performance d'une coupure et choisir celle qui optimise le critère.
- Coupure performante \implies les deux nœuds fils sont homogènes vis-à-vis de Y .

- Une coupure = un couple $(j, s) \in \{1, \dots, d\} \times \mathbb{R}$.
- Idée : définir un critère mesure la performance d'une coupure et choisir celle qui optimise le critère.
- Coupure performante \implies les deux nœuds fils sont homogènes vis-à-vis de Y .

Fonction d'impureté

- Objectif : mesurer l'homogénéité d'un nœud.

- Une coupure = un couple $(j, s) \in \{1, \dots, d\} \times \mathbb{R}$.
- Idée : définir un critère mesure la performance d'une coupure et choisir celle qui optimise le critère.
- Coupure performante \implies les deux nœuds fils sont homogènes vis-à-vis de Y .

Fonction d'impureté

- Objectif : mesurer l'homogénéité d'un nœud.
- Intérêt : choisir la coupure qui maximise la pureté des nœuds fils.

Critère de découpe

- L'impureté \mathcal{I} d'un nœud doit être :
 1. faible lorsque un nœud est homogène : les valeurs de Y dans le nœud sont proches.
 2. élevée lorsque un nœud est hétérogène : les valeurs de Y dans le nœud sont dispersées.

Critère de découpe

- L'impureté \mathcal{I} d'un nœud doit être :
 1. faible lorsque un nœud est homogène : les valeurs de Y dans le nœud sont proches.
 2. élevée lorsque un nœud est hétérogène : les valeurs de Y dans le nœud sont dispersées.

L'idée

Une fois \mathcal{I} définie, on choisira le couple (j, s) qui maximise le gain d'impureté :

$$\Delta(j, s) = p(\mathcal{N})\mathcal{I}(\mathcal{N}) - (p(\mathcal{N}_1(j, s))\mathcal{I}(\mathcal{N}_1(j, s)) + p(\mathcal{N}_2(j, s))\mathcal{I}(\mathcal{N}_2(j, s)))$$

où $p(\mathcal{N})$ représente la proportion d'observations dans le nœud \mathcal{N} .

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- Une mesure naturelle de l'**impureté** d'un nœud \mathcal{N} en **régression** est la **variance** du nœud :

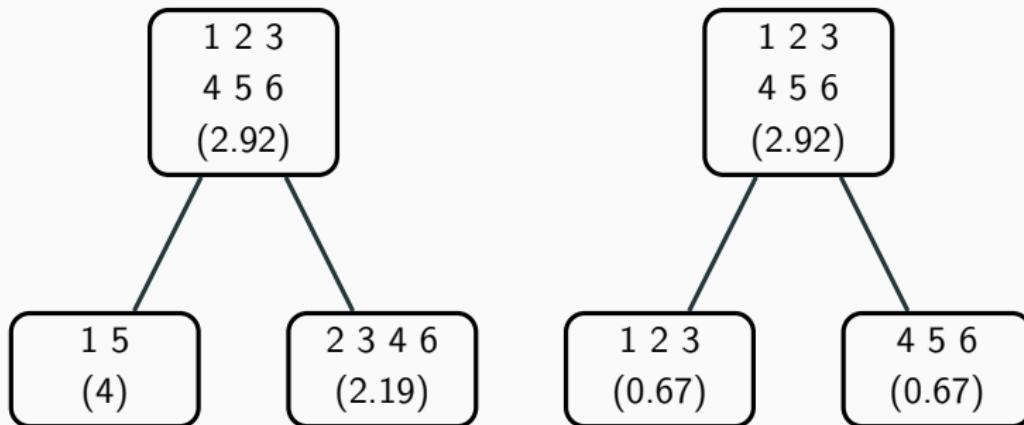
$$\mathcal{I}(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}} (y_i - \bar{y}_{\mathcal{N}})^2,$$

où $\bar{y}_{\mathcal{N}}$ désigne la moyenne des Y_i dans \mathcal{N} .

- Une mesure naturelle de l'**impureté** d'un nœud \mathcal{N} en **régression** est la **variance** du nœud :

$$\mathcal{I}(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}} (y_i - \bar{y}_{\mathcal{N}})^2,$$

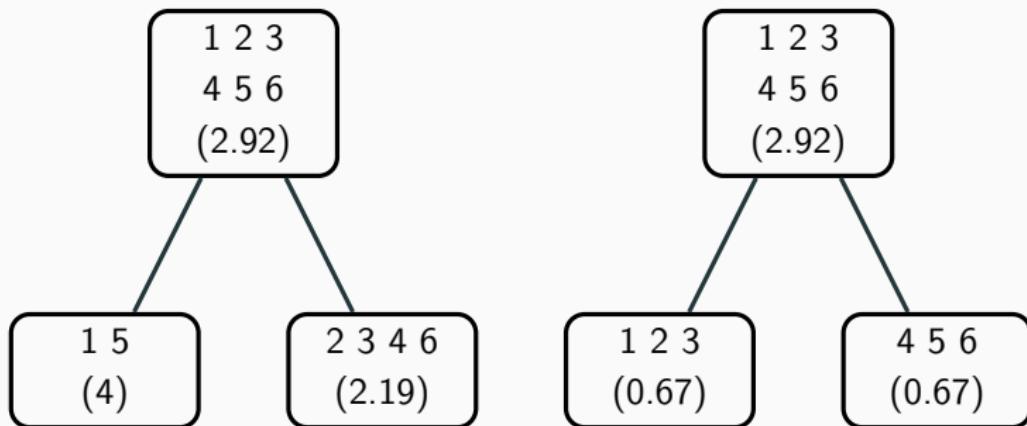
où $\bar{y}_{\mathcal{N}}$ désigne la moyenne des Y_i dans \mathcal{N} .



- Une mesure naturelle de l'**impureté** d'un nœud \mathcal{N} en **régression** est la **variance** du nœud :

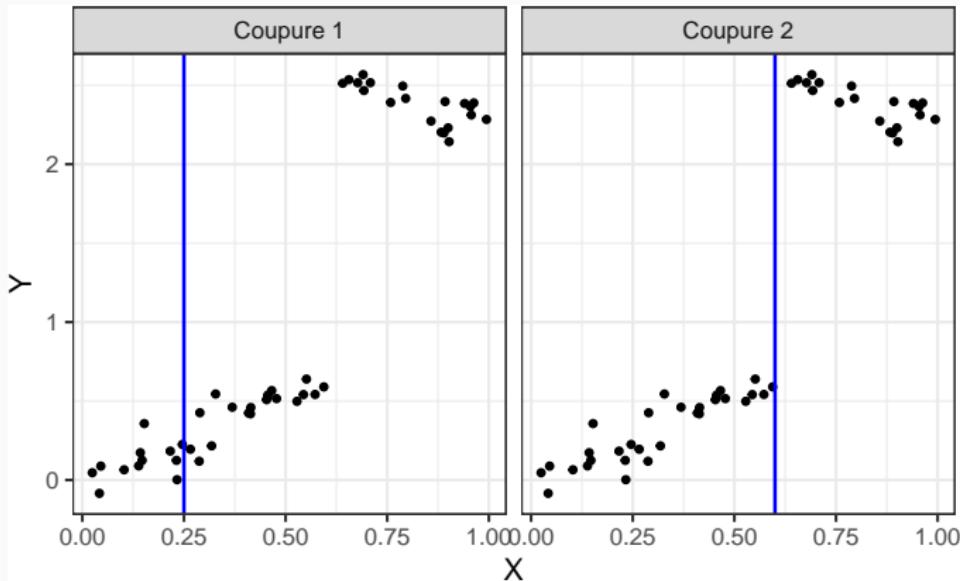
$$\mathcal{I}(\mathcal{N}) = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}} (y_i - \bar{y}_{\mathcal{N}})^2,$$

où $\bar{y}_{\mathcal{N}}$ désigne la moyenne des Y_i dans \mathcal{N} .

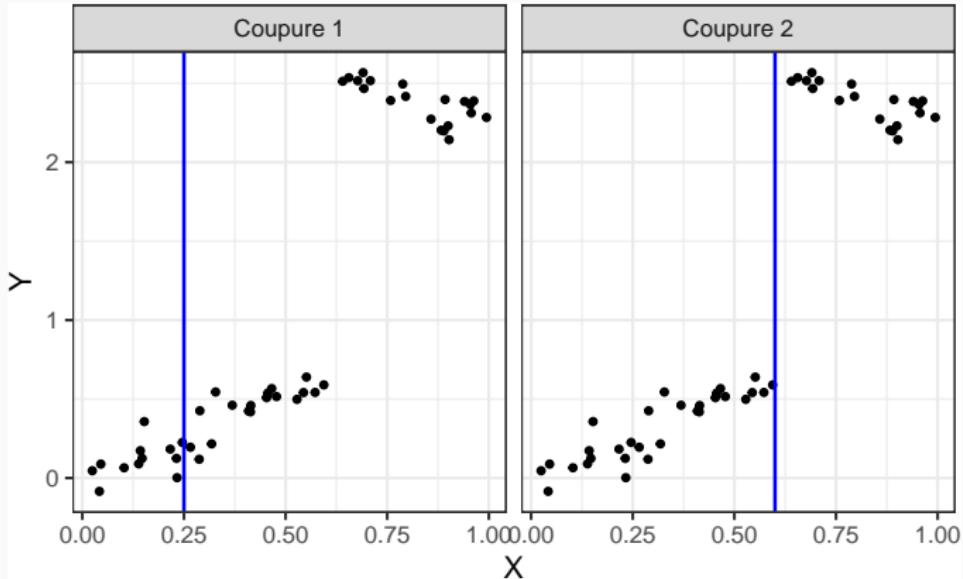


⇒ coupure de **droite** plus performante.

Exemple



Exemple



	$\mathcal{I}(\mathcal{N})$	$\mathcal{I}(\mathcal{N}_1)$	$\mathcal{I}(\mathcal{N}_2)$	Δ
Gauche	1.05	0.01	0.94	0.34
Droite	1.05	0.04	0.01	1.02

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- Les $Y_i, i = 1, \dots, n$ sont à valeurs dans $\{1, \dots, K\}$.

- Les $Y_i, i = 1, \dots, n$ sont à valeurs dans $\{1, \dots, K\}$.
- On cherche une fonction \mathcal{I} telle que $\mathcal{I}(\mathcal{N})$ soit
 - **petite** si un **label majoritaire** se distingue clairement dans \mathcal{N} ;
 - **grande** sinon.

- Les $Y_i, i = 1, \dots, n$ sont à valeurs dans $\{1, \dots, K\}$.
- On cherche une fonction \mathcal{I} telle que $\mathcal{I}(\mathcal{N})$ soit
 - **petite** si un **label majoritaire** se distingue clairement dans \mathcal{N} ;
 - **grande** sinon.

Impureté

L'**impureté** d'un nœud \mathcal{N} en classification se mesure selon

$$\mathcal{I}(\mathcal{N}) = \sum_{j=1}^K f(p_j(\mathcal{N}))$$

où

- $p_j(\mathcal{N})$ représente la proportion d'observations de la classe j dans le nœud \mathcal{N} .
- f est une fonction (concave) $[0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^+$ telle que $f(0) = f(1) = 0$.

Exemples de fonctions f

- Si \mathcal{N} est pur, on veut $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = 0$

Exemples de fonctions f

- Si \mathcal{N} est pur, on veut $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = 0 \implies$ c'est pourquoi f doit vérifier $f(0) = f(1) = 0$.

Exemples de fonctions f

- Si \mathcal{N} est pur, on veut $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = 0 \implies$ c'est pourquoi f doit vérifier $f(0) = f(1) = 0$.
- Les 2 mesures d'impureté les plus classiques sont :
 1. **Gini** : $f(p) = p(1 - p)$;
 2. **Information** : $f(p) = -p \log(p)$.

Exemples de fonctions f

- Si \mathcal{N} est pur, on veut $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = 0 \implies$ c'est pourquoi f doit vérifier $f(0) = f(1) = 0$.
- Les 2 mesures d'impureté les plus classiques sont :
 1. Gini : $f(p) = p(1 - p)$;
 2. Information : $f(p) = -p \log(p)$.

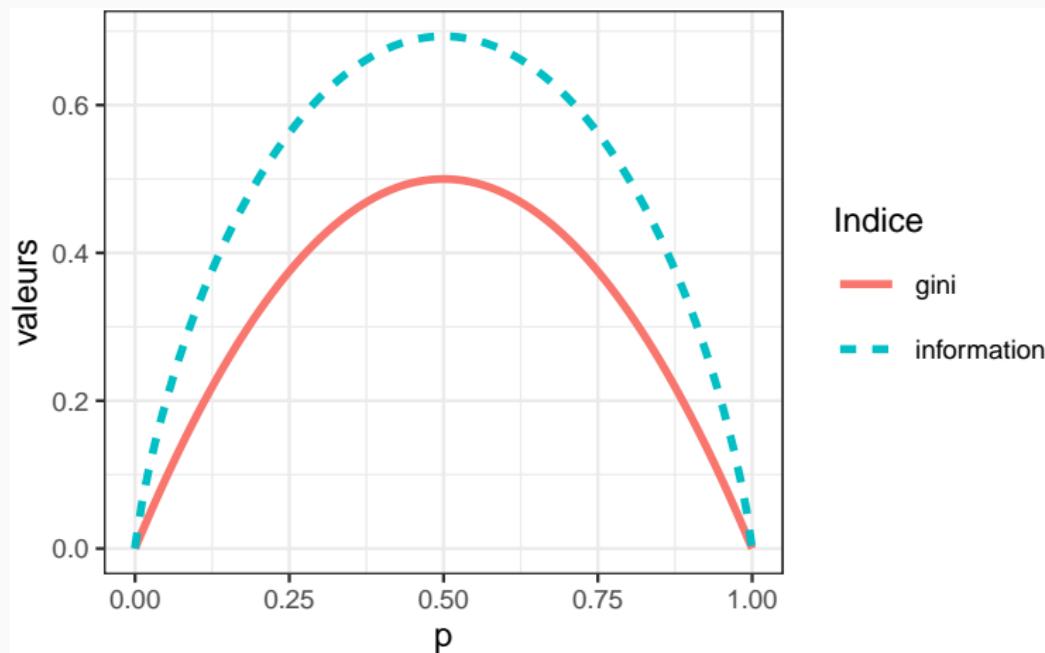
Cas binaire

Dans ce cas on a

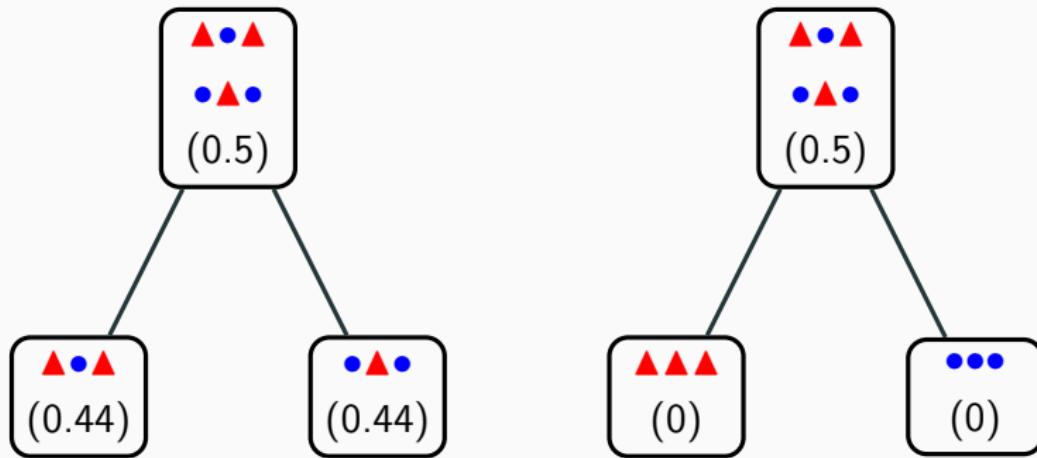
1. $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = 2p(1 - p)$ pour Gini
2. $\mathcal{I}(\mathcal{N}) = -p \log p - (1 - p) \log(1 - p)$ pour Information

où p désigne la proportion de 1 (ou 0) dans \mathcal{N} .

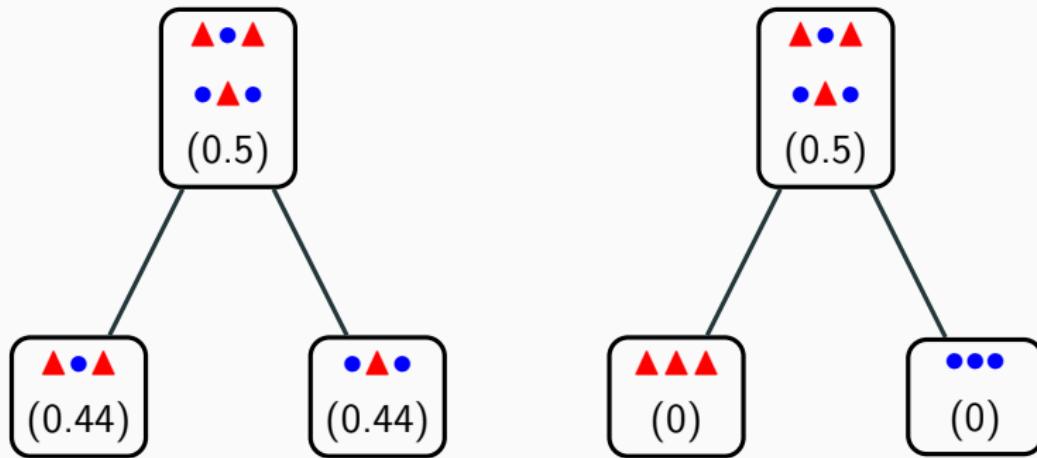
Impureté dans le cas binaire



Exemple 1

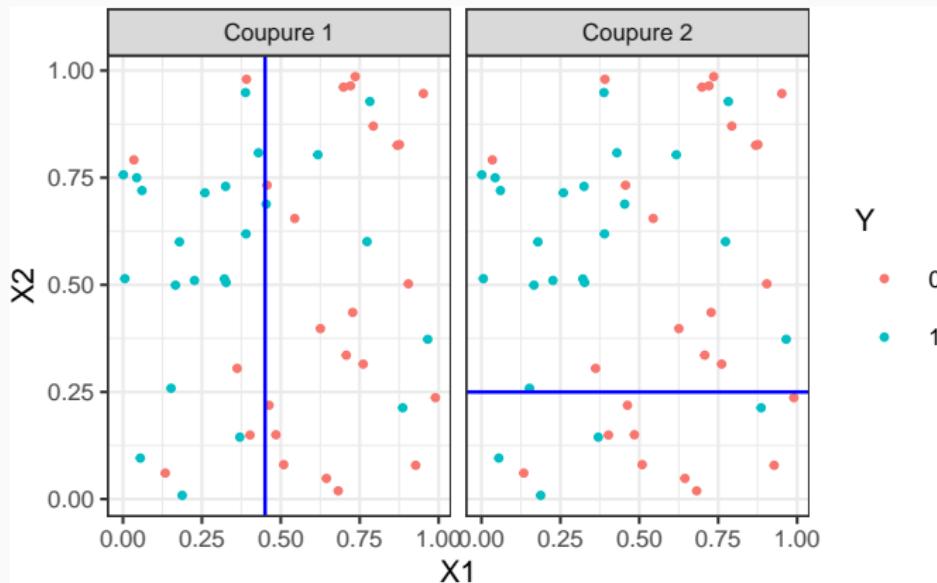


Exemple 1

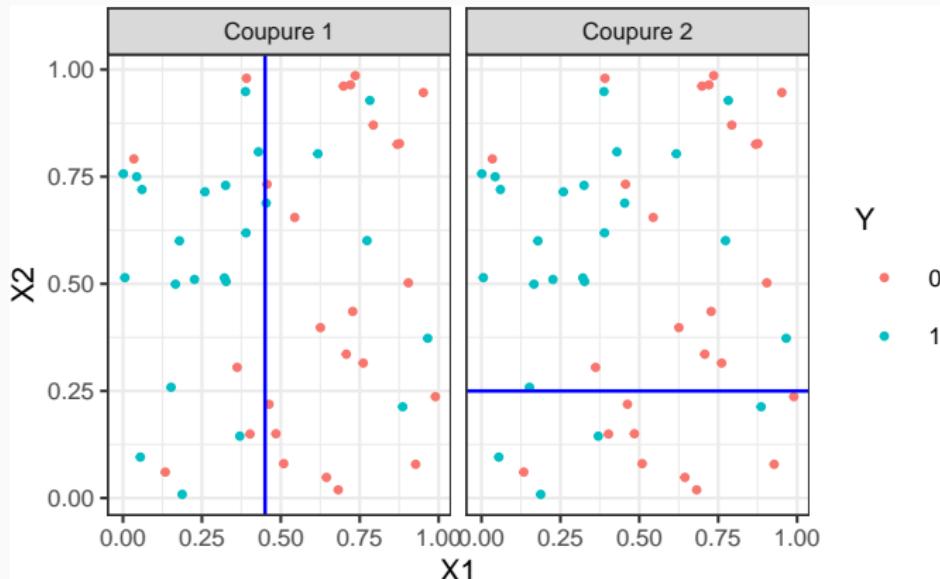


⇒ coupure de **droite** plus performante.

Exemple 2



Exemple 2



	$\mathcal{I}(\mathcal{N})$	$\mathcal{I}(\mathcal{N}_1)$	$\mathcal{I}(\mathcal{N}_2)$	Δ
Gauche	0.50	0.34	0.35	0.16
Droite	0.50	0.43	0.50	0.02

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

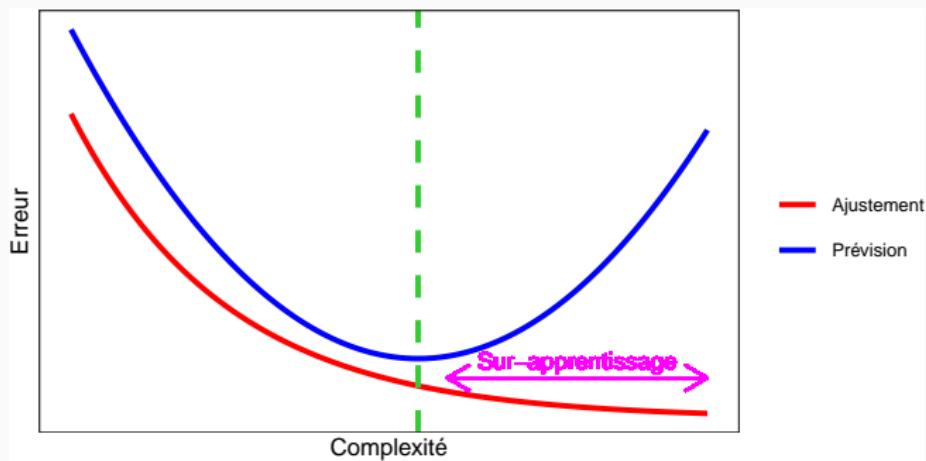
Bibliographie

Pourquoi élaguer ?

- Les coupures permettent de séparer les données selon Y
 \Rightarrow plus on coupe mieux on ajuste !

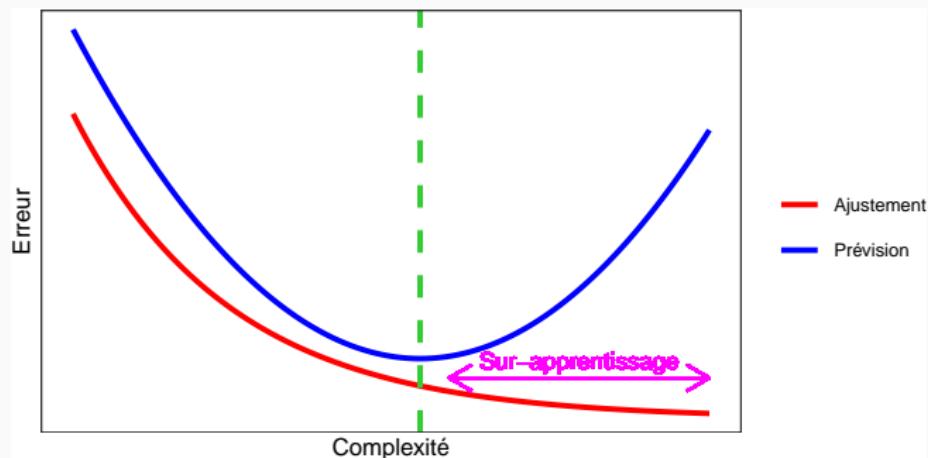
Pourquoi élaguer ?

- Les coupures permettent de séparer les données selon Y
 \Rightarrow plus on coupe mieux on ajuste !
- Risque de **sur-ajustement** si on coupe trop !



Pourquoi élaguer ?

- Les coupures permettent de séparer les données selon Y
 \Rightarrow plus on coupe mieux on ajuste !
- Risque de **sur-ajustement** si on coupe trop !



Complexité d'un arbre

Représentée par son **nombre de coupures** ou sa **profondeur**.

Comment faire ?

- Tester tous les arbres ?

Comment faire ?

- Tester tous les arbres ?
 ⇒ possible uniquement sur de petits échantillons !
- Critère d'arrêt : ne plus découper si une certaine condition est vérifiée.

Comment faire ?

- Tester tous les arbres ?
 ⇒ possible uniquement sur de petits échantillons !
- Critère d'arrêt : ne plus découper si une certaine condition est vérifiée.
 ⇒ possible mais... une coupure peut ne pas être pertinente alors que des coupures plus basses le seront !

Comment faire ?

- Tester tous les arbres ?
 ⇒ possible uniquement sur de petits échantillons !
- Critère d'arrêt : ne plus découper si une certaine condition est vérifiée.
 ⇒ possible mais... une coupure peut ne pas être pertinente alors que des coupures plus basses le seront !

Élaguer

1. Considérer un arbre (trop) profond ⇒ qui sur-ajuste ;
2. Supprimer les branches peu utiles.

Élagage CART

- Tester tous les sous-arbres d'un arbre très profond se révèlent souvent trop couteux en temps de calcul.

Élagage CART

- Tester tous les sous-arbres d'un arbre très profond se révèlent souvent trop couteux en temps de calcul.
- [Breiman et al., 1984] propose une stratégie d'élagage qui permet de se ramener à une suite d'arbres emboités

$$\mathcal{T}_{max} = \mathcal{T}_0 \supset \mathcal{T}_1 \supset \dots \supset \mathcal{T}_K.$$

de taille raisonnable (plus petite que n).

Élagage CART

- Tester tous les sous-arbres d'un arbre très profond se révèlent souvent trop couteux en temps de calcul.
- [Breiman et al., 1984] propose une stratégie d'élagage qui permet de se ramener à une suite d'arbres emboités

$$\mathcal{T}_{max} = \mathcal{T}_0 \supset \mathcal{T}_1 \supset \dots \supset \mathcal{T}_K.$$

de taille raisonnable (plus petite que n).

- Il est ensuite possible de choisir un arbre dans cette suite par des méthodes traditionnelles :
 1. choix d'un risque;
 2. optimisation de ce risque (par validation croisée par exemple).

Pour aller plus vite

Construction de la suite de sous arbres

- Soit T un arbre à $|T|$ nœuds terminaux $\mathcal{N}_1, \dots, \mathcal{N}_{|T|}$.
- Soit $R(\mathcal{N})$ un risque (d'ajustement) dans le nœud \mathcal{N} :

- Régression :

$$R_m(T) = \frac{1}{N_m} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_m} (y_i - \bar{y}_{\mathcal{N}_m})^2$$

- Classification :

$$R_m(T) = \frac{1}{N_m} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_m} \mathbf{1}_{y_i \neq y_{\mathcal{N}_m}}$$

Construction de la suite de sous arbres

- Soit T un arbre à $|T|$ nœuds terminaux $\mathcal{N}_1, \dots, \mathcal{N}_{|T|}$.
- Soit $R(\mathcal{N})$ un risque (d'ajustement) dans le nœud \mathcal{N} :

- Régression :

$$R_m(T) = \frac{1}{N_m} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_m} (y_i - \bar{y}_{\mathcal{N}_m})^2$$

- Classification :

$$R_m(T) = \frac{1}{N_m} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_m} \mathbf{1}_{y_i \neq y_{\mathcal{N}_m}}$$

Définition

Soit $\alpha \geq 0$, le critère coût/complexité est défini par :

$$C_\alpha(T) = \sum_{m=1}^{|T|} N_m R_m(T) + \alpha |T|.$$

Idée

- $C_\alpha(T)$ est un critère qui prend en compte l'**adéquation** d'un arbre et sa **complexité**.
- L'**idée** est de chercher un arbre T_α qui minimise $C_\alpha(T)$ pour une valeur de α bien choisie.

Idée

- $C_\alpha(T)$ est un critère qui prend en compte l'**adéquation** d'un arbre et sa **complexité**.
- L'**idée** est de chercher un arbre T_α qui minimise $C_\alpha(T)$ pour une valeur de α bien choisie.

Remarque

- $\alpha = 0 \implies T_\alpha = T_0 = T_{\max}$.
- $\alpha = +\infty \implies T_\alpha = T_{+\infty} = T_{\text{root}}$ **arbre sans coupure**.

Idée

- $C_\alpha(T)$ est un critère qui prend en compte l'**adéquation** d'un arbre et sa **complexité**.
- L'**idée** est de chercher un arbre T_α qui minimise $C_\alpha(T)$ pour une valeur de α bien choisie.

Remarque

- $\alpha = 0 \implies T_\alpha = T_0 = T_{\max}$.
- $\alpha = +\infty \implies T_\alpha = T_{+\infty} = T_{\text{root}}$ **arbre sans coupure**.

Question (a priori difficile)

Comment calculer T_α qui minimise $C_\alpha(T)$?

Deux lemmes

Lemme 1

Si T_1 et T_2 sont deux sous-arbres de T_{\max} avec $C_\alpha(T_1) = C_\alpha(T_2)$. Alors
 $T_1 \subset T_2$ ou $T_2 \subset T_1$

⇒ garantit une unique solution de taille minimale.

Deux lemmes

Lemme 1

Si T_1 et T_2 sont deux sous-arbres de T_{\max} avec $C_\alpha(T_1) = C_\alpha(T_2)$. Alors
 $T_1 \subset T_2$ ou $T_2 \subset T_1$

⇒ garantit une unique solution de taille minimale.

Lemme 2

Si $\alpha > \alpha'$ alors $T_\alpha = T_{\alpha'}$ ou $T_\alpha \subset T_{\alpha'}$.

⇒ garantit une stabilité des solutions lorsque α parcourt \mathbb{R}^+ ⇒ elles vont être emboîtées les unes dans les autres.

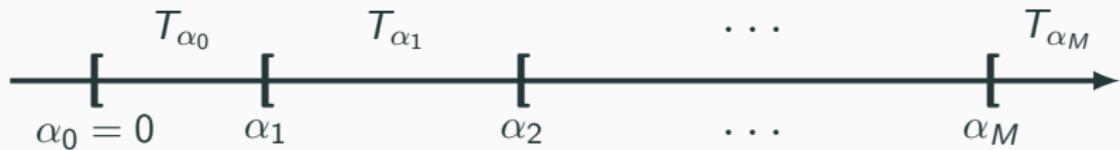
Théorème [Breiman et al., 1984]

Il existe une suite finie $\alpha_0 = 0 < \alpha_1 < \dots < \alpha_M$ avec $M \leq |T_{\max}|$ et une suite associée d'arbres emboîtés $(T_{\alpha_m})_m$

$$T_{\max} = T_{\alpha_0} \supset T_{\alpha_1} \supset \dots \supset T_{\alpha_M} = T_{\text{root}}$$

telle que $\forall \alpha \in [\alpha_m, \alpha_{m+1}[$

$$T_m \in \operatorname{argmin}_{T \subseteq T_{\max}} C_{\alpha}(T).$$



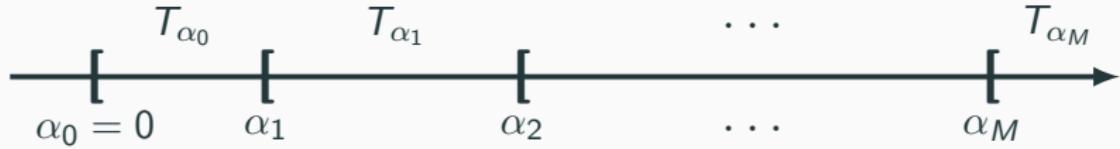
Théorème [Breiman et al., 1984]

Il existe une suite finie $\alpha_0 = 0 < \alpha_1 < \dots < \alpha_M$ avec $M \leq |T_{\max}|$ et une suite associée d'arbres emboîtés $(T_{\alpha_m})_m$

$$T_{\max} = T_{\alpha_0} \supset T_{\alpha_1} \supset \dots \supset T_{\alpha_M} = T_{\text{root}}$$

telle que $\forall \alpha \in [\alpha_m, \alpha_{m+1}[$

$$T_m \in \operatorname{argmin}_{T \subseteq T_{\max}} C_{\alpha}(T).$$



Commentaires

- Nombre de minimiseurs de $C_{\alpha}(T)$ est "petit".
- Ils s'obtiennent en **élaguant** : en supprimant des branches.

Exemple

- On visualise la **suite de sous-arbres** avec la fonction `printcp` ou dans l'objet **rpart** :

```
> library(rpart)
> set.seed(123)
> arbre <- rpart(Y~., data=don.2D.arbre, cp=0.0001, minsplit=2)
> arbre$cptable
##          CP nsplit  rel error      xerror       xstd
## 1 0.353846154      0 1.00000000 1.00000000 0.09336996
## 2 0.230769231      1 0.64615385 0.7076923 0.08688336
## 3 0.138461538      2 0.41538462 0.5076923 0.07805324
## 4 0.061538462      4 0.13846154 0.2153846 0.05481185
## 5 0.015384615      5 0.07692308 0.1846154 0.05111769
## 6 0.007692308      6 0.06153846 0.2461538 0.05816388
## 7 0.000100000     14 0.00000000 0.2153846 0.05481185
```

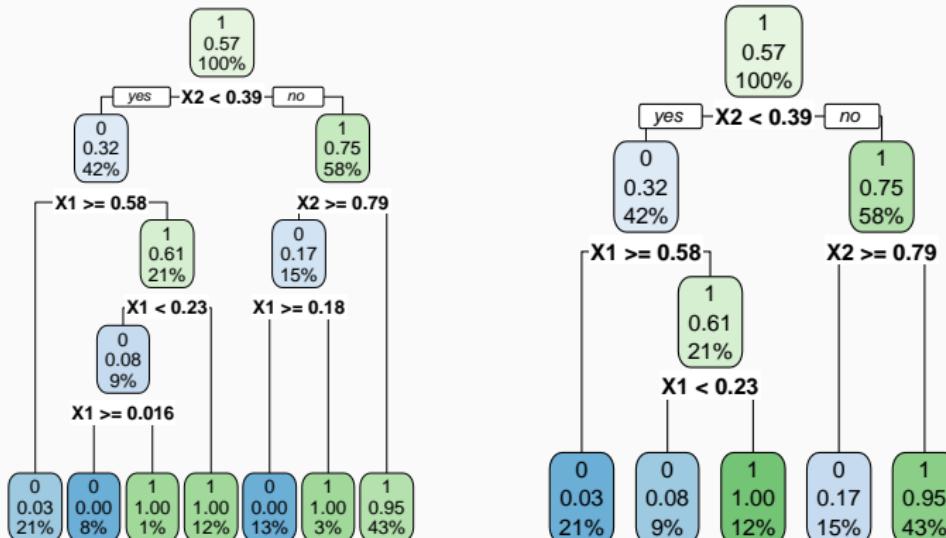
Sorties printcp

- Suite de 7 arbres emboités.
- CP : complexity parameter, il mesure la complexité de l'arbre : CP
↓⇒ complexité ↗.
- nsplit : nombre de coupures de l'arbre.
- rel.error : erreur (normalisée) calculée sur les données d'apprentissage
⇒ erreur d'ajustement.
- xerror : erreur (normalisée) calculée par validation croisée 10 blocs
⇒ erreur de prévision (voir diapos suivantes).
- xstd : écart-type associé à l'erreur de validation croisée.

Visualisation

- On peut les visualiser en combinant `prune` (extraction) et `rpart.plot` (tracé) :

```
> arbre1 <- prune(arbre, cp=0.01)
> arbre2 <- prune(arbre, cp=0.1)
> library(rpart.plot)
> rpart.plot(arbre1);rpart.plot(arbre2)
```



Choix de l'arbre final

- Choisir un arbre dans la suite revient à choisir une valeur de α .

Choix de l'arbre final

- Choisir un arbre dans la suite revient à choisir une valeur de α .
- Ce choix s'effectue généralement de façon classique :
 1. Choix d'un risque.
 2. Estimation du risque par ré-échantillonnage (CV par exemple) pour tous les α_m .
 3. Sélection du α_m qui minimise le risque estimé.

Choix de l'arbre final

- Choisir un arbre dans la suite revient à choisir une valeur de α .
- Ce choix s'effectue généralement de façon classique :
 1. Choix d'un risque.
 2. Estimation du risque par ré-échantillonnage (CV par exemple) pour tous les α_m .
 3. Sélection du α_m qui minimise le risque estimé.

Remarque

La fonction `rpart` effectue par défaut une validation croisée 10 blocs en prenant :

- le risque quadratique en régression.
- l'erreur de classification en classification.

1. Calculer

$$\beta_0 = 0, \quad \beta_1 = \sqrt{\alpha_1 \alpha_2}, \quad \dots \quad \beta_{M-1} = \sqrt{\alpha_{M-1} \alpha_M}, \quad \beta_M = +\infty.$$

2. Pour $k = 1, \dots, K$

2.1 Construire l'arbre maximal sur l'ensemble des données privé du k^e bloc, c'est-à-dire $\mathcal{B}^{-k} = \{(x_i, y_i) : i \in \{1, \dots, n\} \setminus B_k\}$.

2.2 Appliquer l'algorithme d'élagage à cet arbre maximal, puis extraire les arbres qui correspondent aux valeurs $\beta_m, m = 0, \dots, M \Rightarrow T_{\beta_m}(., \mathcal{B}^{-k})$.

2.3 Calculer les valeurs prédites par chaque arbre sur le bloc k : $T_{\beta_m}(x_i, \mathcal{B}^{-k}), i \in B_k$.

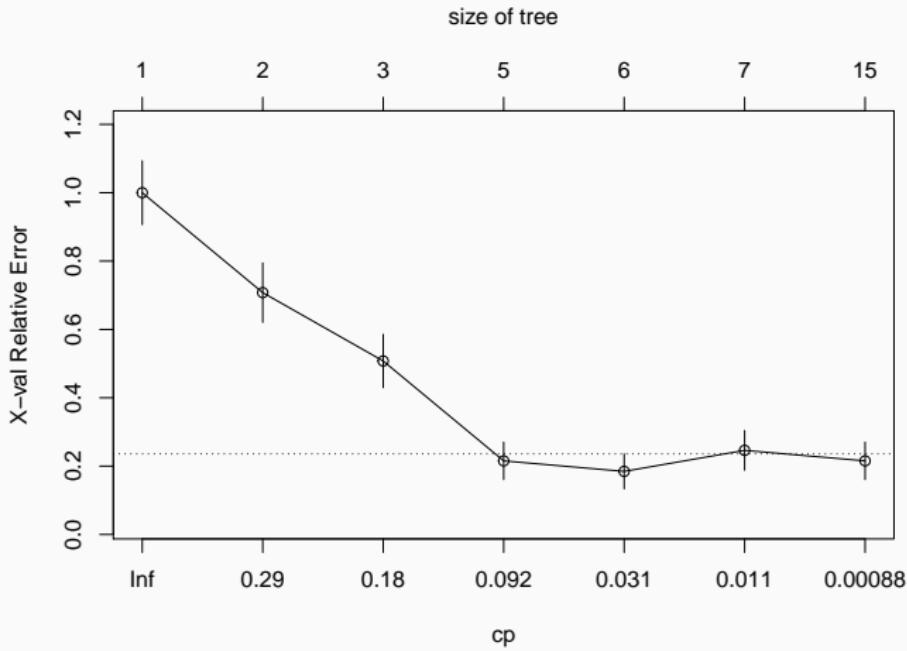
3. En déduire les erreurs pour chaque β_m :

$$\widehat{\mathcal{R}}(\beta_m) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in B_k} \ell(y_i, T_{\beta_m}(x_i, \mathcal{B}^{-k})).$$

Retourner : une valeur α_m telle que $\widehat{\mathcal{R}}(\beta_m)$ est minimum.

- Les erreurs de validation croisée se trouvent dans la colonne `xerror` de l'élément `cptable`.
- On peut les visualiser avec `plotcp` :

```
> plotcp(arbre)
```



- Il reste à choisir l'arbre qui minimise l'erreur de prévision :

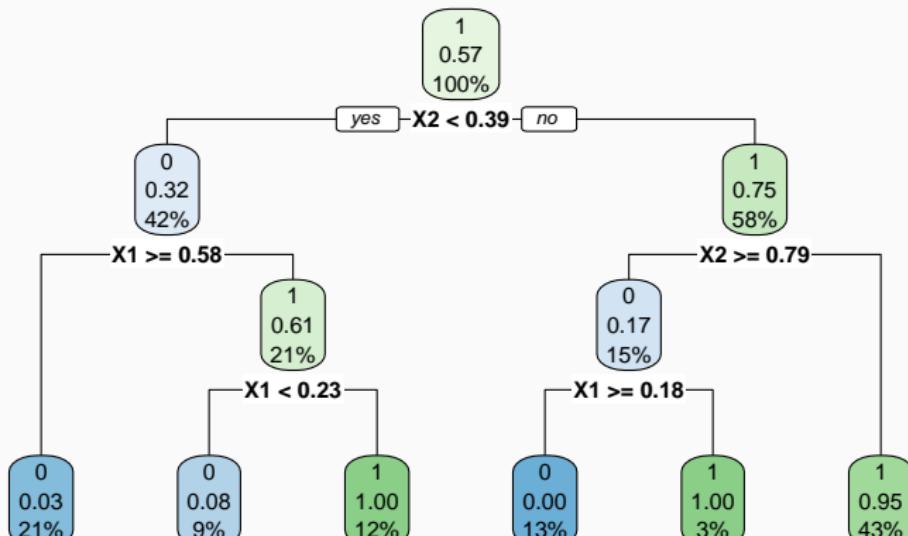
```
> cp_opt <- as_tibble(arbre$cptable) %>% arrange(xerror) %>%  
+   slice(1) %>% select(CP) %>% as.numeric()  
> cp_opt  
## [1] 0.01538462
```

- Il reste à choisir l'arbre qui minimise l'erreur de prévision :

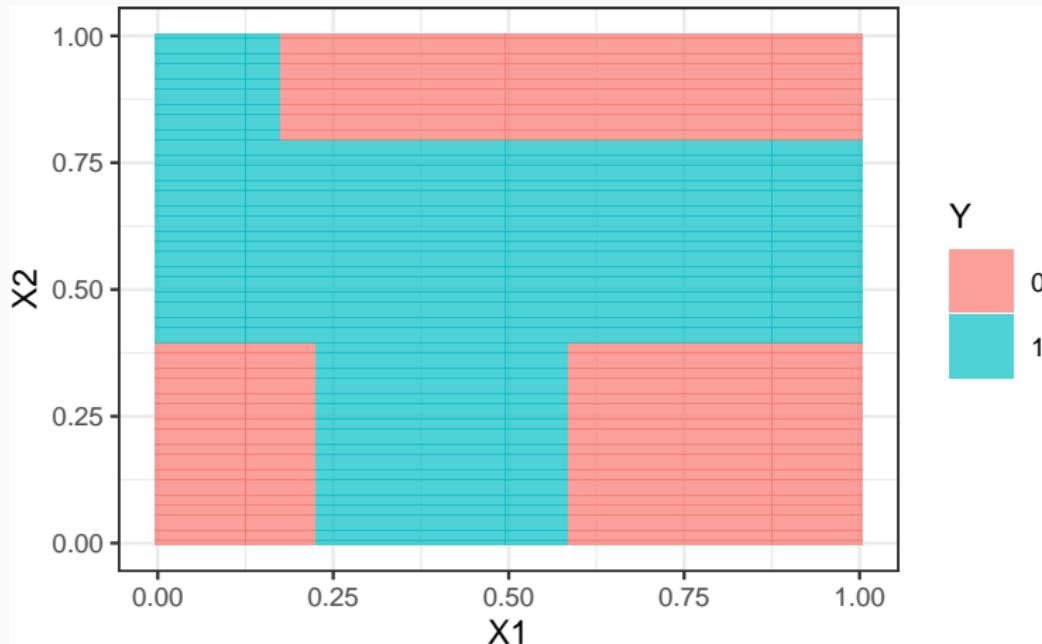
```
> cp_opt <- as_tibble(arbre$cptable) %>% arrange(xerror) %>%
+   slice(1) %>% select(CP) %>% as.numeric()
> cp_opt
## [1] 0.01538462
```

- et à le visualiser :

```
> arbre_final <- prune(arbre, cp=cp_opt)
> rpart.plot(arbre_final)
```



- 2 variables explicatives \implies on peut visualiser l'arbre final
- en coloriant le carré $[0, 1]^2$ en fonction des valeurs prédictes.



Prévision

- Nouvel individu :

```
> xnew <- tibble(X1=0.4,X2=0.5)
```

Prévision

- Nouvel individu :

```
> xnew <- tibble(X1=0.4,X2=0.5)
```

- Prévision de la **classe** :

```
> predict(arbre_final,newdata=xnew,type="class")
## 1
## 1
## Levels: 0 1
```

Prévision

- Nouvel individu :

```
> xnew <- tibble(X1=0.4,X2=0.5)
```

- Prévision de la **classe** :

```
> predict(arbre_final,newdata=xnew,type="class")
## 1
## 1
## Levels: 0 1
```

- Prévision des **probabilités** :

```
> predict(arbre_final,newdata=xnew,type="prob")
##          0          1
## 1 0.046875 0.953125
```

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- La **visualisation de l'arbre** peut donner une idée sur l'**importance des variables** dans l'algorithme.
- **Pas suffisant !** Il se peut en effet que des variables possèdent une grande importance sans pour autant apparaître explicitement dans l'arbre !

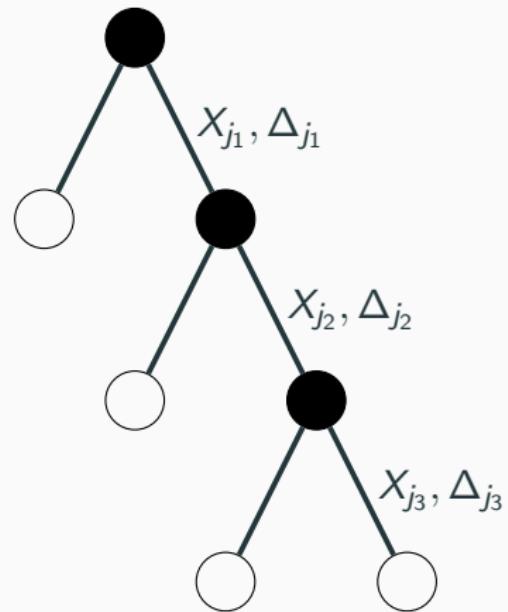
- La **visualisation de l'arbre** peut donner une idée sur l'**importance des variables** dans l'algorithme.
- **Pas suffisant !** Il se peut en effet que des variables possèdent une grande importance sans pour autant apparaître explicitement dans l'arbre !
 - Difficile de **quantifier l'importance** juste en regardant l'arbre !
 - Il se peut en effet que des variables possèdent une grande importance **sans pour autant apparaître en haut** de l'arbre !

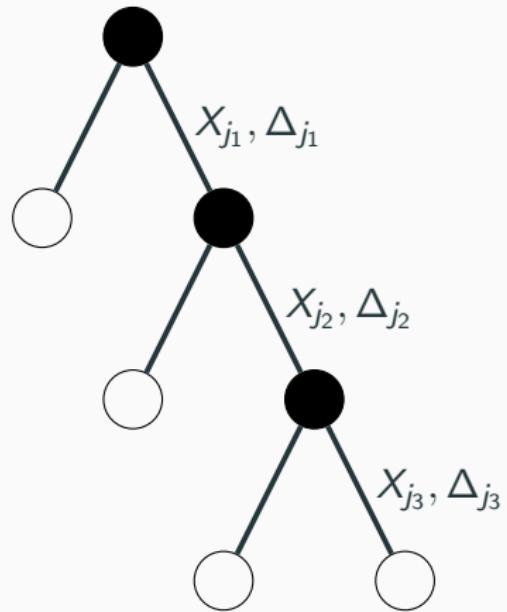
- La **visualisation de l'arbre** peut donner une idée sur l'**importance des variables** dans l'algorithme.
- **Pas suffisant !** Il se peut en effet que des variables possèdent une grande importance sans pour autant apparaître explicitement dans l'arbre !
 - Difficile de **quantifier l'importance** juste en regardant l'arbre !
 - Il se peut en effet que des variables possèdent une grande importance **sans pour autant apparaître en haut** de l'arbre !

Mesure d'importance d'un arbre

Basée sur le **gain d'impureté** des nœuds internes.

- Nœuds internes $\Rightarrow N_t, t = 1, \dots, J - 1$;
- Variables de coupure $\Rightarrow X_{j_t}$;
- Gain d'impureté $\Rightarrow \Delta_{j_t}$.



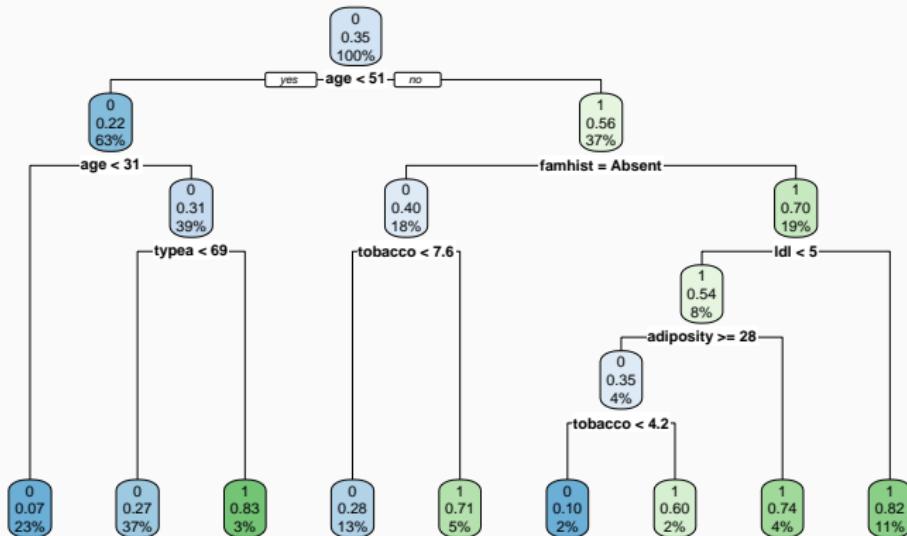


- Nœuds internes $\Rightarrow N_t, t = 1, \dots, J - 1$;
- Variables de coupure $\Rightarrow X_{j_t}$;
- Gain d'impureté $\Rightarrow \Delta_{j_t}$.

Mesure d'impureté de la variable ℓ

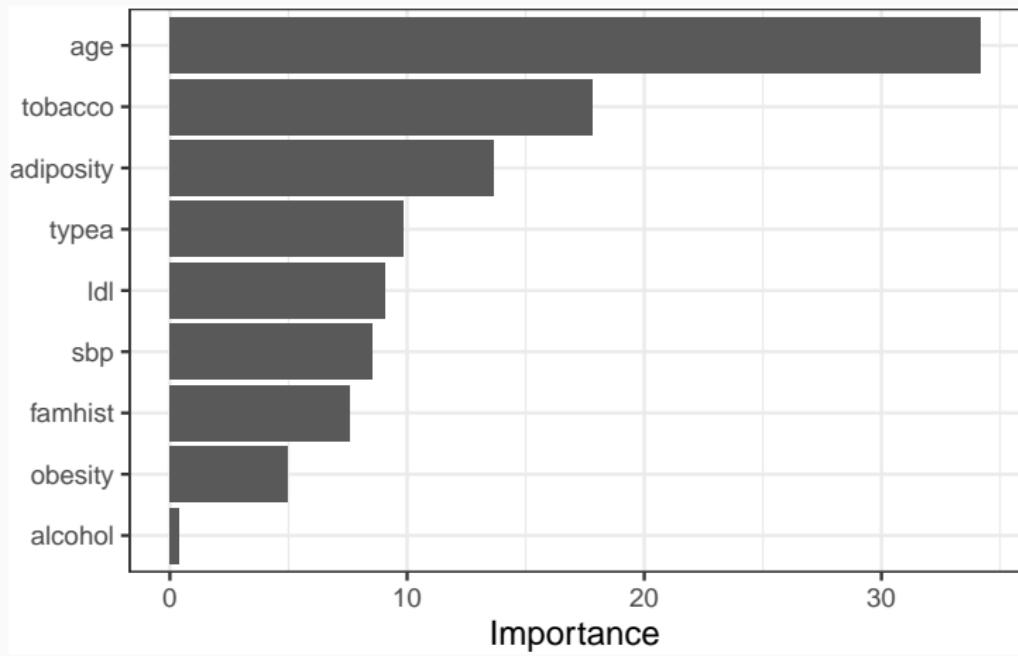
$$\mathcal{I}_\ell(T) = \sum_{t=1}^{|T|-1} \Delta_t \mathbf{1}_{j_t=\ell}.$$

Exemple



- Visualisation des **importance** à l'aide de **vip** :

```
> library(vip)
> vip(arbre)
```



1. Avantages :

- Méthode « simple » relativement facile à mettre en œuvre.
- Fonctionne en **régression** et en **classification**.
- Résultats **interprétables** (à condition que l'arbre ne soit pas trop profond).

1. Avantages :

- Méthode « simple » relativement facile à mettre en œuvre.
- Fonctionne en **régression** et en **classification**.
- Résultats **interprétables** (à condition que l'arbre ne soit pas trop profond).

2. Inconvénients :

- Performances prédictives **limitées**.
- méthode connue pour être **instable**, sensible à de légères perturbations de l'échantillon.
 - ⇒ Cet inconvénient sera un avantage pour des **agrégations bootstrap**
 - ⇒ **forêts aléatoires**.

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Bibliographie

- Wikistat : Neural networks and introduction to deep learning
- Eric Rakotomalala : Deep learning : Tensorflow et Keras sous R
- Rstudio : R interface to Keras

Historique

- Modélisation du neurone formel [McCulloch and Pitts, 1943].
- Concept mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie [Rosenblatt, 1958].
 - Origine du perceptron
 - Approche connexioniste (atteint ses limites technologiques et théoriques au début des années 70)
- Relance de l'approche connexioniste au début des années 80 avec l'essor technologique et quelques avancées théoriques
- Estimation du gradient par rétro-propagation de l'erreur [Rumelhart et al., 1986].

- Développement considérable (au début des années 90)
- Remis en veilleuse au milieu des années 90 au profit d'**autres algorithmes d'apprentissage** : boosting, support vector machine...
- Regain d'intérêt dans les années 2010, énorme battage médiatique sous l'appellation d'**apprentissage profond/deep learning**.
- Résultats **spectaculaires** obtenus par ces réseaux en **reconnaissance d'images**, traitement du **langage naturel**...

Différentes architectures

Il existe **différents types** de réseaux neuronaux :

- **perceptron multicouches** : les plus anciens et les plus simples ;
- **réseaux de convolution** : particulièrement efficaces pour le traitement d'images ;
- **réseaux récurrents** : adaptés à des données séquentielles (données textuelles, séries temporelles).

Différentes architectures

Il existe **différents types** de réseaux neuronaux :

- **perceptron multicouches** : les plus anciens et les plus simples ;
- **réseaux de convolution** : particulièrement efficaces pour le traitement d'images ;
- **réseaux récurrents** : adaptés à des données séquentielles (données textuelles, séries temporelles).

Dans cette partie

nous nous intéresserons uniquement au **perceptron multicouches**.

Neurone : vision biologique



Définition : neurone biologique

Un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par

- des synapses : les points de connexion avec les autres neurones ;
- dendrites : entrées du neurones ;
- les axones ou sorties du neurone vers d'autres neurones ;
- le noyau qui active les sorties.

Définition : neurone biologique

Un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par

- des synapses : les points de connexion avec les autres neurones ;
- dendrites : entrées du neurones ;
- les axones ou sorties du neurone vers d'autres neurones ;
- le noyau qui active les sorties.

Définition : neurone formel

Un neurone formel est un modèle qui se caractérise par

- des entrées x_1, \dots, x_p ;
- des poids w_0, w_1, \dots, w_p ;
- une fonction d'activation $\sigma : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$;
- une sortie :

$$\hat{y} = \sigma(w_0 + w_1x_1 + \dots + x_pw_p).$$

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- **Le problème** : expliquer une **sortie** $y \in \mathbb{R}$ par des entrées $x = (x_1, \dots, x_p)$.

- **Le problème** : expliquer une **sortie** $y \in \mathbb{R}$ par des entrées $x = (x_1, \dots, x_p)$.

Définition

Le **perceptron simple** est une fonction f des entrées x

- **pondérées** par un vecteur $w = (w_1, \dots, w_p)$,
- **complétées** par un neurone de biais w_0 ,
- et une **fonction d'activation** $\sigma : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

$$\hat{y} = f(x) = \sigma(w_0 + w_1x_1 + \dots + x_px_p).$$

Fonction d'activation

Plusieurs fonctions d'activation peuvent être utilisées :

- Identité : $\sigma(x) = x$;
- sigmoïde ou logistique : $\sigma(x) = 1/(1 + \exp(-x))$;
- seuil : $\sigma(x) = \mathbf{1}_{x \geq 0}$;
- ReLU (Rectified Linear Unit) : $\sigma(x) = \max(x, 0)$;
- Radiale : $\sigma(x) = \sqrt{1/2\pi} \exp(-x^2/2)$.

Fonction d'activation

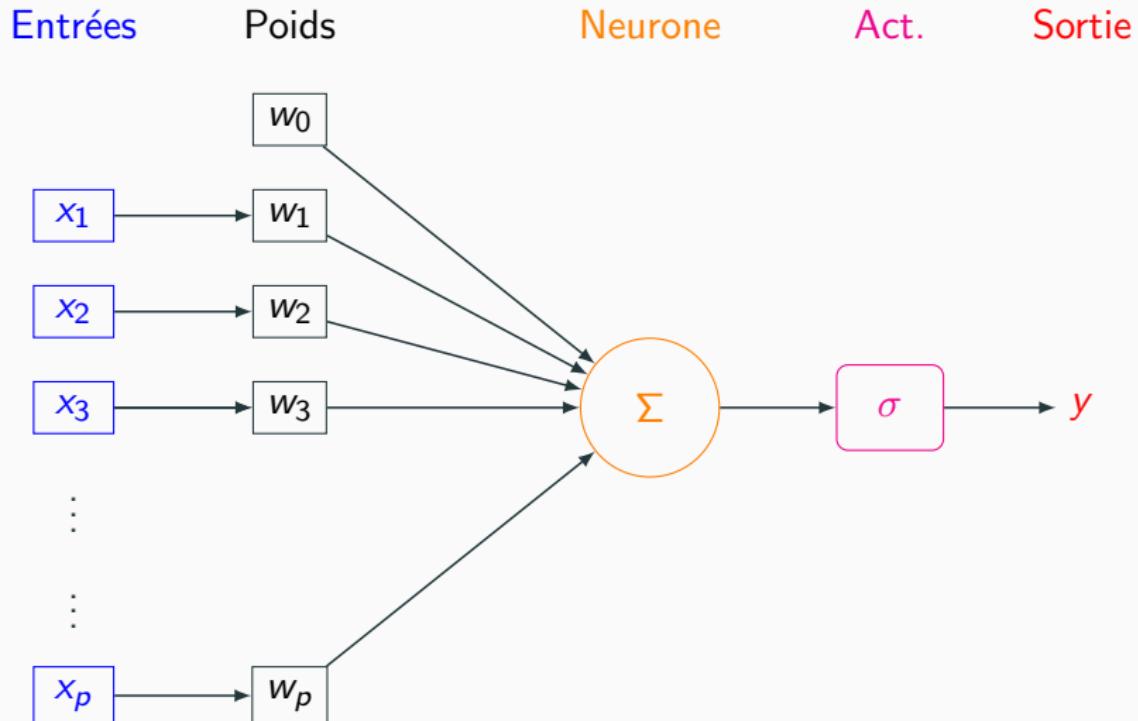
Plusieurs fonctions d'activation peuvent être utilisées :

- Identité : $\sigma(x) = x$;
- sigmoïde ou logistique : $\sigma(x) = 1/(1 + \exp(-x))$;
- seuil : $\sigma(x) = \mathbf{1}_{x \geq 0}$;
- ReLU (Rectified Linear Unit) : $\sigma(x) = \max(x, 0)$;
- Radiale : $\sigma(x) = \sqrt{1/2\pi} \exp(-x^2/2)$.

Remarque

Les poids w_j sont estimés à partir des données (voir plus loin).

Représentation graphique



Le coin R

- Plusieurs packages R permettent d'ajuster des réseaux de neurones : nnet, deepnet...
- Nous présentons ici le package keras, initialement programmé en Python et qui a été "traduit" récemment en R.

```
> library(keras)  
> install_keras()
```

Exemple

- On veut expliquer une variable Y binaire par 4 variables d'entrées X_1, \dots, X_4 .
- On dispose d'un échantillon d'apprentissage de taille 300 :

```
> head(dapp)
##          X1          X2          X3          X4 Y
## 1  0.5855288 -1.4203239  1.67751179 -0.1746226 1
## 2  0.7094660 -2.4669386  0.07947405 -0.6706167 1
## 3 -0.1093033  0.4847158 -0.85642750  0.5074258 0
## 4 -0.4534972 -0.9379723 -0.77877729  1.2474343 0
## 5  0.6058875  3.3307333 -0.38093608 -1.2482755 1
## 6 -1.8179560 -0.1629455 -1.89735834 -1.9347187 1
```

Définition du modèle

- Elle s'effectue à l'aide des fonctions `keras_model_sequential` et `layer_dense`.

```
> model <- keras_model_sequential()
> model %>% layer_dense(units=1, input_shape=c(4),
+                               activation="sigmoid")
```

Définition du modèle

- Elle s'effectue à l'aide des fonctions `keras_model_sequential` et `layer_dense`.

```
> model <- keras_model_sequential()
> model %>% layer_dense(units=1, input_shape=c(4),
+                               activation="sigmoid")
```

- **units** : nombre de neurones souhaités ;
- **activation** : choix de la fonction d'activation.

Summary

- Un **summary** du modèle permet de visualiser le **nombre de paramètres** à estimer.

```
> summary(model)
## -----
## Layer (type)          Output Shape       Param #
## =====
## dense (Dense)         (None, 1)           5
## =====
## Total params: 5
## Trainable params: 5
## Non-trainable params: 0
## -----
```

Estimation des paramètres

- On indique dans la fonction **compile** la **fonction de perte** pour l'estimation des paramètres du modèle et le **critère de performance**

```
> model %>% compile(  
+   loss="binary_crossentropy",  
+   optimizer="adam",  
+   metrics="accuracy"  
+ )
```

Estimation

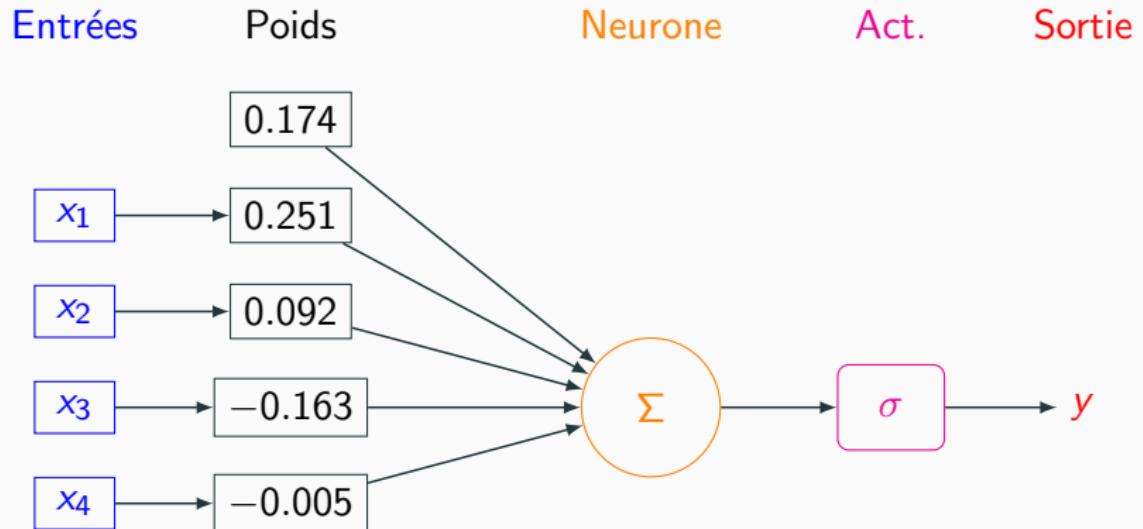
- On utilise la fonction `fit` pour entraîner le modèle

```
> Xtrain <- as.matrix(dapp[,1:4])
> Ytrain <- dapp$Y
> model %>% fit(x=Xtrain,y=Ytrain,epochs=300,batch_size=5)
```

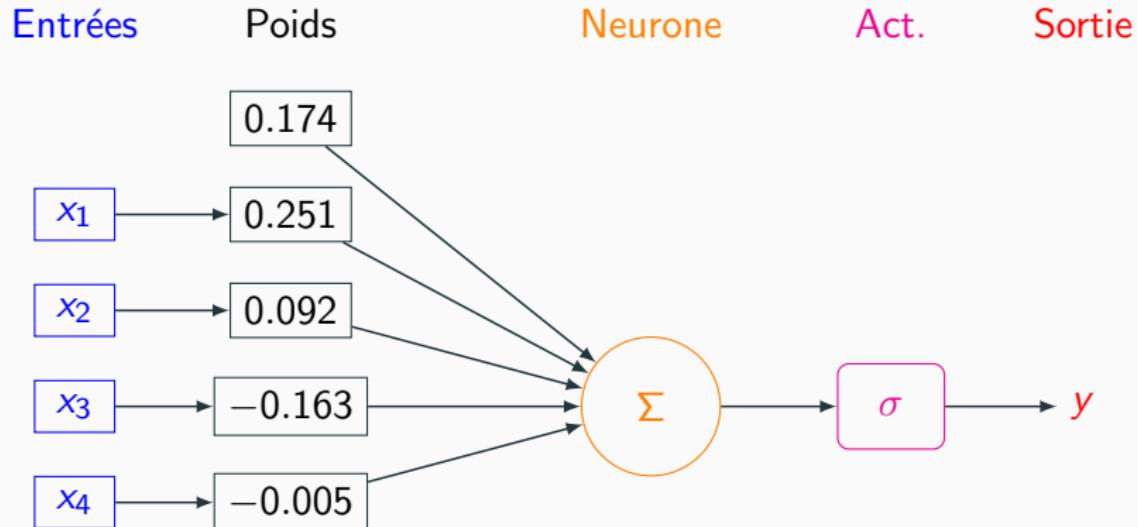
- Et on obtient les poids avec `get_weights` :

```
> W <- get_weights(model)
> W
## [[1]]
##           [,1]
## [1,]  0.250867128
## [2,]  0.092339918
## [3,] -0.162947521
## [4,] -0.005261241
##
## [[2]]
## [1]  0.1739036
```

Visualisation du réseau



Visualisation du réseau



Estimation

$$\widehat{P}(Y = 1 | X = x) = \frac{1}{1 + \exp(-(0.174 + 0.251x_1 + \dots - 0.005x_4))}$$

Prévision

- On calcule la prévision de la probabilité $P(Y = 1|X = x)$ pour le premier individu de l'échantillon test :

```
> w <- W[[1]]
> w0 <- W[[2]]
> Xtest <- as.matrix(dtest[,1:4])
> sc1 <- w0+sum(w*Xtest[1,])
> 1/(1+exp(-sc1))
## [1] 0.6209704
```

Prévision

- On calcule la prévision de la probabilité $P(Y = 1|X = x)$ pour le premier individu de l'échantillon test :

```
> w <- W[[1]]
> w0 <- W[[2]]
> Xtest <- as.matrix(dtest[,1:4])
> sc1 <- w0+sum(w*Xtest[1,])
> 1/(1+exp(-sc1))
## [1] 0.6209704
```

- que l'on retrouve avec **predict_proba** :

```
> prev <- model %>% predict_proba(Xtest)
> prev[1]
## [1] 0.6209704
```

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Constat

- Règle de classification : le preceptron simple affecte un individu dans le groupe 1 si

$$\mathbf{P}(Y = 1|X = x) \geq 0.5 \iff w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p \geq 0.$$

- Il s'agit donc d'une règle linéaire.

Constat

- Règle de classification : le preceptron simple affecte un individu dans le groupe 1 si

$$\mathbf{P}(Y = 1|X = x) \geq 0.5 \iff w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p \geq 0.$$

- Il s'agit donc d'une règle linéaire.

⇒ peu efficace pour représenter des phénomènes "complexes".

Constat

- Règle de classification : le preceptron simple affecte un individu dans le groupe 1 si

$$\mathbf{P}(Y = 1|X = x) \geq 0.5 \iff w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p \geq 0.$$

- Il s'agit donc d'une règle linéaire.

⇒ peu efficace pour représenter des phénomènes "complexes".

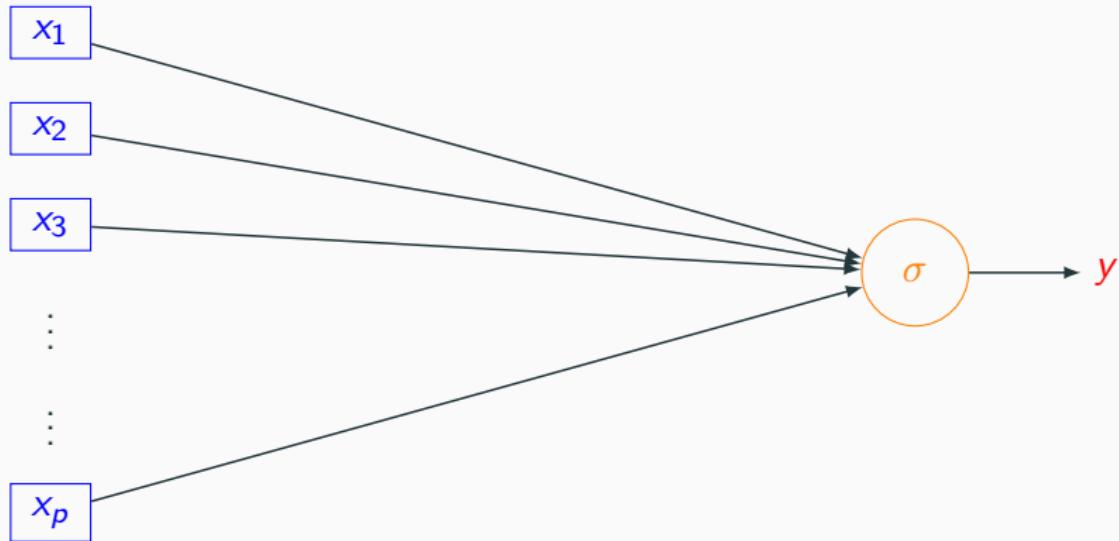
Idée

Conserver cette structure de réseau en considérant plusieurs couches de plusieurs neurones.

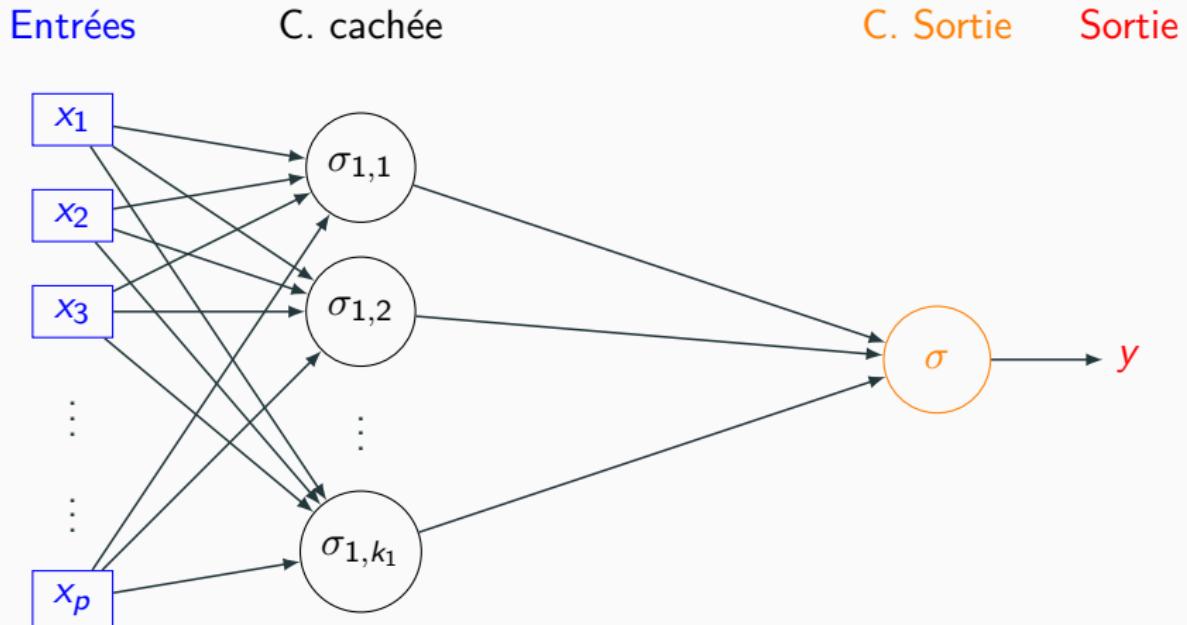
Perceptron simple

Entrées

C. Sortie Sortie

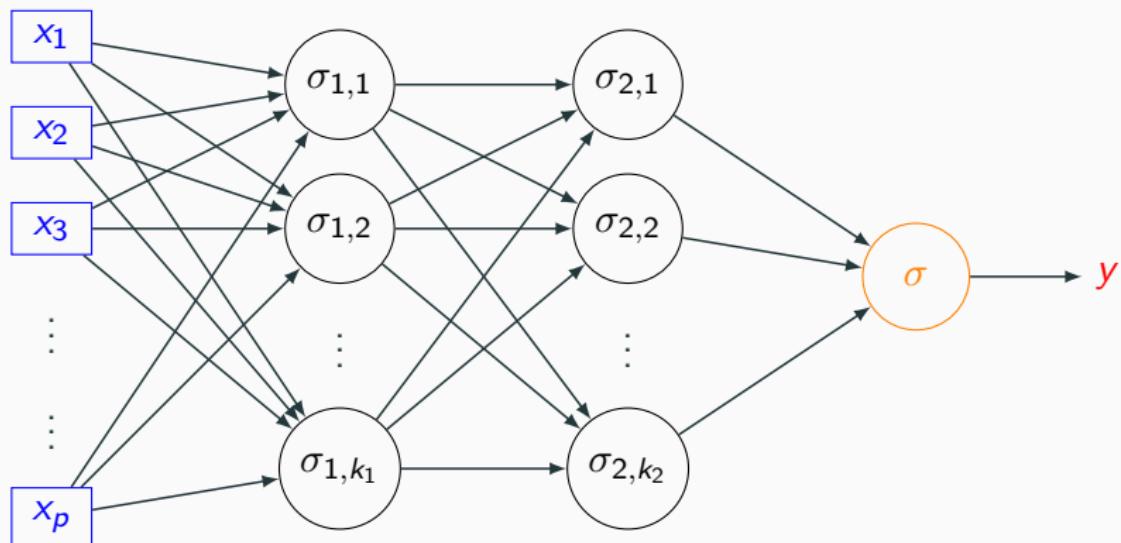


Une couche cachée



Deux couches cachées

Entrées C. cachée 1 C. cachée 2 C. Sortie Sortie



Commentaires

- Les neurones de la première couche (cachée) calculent des combinaisons linéaires des entrées.
- Ces combinaisons linéaires sont ensuite activées par une fonction d'activation, produisant une sortie par neurone.

Commentaires

- Les neurones de la première couche (cachée) calculent des combinaisons linéaires des entrées.
- Ces combinaisons linéaires sont ensuite activées par une fonction d'activation, produisant une sortie par neurone.
- Chaque neurone de la deuxième couche (cachée) est une combinaison linéaire des sorties de la couche précédente...
- activées par une fonction d'activation, produisant une sortie par neurone...

Commentaires

- Les neurones de la **première couche (cachée)** calculent des **combinaisons linéaires des entrées**.
- Ces combinaisons linéaires sont ensuite **activées par une fonction d'activation**, produisant **une sortie par neurone**.
- Chaque neurone de la **deuxième couche (cachée)** est une combinaison linéaire des **sorties de la couche précédente**...
- **activées par une fonction d'activation**, produisant **une sortie par neurone**...

Remarque

Le nombre de neurones dans la **couche finale** est définie par la **dimension de la sortie y** :

- Régression ou classification binaire $\implies 1$ neurone.
- Classification multiclasse (K) $\implies K$ (ou $K - 1$) neurones.

Le coin R

- L'ajout de couches cachées dans `keras` est relativement simple.
- Il suffit de définir ces couches au moment de la spécification du modèle.

- L'ajout de couches cachées dans **keras** est relativement simple.
- Il suffit de définir ces couches au moment de la spécification du modèle.
- Par exemple, pour **deux couches cachées** avec 10 et 5 neurones, on utilisera :

```
> model <- keras_model_sequential()
> model %>% layer_dense(units=10, input_shape=c(4), activation="sigmoid") %>%
+   layer_dense(units=5, activation="sigmoid") %>%
+   layer_dense(units=1, activation="sigmoid")
```

```
> summary(model)
## -----
##   Layer (type)        Output Shape         Param #
## =====
##   dense_1 (Dense)     (None, 10)          50
##   -----
##   dense_2 (Dense)     (None, 5)           55
##   -----
##   dense_3 (Dense)     (None, 1)            6
##   =====
##   Total params: 111
##   Trainable params: 111
##   Non-trainable params: 0
##   -----
```

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

- L'utilisateur doit choisir le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, les fonctions d'activation de chaque neurone.

- L'utilisateur doit choisir le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, les fonctions d'activation de chaque neurone.
- Une fois ces paramètres choisis, il faut calculer (estimer) tous les vecteurs de poids dans tous les neurones.

- L'utilisateur doit choisir le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, les fonctions d'activation de chaque neurone.
- Une fois ces paramètres choisis, il faut calculer (estimer) tous les vecteurs de poids dans tous les neurones.

L'approche

- On désigne par θ l'ensemble des paramètres à estimer $\Rightarrow f(x, \theta)$ la règle associée au réseau.
- Minimisation de risque empirique : minimiser

$$\mathcal{R}_n(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, f(x_i, \theta))$$

où ℓ est une fonction de perte (classique).

Fonctions de perte

- Erreur quadratique (régression) :

$$\ell(y, f(x)) = (y - f(x))^2.$$

- Cross-entropy ou log-vraisemblance négative (classification binaire 0/1) :

$$\ell(y, p(x)) = -(y \log(p(x)) + (1 - y) \log(1 - p(x)))$$

où $p(x) = \mathbf{P}(Y = 1|X = x)$.

- Cross-entropy ou log-vraisemblance négative (classification multi-classes) :

$$\ell(y, p(x)) = - \sum_{k=1}^K \mathbf{1}_{y=k} \log(p_k(x))$$

où $p_k(x) = \mathbf{P}(Y = k|X = x)$.

Descente de gradient

- La solution s'obtient à l'aide de méthodes de type **descente de gradient** :

$$\theta^{\text{new}} = \theta^{\text{old}} - \varepsilon \nabla_{\theta} \mathcal{R}_n(\theta^{\text{old}}).$$

- Le réseau étant **structuré en couches**, la mise à jour des paramètres **n'est pas directe**.

Descente de gradient

- La solution s'obtient à l'aide de méthodes de type **descente de gradient** :

$$\theta^{\text{new}} = \theta^{\text{old}} - \varepsilon \nabla_{\theta} \mathcal{R}_n(\theta^{\text{old}}).$$

- Le réseau étant **structuré en couches**, la mise à jour des paramètres n'est pas directe.

Algorithme de rétropropagation (voir ici)

1. **Etape forward** : calculer tous les poids associés à θ^{old} et stocker toutes les valeurs intermédiaires.
2. **Etape backward** :
 - 2.1 Calculer le gradient dans la couche de sortie.
 - 2.2 En déduire les gradients des couches cachées.

Batch et epoch

- L'algorithme de rétropropagation n'est généralement **pas appliqué sur l'ensemble des données**, mais sur des sous-ensemble de cardinaux m appelés **batch**.
- Cette approche est classique sur les **gros volumes de données** et permet de prendre en compte des **données séquentielles**.

Batch et epoch

- L'algorithme de rétropropagation n'est généralement pas appliqué sur l'ensemble des données, mais sur des sous-ensemble de cardinaux m appelés batch.
- Cette approche est classique sur les gros volumes de données et permet de prendre en compte des données séquentielles.
- Pour prendre en compte toutes les données sur une étape de la descente de gradient, on va donc appliquer n/m fois l'algorithme de rétropropagation.
- Une itération sur l'ensemble des données est appelée epoch.

Algorithme de rétropropagation stochastique

Algorithme

Entrées : ε (learning rate), m (taille des batchs), nb (nombre d'epochs).

1. Pour $\ell = 1$ à nb
2. Partitionner aléatoire les données en n/m batch de taille $m \implies B_1, \dots, B_{n/m}$.
 - 2.1 Pour $j = 1$ à n/m
 - 2.1.1 Calculer les gradients sur le batch j avec l'algorithme de rétropropagation : ∇_θ .
 - 2.1.2 Mettre à jour les paramètres

$$\theta^{\text{new}} = \theta^{\text{old}} - \varepsilon \nabla_{\theta^{\text{old}}}.$$

Sorties : θ^{new} et $f(x, \theta^{\text{new}})$.

Choix des paramètres

- ε (pas de la descente de gradient), généralement petit. Existence de **versions améliorées** de l'algorithme précédent moins sensible à ce paramètre (**RMSProp, Adam...**).
- m (taille des batch) : généralement petit (pas trop en fonction du temps de calcul). L'utilisateur peut (doit) faire **plusieurs essais**.
- **nb** (nombre d'epoch), proche du nombre d'itérations en boosting \implies risque de **surapprentissage** si trop grand.

Choix des paramètres

- ε (pas de la descente de gradient), généralement petit. Existence de versions améliorées de l'algorithme précédent moins sensible à ce paramètre (RMSProp, Adam...).
- m (taille des batch) : généralement petit (pas trop en fonction du temps de calcul). L'utilisateur peut (doit) faire plusieurs essais.
- nb (nombre d'epoch), proche du nombre d'itérations en boosting \implies risque de surapprentissage si trop grand.

En pratique

Il est courant de visualiser l'évolution de la fonction de perte et/ou d'un critère de performance en fonction du nombre d'epoch.

Un exemple

- On considère un réseau à **2 couches cachées** comportant **50 nœuds** (2851 paramètres).

```
> model1 <- keras_model_sequential()
> model1 %>% layer_dense(units=50, input_shape=c(4),
+                           activation="sigmoid") %>%
+   layer_dense(units = 50, activation = "sigmoid") %>%
+   layer_dense(units = 1, activation = "sigmoid")
```

- On utilise
 - **crossentropy** comme perte.
 - **Adam** comme algorithme d'optimisation.
 - **accuracy** (taux de bien classés) comme mesure de performance.

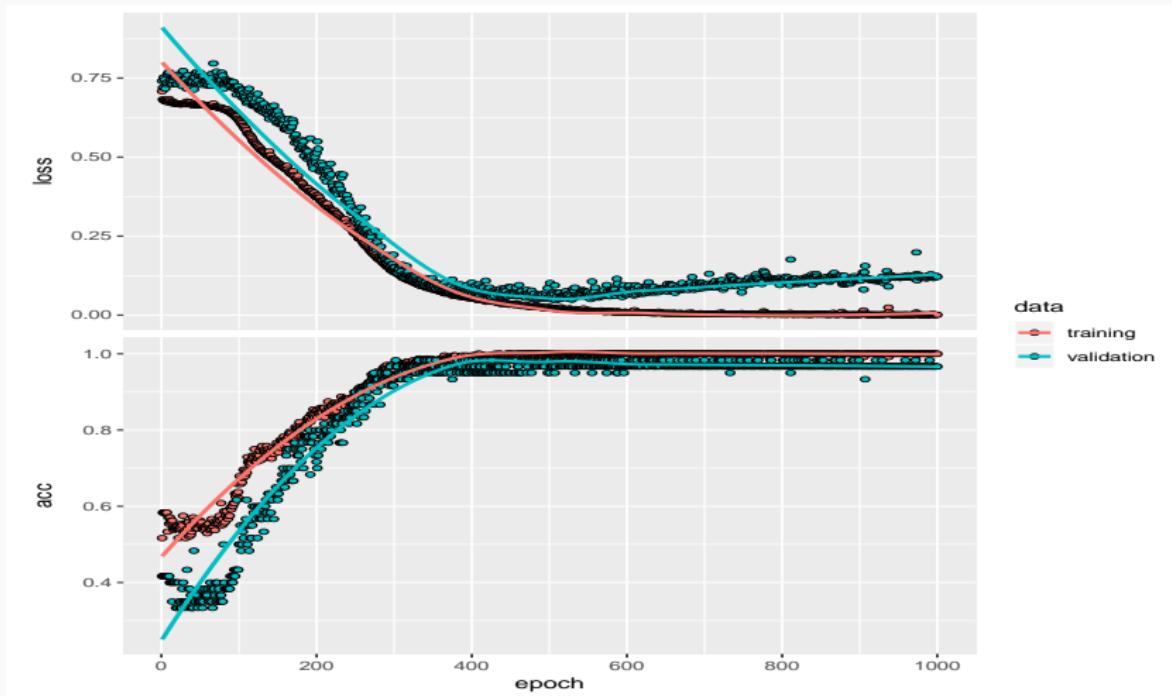
```
> model1 %>% compile(  
+   loss="binary_crossentropy",  
+   optimizer="adam",  
+   metrics="accuracy"  
+ )
```

- On **estime les paramètres** avec $m = 5$ et $\text{nb} = 1000$ et utilise 20% des données dans l'échantillon de validation.

```
> history <- model1 %>% fit(  
+   x=Xtrain,  
+   y=Ytrain,  
+   epochs=1000,  
+   batch_size=5,  
+   validation_split=0.2  
+ )
```

Erreurs et perte

```
> plot(history)
```



- On compare ce **nouveau réseau** avec le **perceptron simple** construit précédemment.

```
> Xtest <- as.matrix(dtest[,1:4])
> Ytest <- dtest$Y
> model %>% evaluate(Xtest,Ytest)
## $loss
## [1] 0.7259337
##
## $acc
## [1] 0.39
> model1 %>% evaluate(Xtest,Ytest)
## $loss
## [1] 0.3290039
##
## $acc
## [1] 0.935
```

Nombre de couches et de neurones

- A choisir par l'utilisateur.
- Il est généralement mieux d'en avoir trop que pas assez \Rightarrow plus "facile" de capter des non linéarités complexes avec beaucoup de couches et de neurones.
- On fait généralement plusieurs essais que l'on compare (avec caret par exemple).
- Voir par exemple l'appli suivante :

<http://playground.tensorflow.org/>

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Surapprentissage

- Plusieurs paramètres peuvent causer du surapprentissage, notamment les nombres de couches cachées, de neurones et d'epoch.

Surapprentissage

- Plusieurs paramètres peuvent causer du surapprentissage, notamment les nombres de couches cachées, de neurones et d'epoch.

Plusieurs solutions

- Régularisation de type ridge/lasso :

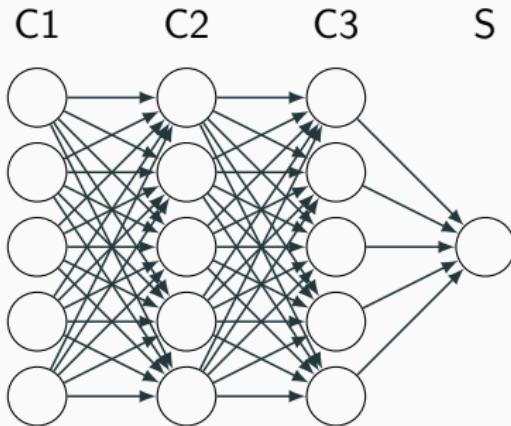
$$\mathcal{R}_n(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, f(x_i, \theta)) + \lambda \Omega(\theta).$$

⇒ ajouter `kernel_regularizer = regularizer.l2(l = 0.001)` dans la fonction `layer_dense` par exemple.

- Early stopping : on stoppe l'algorithme lorsque l'ajout d'epoch n'améliore pas suffisamment un critère donné.
- Dropout : suppression (aléatoire) de certains neurones dans les couches ⇒ souvent la solution privilégiée.

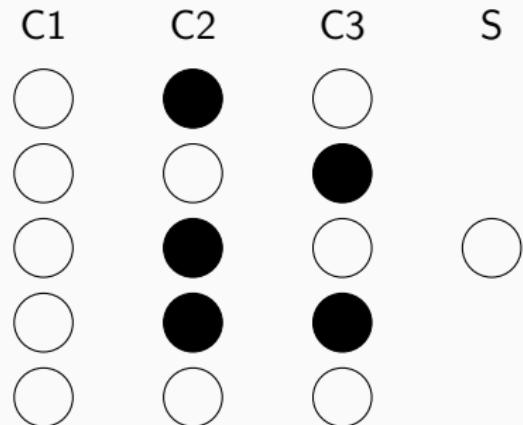
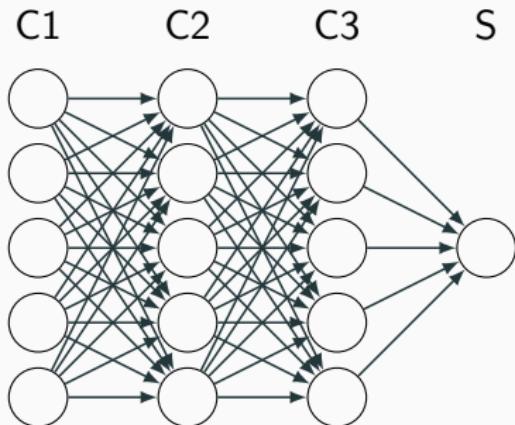
Dropout

- A chaque étape de la phase d'entraînement, on **supprime un nombre de neurones** (selon une Bernoulli de paramètre p).



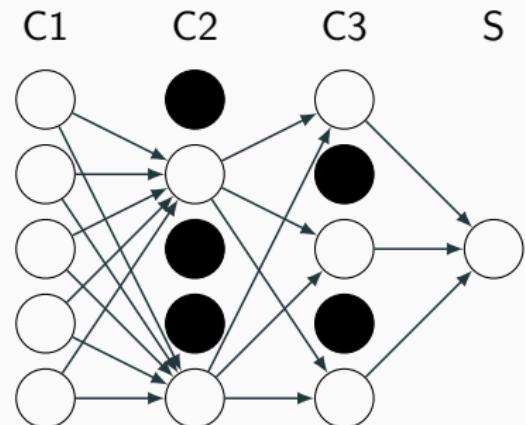
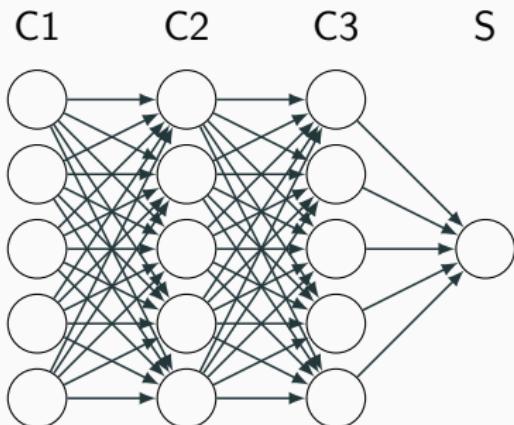
Dropout

- A chaque étape de la phase d'entraînement, on **supprime un nombre de neurones** (selon une Bernoulli de paramètre p).



Dropout

- A chaque étape de la phase d'entraînement, on **supprime un nombre de neurones** (selon une Bernoulli de paramètre p).



- Il suffit d'ajouter **layer_dropout** après les **couches cachées**.

```
> model3 <- keras_model_sequential()
> model3 %>% layer_dense(units=50,input_shape=c(4),activation="sigmoid") %>%
+   layer_dropout(0.5) %>%
+   layer_dense(units = 50,activation = "sigmoid") %>%
+   layer_dropout(0.5) %>%
+   layer_dense(units = 1,activation = "sigmoid")
```

Sélection avec caret

- On peut sélectionner la plupart des paramètres avec **caret**.
- On propose par exemple, pour un réseau avec une couche cachée, de choisir
 1. le nombre de **neurones dans la couche cachée** parmi 10, 50, 100
 2. la **fonction d'activation** : sigmoïde ou relu.

Sélection avec caret

- On peut sélectionner la plupart des paramètres avec **caret**.
- On propose par exemple, pour un réseau avec une couche cachée, de choisir
 1. le nombre de **neurones dans la couche cachée** parmi 10, 50, 100
 2. la **fonction d'activation** : sigmoïde ou relu.
- On définit d'abord les **paramètres du modèle**

```
> library(caret)
> dapp1 <- dapp
> dapp1$Y <- as.factor(dapp1$Y)
> param_grid <- expand.grid(size=c(10,50,100),
+                               lambda=0,batch_size=5,lr=0.001,
+                               rho=0.9,decay=0,
+                               activation=c("relu","sigmoid"))
```

- On calcule ensuite les taux de bien classés par validation croisée 5 blocs pour chaque combinaison de paramètres.

```
> caret_mlp <- train(Y~., data=dapp1, method="mlpKerasDecay",
+                      tuneGrid=param_grid, epoch=500, verbose=0,
+                      trControl=trainControl(method="cv", number=5))
```

```
> caret_mlp
## Multilayer Perceptron Network with Weight Decay
## 300 samples
## 4 predictor
## 2 classes: '0', '1'
## No pre-processing
## Resampling: Cross-Validated (5 fold)
## Summary of sample sizes: 240, 240, 240, 240, 240
## Resampling results across tuning parameters:
##   size  activation  Accuracy  Kappa
##   10    relu        0.9200000  0.8394122
##   10    sigmoid     0.8966667  0.7913512
##   50    relu        0.9266667  0.8515286
##   50    sigmoid     0.9066667  0.8127427
##   100   relu        0.9366667  0.8722974
##   100   sigmoid     0.9300000  0.8595025
## Tuning parameter 'lambda' was held constant at a value of 0
## Tuning parameter 'rho' was held constant at a value of 0.9
## Tuning parameter 'decay' was held constant at a value of 0
## Accuracy was used to select the optimal model using the largest value.
## The final values used for the model were size = 100, lambda =
## 0, batch_size = 5, lr = 0.001, rho = 0.9, decay = 0 and activation = relu.
```

Conclusion

- Avantages :
 - Méthode connue pour être efficace pour (quasiment) tous les problèmes.
 - Plus particulièrement sur des architectures particulières : images, données textuelles.

Conclusion

- **Avantages :**
 - Méthode connue pour être efficace pour (quasiment) tous les problèmes.
 - Plus particulièrement sur des architectures particulières : images, données textuelles.
- **Inconvénients :**
 - Gain plus discutable sur des problèmes standards.
 - (Beaucoup) plus difficile à calibrer que les autres algorithmes ML.
 - Niveau d'expertise important.

Arbres

Arbres binaires

Choix des coupures

Cas de la régression

Cas de la classification supervisée

Elagage

Importance des variables

Réseaux de neurones

Introduction

Le perceptron simple

Perceptron multicouches

Estimation

Choix des paramètres et surapprentissage

Bibliographie

Références i

-  Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., and Stone, C. (1984).
Classification and regression trees.
Wadsworth & Brooks.
-  McCulloch, W. and Pitts, W. (1943).
A logical calculus of ideas immanent in nervous activity.
Bulletin of Mathematical Biophysics, 5 :115–133.
-  Rosenblatt, F. (1958).
The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain.
Psychological Review, 65 :386–408.

-  Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and R. J. Williams, R. J. (1986).
Learning representations by back-propagating errors.
Nature, pages 533–536.

Quatrième partie IV

Agrégation

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

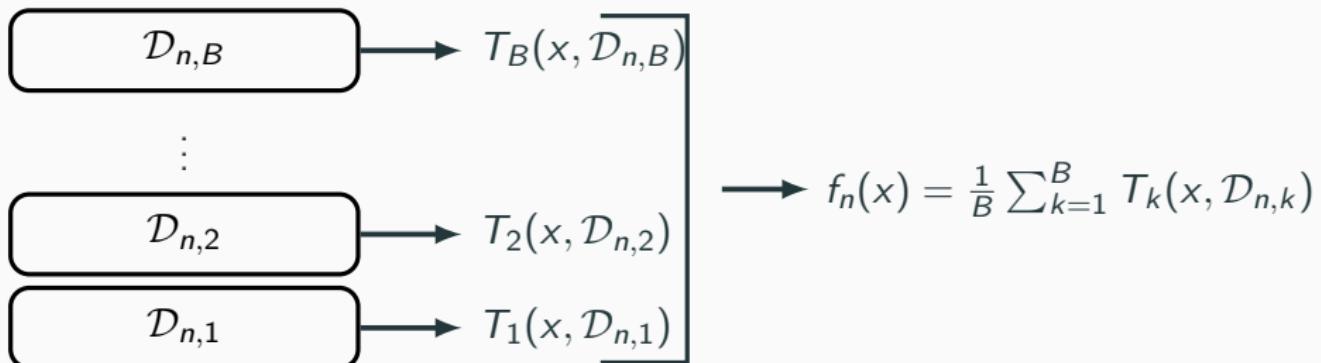
Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

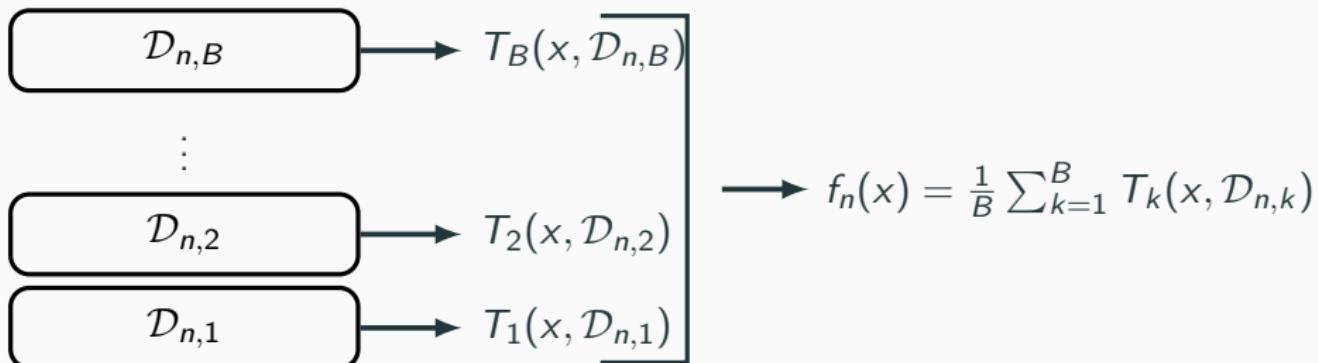
Compléments/conclusion

Bibliographie

- **Idée** : construire un grand nombre d'**algorithmes "simples"** et les agréger pour obtenir une seule prévision. Par exemple



- **Idée** : construire un grand nombre d'**algorithmes "simples"** et les agréger pour obtenir une seule prévision. Par exemple



Questions

1. Comment choisir les **échantillons** $\mathcal{D}_{n,b}$?
2. Comment choisir les **algorithmes** ?
3. ...

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

Cadre

- Idem que précédemment, on cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .

Cadre

- Idem que précédemment, on cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .
- Pour simplifier on se place en régression : Y est à valeurs dans \mathbb{R} mais tout ce qui va être fait s'étend directement à la classification binaire ou multiconnexion.

Cadre

- Idem que précédemment, on cherche à expliquer une variable Y par d variables explicatives X_1, \dots, X_d .
- Pour simplifier on se place en régression : Y est à valeurs dans \mathbb{R} mais tout ce qui va être fait s'étend directement à la classification binaire ou multiconnexion.
- Notations :
 - (X, Y) un couple aléatoire à valeurs dans $\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$.
 - $\mathcal{D}_n = (X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ un n -échantillon i.i.d. de même loi que (X, Y) .

- Un algorithme de la forme :

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

- Hypothèse : les T_1, \dots, T_b sont identiquement distribuées.

- Un algorithme de la forme :

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

- Hypothèse : les T_1, \dots, T_b sont identiquement distribuées.

Propriété

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)]$$

où $\rho(x) = \text{corr}(T_1(x), T_2(x))$.

- Un algorithme de la forme :

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

- Hypothèse : les T_1, \dots, T_b sont identiquement distribuées.

Propriété

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)]$$

où $\rho(x) = \text{corr}(T_1(x), T_2(x))$.

Conséquence

- Biais non modifié.
- Variance \searrow si $B \nearrow$ et $\rho(x) \searrow$.

- Ajuster le **même algorithme** sur les **mêmes données** n'est d'aucun intérêt.

- Ajuster le **même algorithme** sur les **mêmes données** n'est d'aucun intérêt.
- Ajuster le **même algorithme** sur des **sous-échantillons disjoints** est d'un intérêt limité.

- Ajuster le **même algorithme** sur les **mêmes données** n'est d'aucun intérêt.
- Ajuster le **même algorithme** sur des **sous-échantillons disjoints** est d'un intérêt limité.
- Utiliser un **grand nombre d'algorithmes différents** est compliqué...

- Ajuster le même algorithme sur les mêmes données n'est d'aucun intérêt.
- Ajuster le même algorithme sur des sous-échantillons disjoints est d'un intérêt limité.
- Utiliser un grand nombre d'algorithmes différents est compliqué...

Idée

Ajuster le même algorithme sur des échantillons bootstraps.

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

- Le **bagging** désigne un ensemble de méthodes introduit par Léo Breiman [Breiman, 1996].
- **Bagging** : vient de la contraction de **Bootstrap Aggregating**.
- **Idée** : plutôt que de construire un seul estimateur, en construire un grand nombre (sur des échantillons **bootstrap**) et les **agréger**.

Idée : échantillons bootstrap

- Echantillon **initial** :

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

Idée : échantillons bootstrap

- Echantillon **initial** :

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

- Echantillons **bootstrap** : tirage de taille n avec remise

3	4	6	10	3	9	10	7	7	1	T_1
2	8	6	2	10	10	2	9	5	6	T_2
2	9	4	4	7	7	2	3	6	7	T_3
6	1	3	3	9	3	8	10	10	1	T_4
3	7	10	3	2	8	6	9	10	2	T_5
:									:	
7	10	3	4	9	10	10	8	6	1	T_B

Idée : échantillons bootstrap

- Echantillon **initial** :

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

- Echantillons **bootstrap** : tirage de taille n avec remise

3	4	6	10	3	9	10	7	7	1	T_1
2	8	6	2	10	10	2	9	5	6	T_2
2	9	4	4	7	7	2	3	6	7	T_3
6	1	3	3	9	3	8	10	10	1	T_4
3	7	10	3	2	8	6	9	10	2	T_5
:									:	
7	10	3	4	9	10	10	8	6	1	T_B

- A la fin, on **agrège** :

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

Algorithme bagging

Entrées :

- B un entier positif;
- T un algorithme de prévision.

Pour b entre 1 et B :

1. Faire un tirage aléatoire avec remise de taille n dans $\{1, \dots, n\}$. On note θ_b l'ensemble des indices sélectionnés et $\mathcal{D}_{n,b}^* = \{(x_i, y_i), i \in \theta_b\}$ l'échantillon bootstrap associé.
2. Entraîner l'algorithme T sur $\mathcal{D}_{n,b}^* \implies T(., \theta_b, \mathcal{D}_n)$.

Retourner : $f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n)$.

Un algorithme pas si aléatoire que ça...

- L'**aléa bootstrap** implique que l'algorithme "change" lorsqu'on l'exécute plusieurs fois mais...

Un algorithme pas si aléatoire que ça...

- L'**aléa bootstrap** implique que l'algorithme "change" lorsqu'on l'exécute plusieurs fois mais...

$$\lim_{B \rightarrow +\infty} \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) = \mathbf{E}_{\theta}[T(x, \theta, \mathcal{D}_n)] = \bar{f}_n(x, \mathcal{D}_n)$$

Un algorithme pas si aléatoire que ça...

- L'**aléa bootstrap** implique que l'algorithme "change" lorsqu'on l'exécute plusieurs fois mais...

$$\lim_{B \rightarrow +\infty} \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) = \mathbf{E}_{\theta}[T(x, \theta, \mathcal{D}_n)] = \bar{f}_n(x, \mathcal{D}_n)$$

Conséquence

- L'algorithme se **stabilise** (converge) lorsque $B \nearrow$.

Un algorithme pas si aléatoire que ça...

- L'**aléa bootstrap** implique que l'algorithme "change" lorsqu'on l'exécute plusieurs fois mais...

$$\lim_{B \rightarrow +\infty} \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) = \mathbf{E}_{\theta}[T(x, \theta, \mathcal{D}_n)] = \bar{f}_n(x, \mathcal{D}_n)$$

Conséquence

- L'algorithme se **stabilise** (converge) lorsque $B \nearrow$.
- Recommandation : choisir B le **plus grand possible**.

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conclusion

- Bagger ne modifie pas le biais.

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conclusion

- Bagger ne modifie pas le biais.
- B grand $\implies \mathbf{V}[f_n(x)] \approx \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)]$

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conclusion

- Bagger ne modifie pas le biais.
- B grand $\implies \mathbf{V}[f_n(x)] \approx \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] \implies$ la variance diminue d'autant plus que la corrélation entre les prédicteurs diminue.

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conclusion

- Bagger ne modifie pas le biais.
- B grand $\implies \mathbf{V}[f_n(x)] \approx \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] \implies$ la variance diminue d'autant plus que la corrélation entre les prédicteurs diminue.
- Il est donc nécessaire d'agréger des estimateurs sensibles à de légères perturbations de l'échantillon.

Choix de T

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conclusion

- Bagger ne modifie pas le biais.
- B grand $\implies \mathbf{V}[f_n(x)] \approx \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] \implies$ la variance diminue d'autant plus que la corrélation entre les prédicteurs diminue.
- Il est donc nécessaire d'agréger des estimateurs sensibles à de légères perturbations de l'échantillon.
- Les arbres sont connus pour posséder de telles propriétés.

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

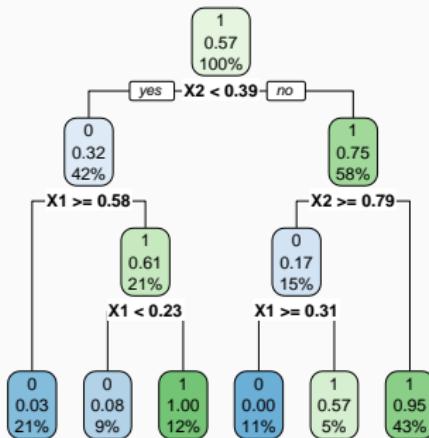
Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

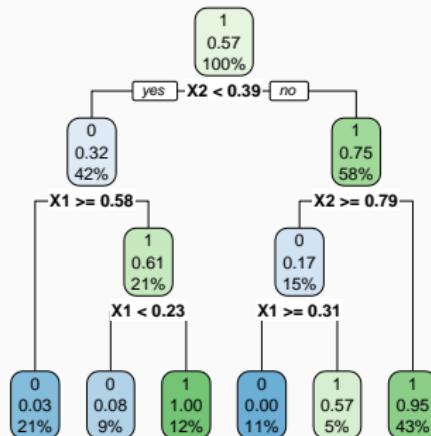
Compléments/conclusion

Bibliographie

Rappels sur les arbres



Rappels sur les arbres



Complexité

Profondeur

- **petite** : biais ↗, variance ↘
- **grande** : biais ↘, variance ↗ (sur-apprentissage).

Définition

- Comme son nom l'indique, une **forêt aléatoire** est définie à partir d'un ensemble d'arbres.

Définition

- Comme son nom l'indique, une **forêt aléatoire** est définie à partir d'un ensemble d'arbres.

Définition

Soit $T_k(x)$, $k = 1, \dots, B$ des prédicteurs par arbre ($T_k : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$). Le prédicteur des **forêts aléatoires** est obtenu par agrégation de cette collection d'arbres :

$$f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{k=1}^B T_k(x).$$

Forêts aléatoires

- Forêts aléatoires = collection d'arbres.

Forêts aléatoires

- Forêts aléatoires = collection d'arbres.
- Les forêts aléatoires les plus utilisées sont (de loin) celles proposées par Léo Breiman (au début des années 2000).

Forêts aléatoires

- Forêts aléatoires = collection d'arbres.
- Les forêts aléatoires les plus utilisées sont (de loin) celles proposées par Léo Breiman (au début des années 2000).
- Elles consistent à agréger des arbres construits sur des échantillons bootstrap.

Forêts aléatoires

- Forêts aléatoires = collection d'arbres.
- Les forêts aléatoires les plus utilisées sont (de loin) celles proposées par Léo Breiman (au début des années 2000).
- Elles consistent à agréger des arbres construits sur des échantillons bootstrap.
- On pourra trouver de la doc à l'url
<http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/>
et consulter la thèse de Robin Genuer [Genuer, 2010].

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

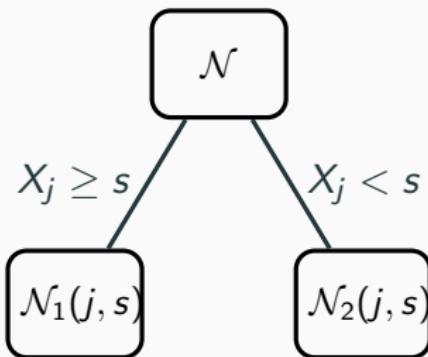
Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

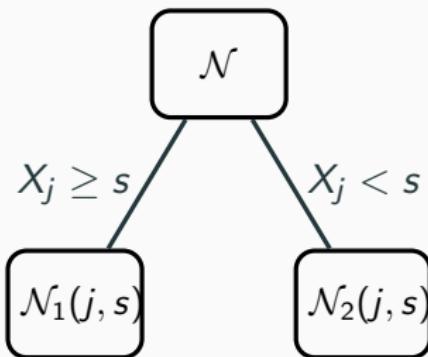
Coupures "aléatoires"



Arbres pour forêt

- Breiman propose de sélectionner la "meilleure" variable dans un ensemble composé uniquement de **mtry variables choisies aléatoirement** parmi les d variables initiales.

Coupures "aléatoires"



Arbres pour forêt

- Breiman propose de sélectionner la "meilleure" variable dans un ensemble composé uniquement de **mtry variables choisies aléatoirement** parmi les d variables initiales.
- Objectif : diminuer la corrélation entre les arbres que l'on agrège.

Algorithme forêts aléatoires

Entrées :

- B un entier positif;
- **mtry** un entier entre 1 et d ;
- **min.node.size** un entier plus petit que n .

Pour b entre 1 et B :

1. Faire un tirage aléatoire avec remise de taille n dans $\{1, \dots, n\}$. On note \mathcal{I}_b l'ensemble des indices sélectionnés et $\mathcal{D}_{n,b}^* = \{(x_i, y_i), i \in \mathcal{I}_b\}$ l'échantillon bootstrap associé.
2. Construire un arbre CART à partir de $\mathcal{D}_{n,b}^*$ en découplant chaque nœud de la façon suivante :
 - 2.1 Choisir **mtry** variables au hasard parmi les d variables explicatives ;
 - 2.2 Sélectionner la meilleure coupure $X_j \leq s$ en ne considérant que les **mtry** variables sélectionnées ;
 - 2.3 Ne pas découper un nœud s'il contient moins de **min.node.size** observations.
3. On note $T(., \theta_b, \mathcal{D}_n)$ l'arbre obtenu.

Retourner : $f_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n)$.

Type de prévision

La prévision dépend de la **nature de Y** et de ce que l'on souhaite **estimer**

- **Régression** : $T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in \mathbb{R}$ et

$$m_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n).$$

Type de prévision

La prévision dépend de la **nature de Y** et de ce que l'on souhaite **estimer**

- **Régression** : $T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in \mathbb{R}$ et

$$m_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n).$$

- **Classification** (classe) : $T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in \{1, \dots, K\}$ et

$$g_n(x) \in \operatorname{argmax}_{k \in \{1, \dots, K\}} \sum_{b=1}^B \mathbf{1}_{T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n)=k}, \quad k = 1, \dots, K.$$

Type de prévision

La prévision dépend de la **nature de Y** et de ce que l'on souhaite **estimer**

- **Régression** : $T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in \mathbb{R}$ et

$$m_n(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n).$$

- **Classification** (classe) : $T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in \{1, \dots, K\}$ et

$$g_n(x) \in \operatorname{argmax}_{k \in \{1, \dots, K\}} \sum_{b=1}^B \mathbf{1}_{T(x, \theta_b, \mathcal{D}_n)=k}, \quad k = 1, \dots, K.$$

- **Classification** (proba) : $T_k(x, \theta_b, \mathcal{D}_n) \in [0, 1]$ et

$$S_{n,k}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_k(x, \theta_b, \mathcal{D}_n), \quad k = 1, \dots, K.$$

Le coin R

- Notamment 2 packages avec à peu près la même syntaxe.
- **randomforest** : le plus ancien et probablement encore le plus utilisé.
- **ranger** [Wright and Ziegler, 2017] : plus efficace au niveau **temps de calcul** (codé en C++).

```
> library(ranger)
> set.seed(12345)
> foret <- ranger(type ~ ., data=spam)
> foret
##  ranger(type ~ ., data = spam)
## Type:                                         Classification
## Number of trees:                            500
## Sample size:                                4601
## Number of independent variables:            57
## Mtry:                                         7
## Target node size:                           1
## Variable importance mode:                  none
## Splitrule:                                    gini
## OOB prediction error:                      4.59 %
```

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

- B réglé \implies le plus grand possible.

En pratique on pourra s'assurer que le **courbe d'erreur** en fonction du nombre d'arbres est **stabilisée**.

- B réglé \implies le plus grand possible.
En pratique on pourra s'assurer que le **courbe d'erreur** en fonction du nombre d'arbres est **stabilisée**.
- Pour les autres paramètres on étudie à nouveau :

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conséquence

- Le biais n'étant pas amélioré par "l'agrégation bagging", il est recommandé d'agréger des estimateurs qui possèdent un **biais faible** (**contrairement au boosting**).

- B réglé \implies le plus grand possible.
En pratique on pourra s'assurer que le **courbe d'erreur** en fonction du nombre d'arbres est **stabilisée**.
- Pour les autres paramètres on étudie à nouveau :

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conséquence

- Le biais n'étant pas amélioré par "l'agrégation bagging", il est recommandé d'agréger des estimateurs qui possèdent un **biais faible** (**contrairement au boosting**).
- Arbres "profonds", peu d'observations dans les nœuds terminaux.

- B réglé \implies le plus grand possible.
En pratique on pourra s'assurer que la **courbe d'erreur** en fonction du nombre d'arbres est **stabilisée**.
- Pour les autres paramètres on étudie à nouveau :

$$\mathbf{E}[f_n(x)] = \mathbf{E}[T_1(x)] \quad \text{et} \quad \mathbf{V}[f_n(x)] = \rho(x)\mathbf{V}[T_1(x)] + \frac{1 - \rho(x)}{B}\mathbf{V}[T_1(x)].$$

Conséquence

- Le biais n'étant pas amélioré par "l'agrégation bagging", il est recommandé d'agréger des estimateurs qui possèdent un **biais faible** (**contrairement au boosting**).
- Arbres "profonds", peu d'observations dans les nœuds terminaux.
- Par défaut dans `randomForest`, `min.node.size = 5` en régression et 1 en classification.

Choix de `mtry`

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.

Choix de $mtry$

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.

Choix de *mtry*

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- *mtry* ↴

Choix de *mtry*

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- *mtry* ↴
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres

Choix de *mtry*

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- *mtry* ↴
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents

Choix de *mtry*

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- *mtry* ↘
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents $\implies \rho(x) \searrow \implies$ **la variance de la forêt diminue.**

Choix de $mtry$

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- **$mtry$** ↘
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents $\implies \rho(x) \searrow \implies$ **la variance de la forêt diminue**.
 2. mais... le biais des arbres ↗

Choix de $mtry$

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- ***mtry*** ↘
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents $\implies \rho(x) \searrow \implies$ **la variance de la forêt diminue**.
 2. mais... le biais des arbres $\nearrow \implies$ le **biais de la forêt** \nearrow .

Choix de *mtry*

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- *mtry* ↘
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents $\implies \rho(x) \searrow \implies$ **la variance de la forêt diminue**.
 2. mais... le biais des arbres $\nearrow \implies$ le **biais de la forêt ↗**.
- Inversement lorsque *mtry* ↗ (**risque de sur-ajustement**).

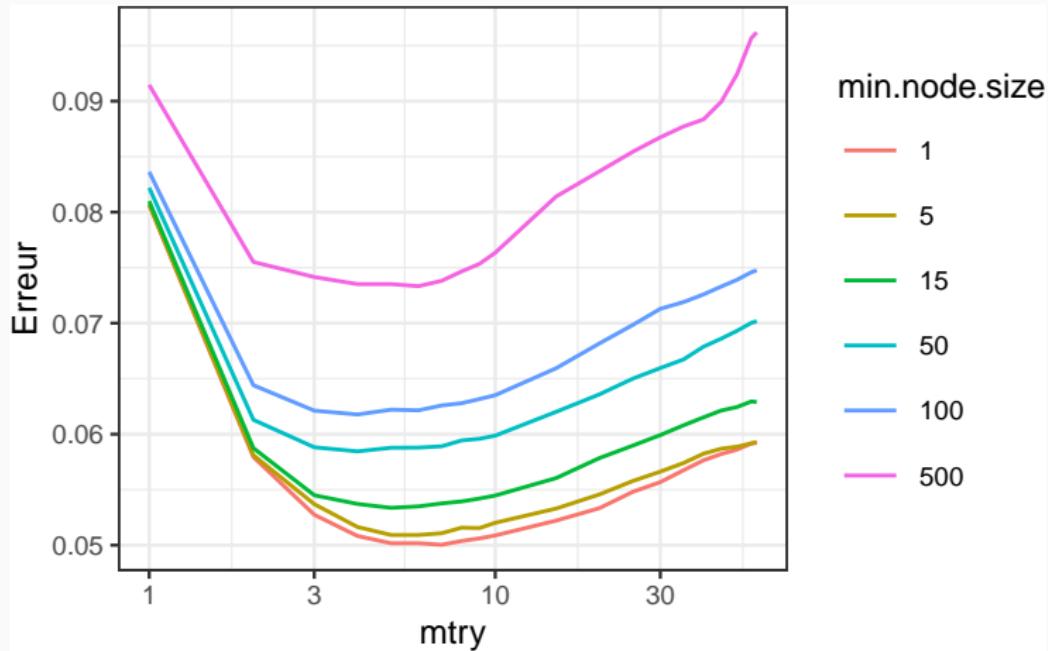
Choix de mtry

- Il est en **relation avec la corrélation** entre les arbres $\rho(x)$.
- Ce paramètre a une influence sur le **compromis biais/variance** de la forêt.
- **mtry** ↘
 1. tendance à se rapprocher d'un **choix "aléatoire"** des variables de découpe des arbres \implies les arbres sont de plus en plus différents $\implies \rho(x) \searrow \implies$ **la variance de la forêt diminue**.
 2. mais... le biais des arbres $\nearrow \implies$ le **biais de la forêt** \nearrow .
- Inversement lorsque **mtry** \nearrow (**risque de sur-ajustement**).

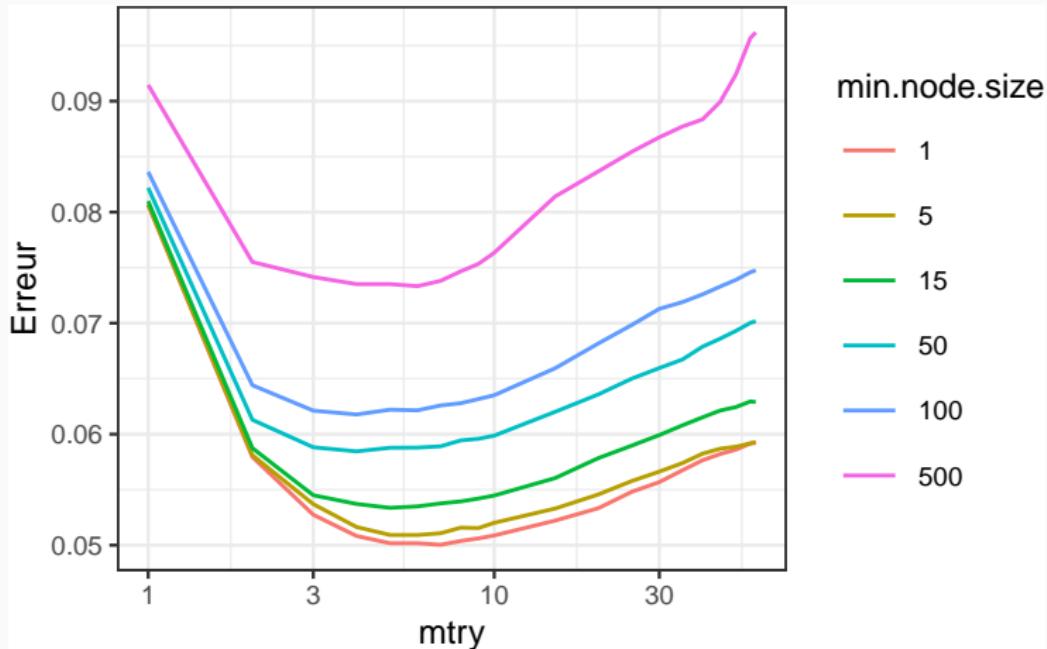
Conclusion

- Il est recommandé de comparer les performances de la forêt pour **plusieurs valeurs de mtry**.
- Par défaut **mtry** = $d/3$ en régression et \sqrt{d} en classification.

- Visualisation d'erreur en fonction de `min.node.size` et `mtry`



- Visualisation d'erreur en fonction de `min.node.size` et `mtry`



Commentaires

`min.node.size` petit et `mtry` à calibrer.

En pratique

- On peut bien entendu calibrer ces paramètres avec les approches traditionnelles mais...

En pratique

- On peut bien entendu calibrer ces paramètres avec les approches traditionnelles mais...
- les valeurs par défaut sont souvent performantes !

En pratique

- On peut bien entendu calibrer ces paramètres avec les approches traditionnelles mais...
- les valeurs par défaut sont souvent performantes !
- On pourra quand même faire quelques essais, notamment pour `mtry`.

Un exemple avec tidymodels

1. Initialisation du **workflow** :

```
> tune_spec <- rand_forest(mtry = tune(), min_n = tune()) %>%  
+   set_engine("ranger") %>%  
+   set_mode("classification")  
> rf_wf <- workflow() %>% add_model(tune_spec) %>% add_formula(type ~ .)
```

2. Ré-échantillonnage et grille de paramètres :

```
> blocs <- vfold_cv(spam, v = 10, repeats = 5)  
> rf_grid <- expand.grid(mtry = c(seq(1, 55, by = 5), 57),  
+                           min_n = c(1, 5, 15, 50, 100, 500))
```

3. Calcul des erreurs :

```
> rf_res <- rf_wf %>% tune_grid(resamples = blocs, grid = rf_grid)
```

4. Visualisation des résultats (AUC et accuracy) :

```
> rf_res %>% show_best("roc_auc") %>% select(-8)
## # A tibble: 5 x 7
##   mtry min_n .metric .estimator  mean     n std_err
##   <dbl> <dbl> <chr>   <chr>    <dbl> <int>  <dbl>
## 1     4     1 roc_auc binary   0.988    50  0.000614
## 2     5     1 roc_auc binary   0.988    50  0.000623
## 3     6     1 roc_auc binary   0.988    50  0.000617
## 4     5     5 roc_auc binary   0.988    50  0.000621
## 5     7     1 roc_auc binary   0.988    50  0.000645
```

```
> rf_res %>% show_best("accuracy") %>% select(-8)
## # A tibble: 5 x 7
##   mtry min_n .metric .estimator  mean     n std_err
##   <dbl> <dbl> <chr>   <chr>    <dbl> <int>  <dbl>
## 1     4     1 accuracy binary  0.954    50  0.00159
## 2     6     1 accuracy binary  0.954    50  0.00141
## 3     7     1 accuracy binary  0.954    50  0.00149
## 4     5     1 accuracy binary  0.954    50  0.00153
## 5     8     1 accuracy binary  0.953    50  0.00146
```

Remarque

On retrouve bien `min.node.size` petit et `mtry` proche de la valeur par défaut (7).

Remarque

On retrouve bien `min.node.size` petit et `mtry` proche de la valeur par défaut (7).

5. Ajustement de l'algorithme final :

```
> foret_finale <- rf_wf %>%
+   finalize_workflow(list(mtry=7,min_n=1)) %>%
+   fit(data=spam)
```

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

- Comme pour tous les algorithmes de prévision on peut évaluer la performance des forêts aléatoires en estimant un risque par ré-échantillonnage.

- Comme pour tous les algorithmes de prévision on peut évaluer la performance des forêts aléatoires en estimant un risque par ré-échantillonnage.
- Les tirages bootstraps permettent de définir une alternative, souvent moins couteuse en temps de calcul, au ré-échantillonnage.

- Comme pour tous les algorithmes de prévision on peut évaluer la **performance des forêts aléatoires** en estimant un **risque par ré-échantillonnage**.
- Les tirages bootstraps permettent de définir une alternative, souvent moins **couteuse en temps de calcul**, au ré-échantillonnage.
- **Idée/astuce** : utiliser les observations non sélectionnées dans les échantillons bootstraps pour estimer le risque.

OOB illustration

3	4	6	10	3	9	10	7	7	1	T_1
2	8	6	2	10	10	2	9	5	6	T_2
2	9	4	4	7	7	2	3	6	7	T_3
6	1	3	3	9	3	8	10	10	1	T_4
3	7	10	3	2	8	6	9	10	2	T_5
7	10	3	4	9	10	10	8	6	1	T_6

OOB illustration

3	4	6	10	3	9	10	7	7	1	T_1
2	8	6	2	10	10	2	9	5	6	T_2
2	9	4	4	7	7	2	3	6	7	T_3
6	1	3	3	9	3	8	10	10	1	T_4
3	7	10	3	2	8	6	9	10	2	T_5
7	10	3	4	9	10	10	8	6	1	T_6

- Les échantillons 2, 3 et 5 ne contiennent pas la première observation, donc

$$\hat{y}_1 = \frac{1}{3}(T_2(x_1) + T_3(x_1) + T_5(x_1)).$$

- On fait de même pour toutes les observations $\Rightarrow \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n$.

OOB illustration

3	4	6	10	3	9	10	7	7	1	T_1
2	8	6	2	10	10	2	9	5	6	T_2
2	9	4	4	7	7	2	3	6	7	T_3
6	1	3	3	9	3	8	10	10	1	T_4
3	7	10	3	2	8	6	9	10	2	T_5
7	10	3	4	9	10	10	8	6	1	T_6

- Les échantillons 2, 3 et 5 ne contiennent pas la première observation, donc

$$\hat{y}_1 = \frac{1}{3}(T_2(x_1) + T_3(x_1) + T_5(x_1)).$$

- On fait de même pour toutes les observations $\Rightarrow \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n$.
- On calcule l'erreur selon

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad \text{ou} \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\hat{y}_i \neq y_i}.$$

OOB définition

- Pour $i = 1, \dots, n$ on note

$$\text{OOB}(i) = \{b \leq B : i \notin \mathcal{I}_b\}$$

l'ensemble des tirages bootstrap qui ne contiennent pas i et

$$f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i) = \frac{1}{|\text{OOB}(i)|} \sum_{b \in \text{OOB}(i)} T(x_i, \theta_b, \mathcal{D}_n)$$

la prévision de la forêt en ne considérant que les arbres pour lesquels i n'est pas dans le tirage bootstrap.

OOB définition

- Pour $i = 1, \dots, n$ on note

$$\text{OOB}(i) = \{b \leq B : i \notin \mathcal{I}_b\}$$

l'ensemble des tirages bootstrap qui ne contiennent pas i et

$$f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i) = \frac{1}{|\text{OOB}(i)|} \sum_{b \in \text{OOB}(i)} T(x_i, \theta_b, \mathcal{D}_n)$$

la prévision de la forêt en ne considérant que les arbres pour lesquels i n'est pas dans le tirage bootstrap.

- L'erreur OOB s'obtient en confrontant ces prévisions au valeurs observées, par exemple

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i))^2 \quad \text{ou} \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i) \neq y_i}.$$

OOB définition

- Pour $i = 1, \dots, n$ on note

$$\text{OOB}(i) = \{b \leq B : i \notin \mathcal{I}_b\}$$

l'ensemble des tirages bootstrap qui ne contiennent pas i et

$$f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i) = \frac{1}{|\text{OOB}(i)|} \sum_{b \in \text{OOB}(i)} T(x_i, \theta_b, \mathcal{D}_n)$$

la prévision de la forêt en ne considérant que les arbres pour lesquels i n'est pas dans le tirage bootstrap.

- L'erreur OOB s'obtient en confrontant ces prévisions au valeurs observées, par exemple

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i))^2 \quad \text{ou} \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{f_{n,\text{OOB}(i)}(x_i) \neq y_i}.$$

⇒ erreur renvoyée par défaut dans ranger et randomforest.

Importance des variables

Deux mesures sont généralement utilisées.

- **Score d'impureté** : simplement la moyenne des importances de X_j dans chaque arbre de la forêt :

$$\mathcal{I}_j^{\text{imp}} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \mathcal{I}_j(T_b),$$

voir chapitre sur les arbres pour la définition de $\mathcal{I}_j(T_b)$.

Importance des variables

Deux mesures sont généralement utilisées.

- **Score d'impureté** : simplement la moyenne des importances de X_j dans chaque arbre de la forêt :

$$\mathcal{I}_j^{\text{imp}} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \mathcal{I}_j(T_b),$$

voir chapitre sur les arbres pour la définition de $\mathcal{I}_j(T_b)$.

- **Importance par permutation** : comparer les erreurs de chaque arbre sur l'échantillon
 1. OOB de l'arbre ;
 2. OOB en permutant les valeurs de la variables j .

⇒ **Idée** : Si X_j est importante ces erreurs doivent être très différentes.

Importance par permutation

- On présente ce score en régression mais rien ne change pour la classification.
- On note

$$\text{Err}(\text{OOB}_b) = \frac{1}{|\text{OOB}_b|} \sum_{i \in \text{OOB}_b} (y_i - T(x_i, \theta_b, \mathcal{D}_n))^2,$$

avec

$$\text{OOB}_b = \{i \leq n : i \notin \mathcal{I}_b\}.$$

⇒ Erreur de l'**arbre *b*** calculée sur les données OOB.

Importance par permutation

- On présente ce score en régression mais rien ne change pour la classification.
- On note

$$\text{Err}(\text{OOB}_b) = \frac{1}{|\text{OOB}_b|} \sum_{i \in \text{OOB}_b} (y_i - T(x_i, \theta_b, \mathcal{D}_n))^2,$$

avec

$$\text{OOB}_b = \{i \leq n : i \notin \mathcal{I}_b\}.$$

⇒ Erreur de l'**arbre *b*** calculée sur les **données OOB**.

- On recalcule cette erreur mais sur OOB_b où on permute les valeurs de la j^{e} colonne.

$$\begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2d} \\ x_{51} & \dots & x_{3j} & \dots & x_{3d} \\ x_{41} & \dots & x_{4j} & \dots & x_{4d} \\ x_{51} & \dots & x_{5j} & \dots & x_{5d} \end{bmatrix} \implies \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{3j} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & \dots & x_{5j} & \dots & x_{2d} \\ x_{51} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{3d} \\ x_{41} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{4d} \\ x_{51} & \dots & x_{4j} & \dots & x_{5d} \end{bmatrix}$$

- On note \tilde{x}_i^j les individus de l'échantillon OOB_b permué et on calcule

$$\text{Err}(\text{OOB}_b^j) = \frac{1}{|\text{OOB}_b|} \sum_{i \in \text{OOB}_b} (y_i - T(\tilde{x}_i^j, \theta_b, \mathcal{D}_n))^2.$$

$$\begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2d} \\ x_{51} & \dots & x_{3j} & \dots & x_{3d} \\ x_{41} & \dots & x_{4j} & \dots & x_{4d} \\ x_{51} & \dots & x_{5j} & \dots & x_{5d} \end{bmatrix} \implies \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{3j} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & \dots & x_{5j} & \dots & x_{2d} \\ x_{51} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{3d} \\ x_{41} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{4d} \\ x_{51} & \dots & x_{4j} & \dots & x_{5d} \end{bmatrix}$$

- On note \tilde{x}_i^j les individus de l'échantillon OOB_b permute et on calcule

$$\text{Err}(\text{OOB}_b^j) = \frac{1}{|\text{OOB}_b|} \sum_{i \in \text{OOB}_b} (y_i - T(\tilde{x}_i^j, \theta_b, \mathcal{D}_n))^2.$$

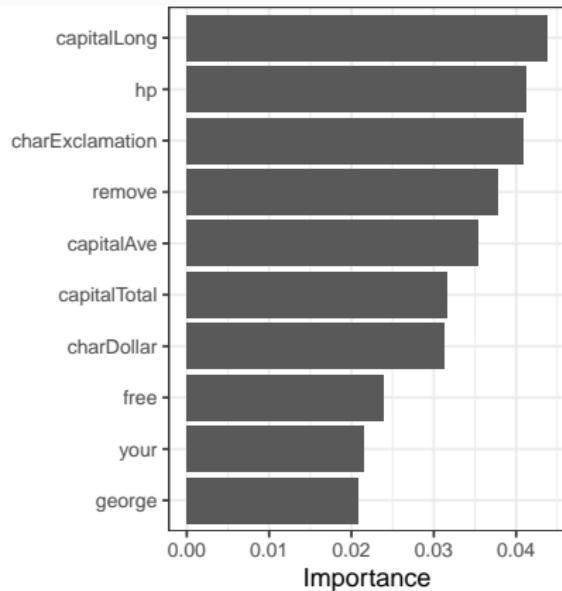
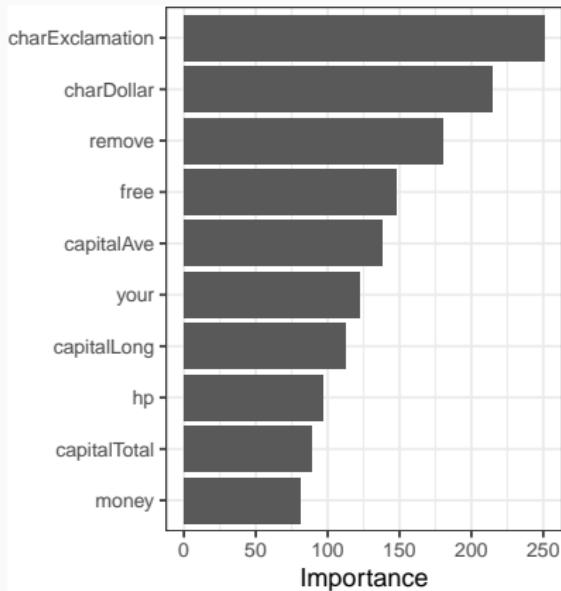
Importance par permutation

$$\mathcal{I}_j^{\text{perm}} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\text{Err}(\text{OOB}_b^j) - \text{Err}(\text{OOB}_b)).$$

Le coin R

- On peut **calculer et visualiser** facilement ces importances avec **ranger** :

```
> set.seed(1234)
> foret.imp <- ranger(type ~ ., data=spam, importance="impurity")
> foret.perm <- ranger(type ~ ., data=spam, importance="permutation")
> vip(foret.imp);vip(foret.perm)
```



Beaucoup d'avantages

- Bonnes performances prédictives \implies souvent parmi les algorithmes de tête dans les compétitions [Fernández-Delgado et al., 2014].
- Facile à calibrer.

Conclusion

Beaucoup d'avantages

- Bonnes performances prédictives \Rightarrow souvent parmi les algorithmes de tête dans les compétitions [Fernández-Delgado et al., 2014].
- Facile à calibrer.

Assez peu d'inconvénients

Coté boîte noire (mais guère plus que les autres méthodes...)

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

- Le terme **Boosting** s'applique à des méthodes générales permettant de produire des décisions précises à partir de **règles faibles** (weaklearner).

- Le terme **Boosting** s'applique à des méthodes générales permettant de produire des décisions précises à partir de **règles faibles** (weaklearner).
- Historiquement, le **premier** algorithme boosting est **adaboost** [**Freund and Schapire, 1996**].
- Beaucoup de travaux ont par la suite été développés pour **comprendre et généraliser ces algorithmes** (voir [**Hastie et al., 2009**]) :
 - modèle additif
 - **descente de gradient** \Rightarrow gradient boosting machine, extreme gradient bossting (Xgboost).
 - ...

- Le terme **Boosting** s'applique à des méthodes générales permettant de produire des décisions précises à partir de **règles faibles** (weaklearner).
- Historiquement, le **premier** algorithme boosting est **adaboost** [**Freund and Schapire, 1996**].
- Beaucoup de travaux ont par la suite été développés pour **comprendre et généraliser ces algorithmes** (voir [**Hastie et al., 2009**]) :
 - modèle additif
 - **descente de gradient** \Rightarrow gradient boosting machine, extreme gradient bossting (Xgboost).
 - ...
- Dans cette partie \Rightarrow descente de gradient.

Retour aux sources...

- Machine learning \Rightarrow objectifs prédictifs \Rightarrow minimisation de risque.

Retour aux sources...

- Machine learning \implies objectifs prédictifs \implies minimisation de risque.
- Risque d'une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))].$$

Retour aux sources...

- Machine learning \implies objectifs prédictifs \implies minimisation de risque.
- Risque d'une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))].$$

- $\mathcal{R}(f)$ inconnu \implies version empirique

$$\mathcal{R}_n(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, f(x_i)).$$

Retour aux sources...

- Machine learning \Rightarrow objectifs prédictifs \Rightarrow minimisation de risque.
- Risque d'une fonction de prévision $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\mathcal{R}(f) = \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))].$$

- $\mathcal{R}(f)$ inconnu \Rightarrow version empirique

$$\mathcal{R}_n(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, f(x_i)).$$

Idée

Minimiser $\mathcal{R}_n(f)$ sur une classe d'algorithmes \mathcal{F} .

Choix de \mathcal{F}

- Il est bien entendu crucial.
- \mathcal{F} riche/complexité élevée \implies

Choix de \mathcal{F}

- Il est bien entendu crucial.
- \mathcal{F} riche/complexité élevée $\Rightarrow \mathcal{R}_n(f) \searrow \Rightarrow f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n$
 \Rightarrow sur-ajustement.

Choix de \mathcal{F}

- Il est bien entendu **crucial**.
- \mathcal{F} riche/complexité élevée $\Rightarrow \mathcal{R}_n(f) \searrow \Rightarrow f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n$
 \Rightarrow **sur-ajustement**.
- et réciproquement pour des classes \mathcal{F} simple/complexité faible.

Choix de \mathcal{F}

- Il est bien entendu crucial.
- \mathcal{F} riche/complexité élevée $\Rightarrow \mathcal{R}_n(f) \searrow \Rightarrow f(x_i) \approx y_i, i = 1, \dots, n$
 \Rightarrow sur-ajustement.
- et réciproquement pour des classes \mathcal{F} simple/complexité faible.

Combinaisons d'arbres

- [Friedman, 2001, Friedman, 2002] propose de se restreindre à des combinaisons d'arbres :

$$\mathcal{F} = \left\{ \sum_{b=1}^B \lambda_b T(x, \theta_b), \lambda_b \in \mathbb{R}, \theta_b \in \Theta \right\}$$

où θ_b désigne les paramètres de l'arbre (impureté, profondeur)...

- Rappel : un arbre peut s'écrire

$$T(x, \theta_b) = \sum_{\ell=1}^L \gamma_{b\ell} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{b\ell}}$$

où $\mathcal{N}_{b\ell}$ désigne les feuilles et $\gamma_{b\ell}$ les prévisions dans les feuilles.

- Rappel : un arbre peut s'écrire

$$T(x, \theta_b) = \sum_{\ell=1}^L \gamma_{b\ell} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{b\ell}}$$

où $\mathcal{N}_{b\ell}$ désigne les feuilles et $\gamma_{b\ell}$ les prévisions dans les feuilles.

- Les paramètres B , θ_b définissent la complexité de \mathcal{F} .
- Il faudra les calibrer à un moment mais nous les considérons fixés pour l'instant.

- Rappel : un arbre peut s'écrire

$$T(x, \theta_b) = \sum_{\ell=1}^L \gamma_{b\ell} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{b\ell}}$$

où $\mathcal{N}_{b\ell}$ désigne les feuilles et $\gamma_{b\ell}$ les prévisions dans les feuilles.

- Les paramètres B , θ_b définissent la complexité de \mathcal{F} .
- Il faudra les calibrer à un moment mais nous les considérons fixés pour l'instant.

Un premier problème

Chercher $f \in \mathcal{F}$ qui minimise $\mathcal{R}_n(f)$.

- Rappel : un arbre peut s'écrire

$$T(x, \theta_b) = \sum_{\ell=1}^L \gamma_{b\ell} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{b\ell}}$$

où $\mathcal{N}_{b\ell}$ désigne les feuilles et $\gamma_{b\ell}$ les prévisions dans les feuilles.

- Les paramètres B , θ_b définissent la complexité de \mathcal{F} .
- Il faudra les calibrer à un moment mais nous les considérons fixés pour l'instant.

Un premier problème

Chercher $f \in \mathcal{F}$ qui minimise $\mathcal{R}_n(f)$.

- Résolution numérique trop difficile.
- Nécessité de trouver un algorithme qui approche la solution.

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

Descentes de gradient

- Définissent des **suites** qui convergent vers des **extrema locaux** de fonctions $\mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$.

Descentes de gradient

- Définissent des **suites** qui convergent vers des **extrema locaux** de fonctions $\mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$.
- Le risque $\mathcal{R}_n(f)$ ne dépend que des valeurs de **f aux points x_i** .

Descentes de gradient

- Définissent des **suites** qui convergent vers des **extrema locaux** de fonctions $\mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$.
- Le risque $\mathcal{R}_n(f)$ ne dépend que des valeurs de **f aux points x_i** .
- En notant $\mathbf{f} = (\mathbf{f}(x_1), \dots, \mathbf{f}(x_n)) \in \mathbb{R}^n$, on a

$$\mathcal{R}_n(f) = \tilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, \mathbf{f}(x_i))$$

avec $\tilde{\mathcal{R}}_n : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$.

Descentes de gradient

- Définissent des **suites** qui convergent vers des **extrema locaux** de fonctions $\mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$.
- Le risque $\mathcal{R}_n(f)$ ne dépend que des valeurs de **f aux points x_i** .
- En notant $\mathbf{f} = (\mathbf{f}(x_1), \dots, \mathbf{f}(x_n)) \in \mathbb{R}^n$, on a

$$\mathcal{R}_n(f) = \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, \mathbf{f}(x_i))$$

avec $\widetilde{\mathcal{R}}_n : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$.

Nouveau problème

Minimiser $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.

⇒ en gardant en tête que **minimiser de $\mathcal{R}_n(f)$ n'est pas équivalent à minimiser $\widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f})$** .

- **Descente de gradient** \implies suite $(\mathbf{f}_b)_b$ de vecteurs de \mathbb{R}^n qui convergent vers des extrema (locaux) de $\tilde{\mathcal{R}}_n$.

- **Descente de gradient** \implies suite $(\mathbf{f}_b)_b$ de vecteurs de \mathbb{R}^n qui convergent vers des extrema (locaux) de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.
- Suite **récursive** :

$$\mathbf{f}_b = \mathbf{f}_{b-1} - \rho_b \nabla \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}_{b-1}),$$

où $\nabla \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}_{b-1})$ désigne le vecteur gradient de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$ évalué en \mathbf{f}_{b-1} .
 \implies **vecteur de \mathbb{R}^n** donc la i^e coordonnée vaut

$$\frac{\partial \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f})}{\partial \mathbf{f}(x_i)}(\mathbf{f}_{b-1}) = \frac{\partial \ell(y_i, \mathbf{f}(x_i))}{\partial \mathbf{f}(x_i)}(\mathbf{f}_{b-1}(x_i)).$$

- **Descente de gradient** \implies suite $(\mathbf{f}_b)_b$ de vecteurs de \mathbb{R}^n qui convergent vers des extrema (locaux) de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.
- Suite **récursive** :

$$\mathbf{f}_b = \mathbf{f}_{b-1} - \rho_b \nabla \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}_{b-1}),$$

où $\nabla \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f}_{b-1})$ désigne le vecteur gradient de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$ évalué en \mathbf{f}_{b-1} .
 \implies **vecteur de \mathbb{R}^n** donc la i^e coordonnée vaut

$$\frac{\partial \widetilde{\mathcal{R}}_n(\mathbf{f})}{\partial \mathbf{f}(x_i)}(\mathbf{f}_{b-1}) = \frac{\partial \ell(y_i, \mathbf{f}(x_i))}{\partial \mathbf{f}(x_i)}(\mathbf{f}_{b-1}(x_i)).$$

Exemple

Si $\ell(y, f(x)) = 1/2(y - f(x))^2$ alors

$$-\frac{\partial \ell(y_i, \mathbf{f}(x_i))}{\partial \mathbf{f}(x_i)}(\mathbf{f}_{b-1}(x_i)) = y_i - \mathbf{f}_{b-1}(x_i),$$

\implies **résidu** de $\mathbf{f}_{b-1}(x_i)$.

- Si tout se passe bien... la suite $(\mathbf{f}_b)_b$ doit converger vers un minimum de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.

Deux problèmes

- Si tout se passe bien... la suite $(\mathbf{f}_b)_b$ doit converger vers un minimum de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.

Deux problèmes

1. Cette suite définit des prévisions uniquement aux points $x_i \implies$ impossible de prédire en tout x .

- Si tout se passe bien... la suite $(\mathbf{f}_b)_b$ doit converger vers un minimum de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.

Deux problèmes

1. Cette suite définit des prévisions uniquement aux points $x_i \implies$ impossible de prédire en tout x .
2. Les éléments de la suite ne s'écrivent pas comme des combinaisons d'arbres.

- Si tout se passe bien... la suite $(\mathbf{f}_b)_b$ doit converger vers un minimum de $\widetilde{\mathcal{R}}_n$.

Deux problèmes

1. Cette suite définit des prévisions uniquement aux points $x_i \implies$ impossible de prédire en tout x .
2. Les éléments de la suite ne s'écrivent pas comme des combinaisons d'arbres.

Une solution

[Friedman, 2001] propose d'ajuster un arbre sur les valeurs du gradient à chaque étape de la descente.

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$
2. Pour $b = 1$ à B :
 - 2.1 Calculer l'opposé du gradient $-\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i))$ et l'évaluer aux points $f_{b-1}(x_i)$:

$$u_i = -\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i)) \Big|_{f(x_i)=f_{b-1}(x_i)}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$
2. Pour $b = 1$ à B :
 - 2.1 Calculer l'opposé du gradient $-\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i))$ et l'évaluer aux points $f_{b-1}(x_i)$:

$$u_i = -\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i)) \Big|_{f(x_i)=f_{b-1}(x_i)}, \quad i = 1, \dots, n.$$

- 2.2 Ajuster un arbre de régression à J feuilles sur $(x_i, u_i), \dots, (x_n, u_n)$.

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$
2. Pour $b = 1$ à B :
 - 2.1 Calculer l'opposé du gradient $-\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i))$ et l'évaluer aux points $f_{b-1}(x_i)$:

$$u_i = -\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i)) \Big|_{f(x_i)=f_{b-1}(x_i)}, \quad i = 1, \dots, n.$$

- 2.2 Ajuster un arbre de régression à J feuilles sur $(x_i, u_i), \dots, (x_n, u_n)$.
- 2.3 Calculer les valeurs prédites dans chaque feuille

$$\gamma_{jb} = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_{jb}}^n \ell(y_i, f_{b-1}(x_i) + \gamma).$$

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$
2. Pour $b = 1$ à B :
 - 2.1 Calculer l'opposé du gradient $-\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i))$ et l'évaluer aux points $f_{b-1}(x_i)$:

$$u_i = -\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i)) \Big|_{f(x_i)=f_{b-1}(x_i)}, \quad i = 1, \dots, n.$$

- 2.2 Ajuster un arbre de régression à J feuilles sur $(x_i, u_i), \dots, (x_n, u_n)$.
- 2.3 Calculer les valeurs prédites dans chaque feuille

$$\gamma_{jb} = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_{jb}}^n \ell(y_i, f_{b-1}(x_i) + \gamma).$$

- 2.4 Mise à jour : $f_b(x) = f_{b-1}(x) + \sum_{j=1}^J \gamma_{jb} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{jb}}$.

Algorithme de gradient boosting

1. Initialisation : $f_0(\cdot) = \operatorname{argmin}_c \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ell(y_i, c)$
2. Pour $b = 1$ à B :
 - 2.1 Calculer l'opposé du gradient $-\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i))$ et l'évaluer aux points $f_{b-1}(x_i)$:

$$u_i = -\frac{\partial}{\partial f(x_i)} \ell(y_i, f(x_i)) \Big|_{f(x_i)=f_{b-1}(x_i)}, \quad i = 1, \dots, n.$$

- 2.2 Ajuster un arbre de régression à J feuilles sur $(x_i, u_i), \dots, (x_n, u_n)$.
- 2.3 Calculer les valeurs prédites dans chaque feuille

$$\gamma_{jb} = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{i:x_i \in \mathcal{N}_{jb}}^n \ell(y_i, f_{b-1}(x_i) + \gamma).$$

- 2.4 Mise à jour : $f_b(x) = f_{b-1}(x) + \sum_{j=1}^J \gamma_{jb} \mathbf{1}_{x \in \mathcal{N}_{jb}}$.

Retourner : l'algorithme $f_n(x) = f_B(x)$.

Paramètres

Nous donnons les correspondances entre les paramètres et les options de la fonction `gbm` :

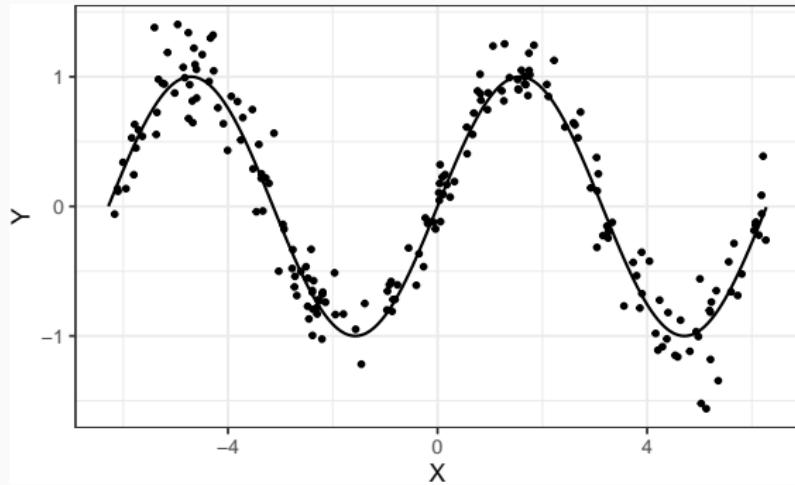
- ℓ la fonction de perte \Rightarrow `distribution`
- B nombre d'itérations \Rightarrow `n.tree`
- J le nombre de feuilles des arbres \Rightarrow `interaction.dept` ($=J - 1$)
- λ le paramètre de rétrécissement \Rightarrow `shrinkage`.

Stochastic gradient boosting

[Friedman, 2002] montre qu'`ajuster les arbres sur des sous-échantillons` (tirage sans remise) améliore souvent les performances de l'algorithme.
 \Rightarrow `bag.fraction` : taille des sous-échantillons.

Exemple

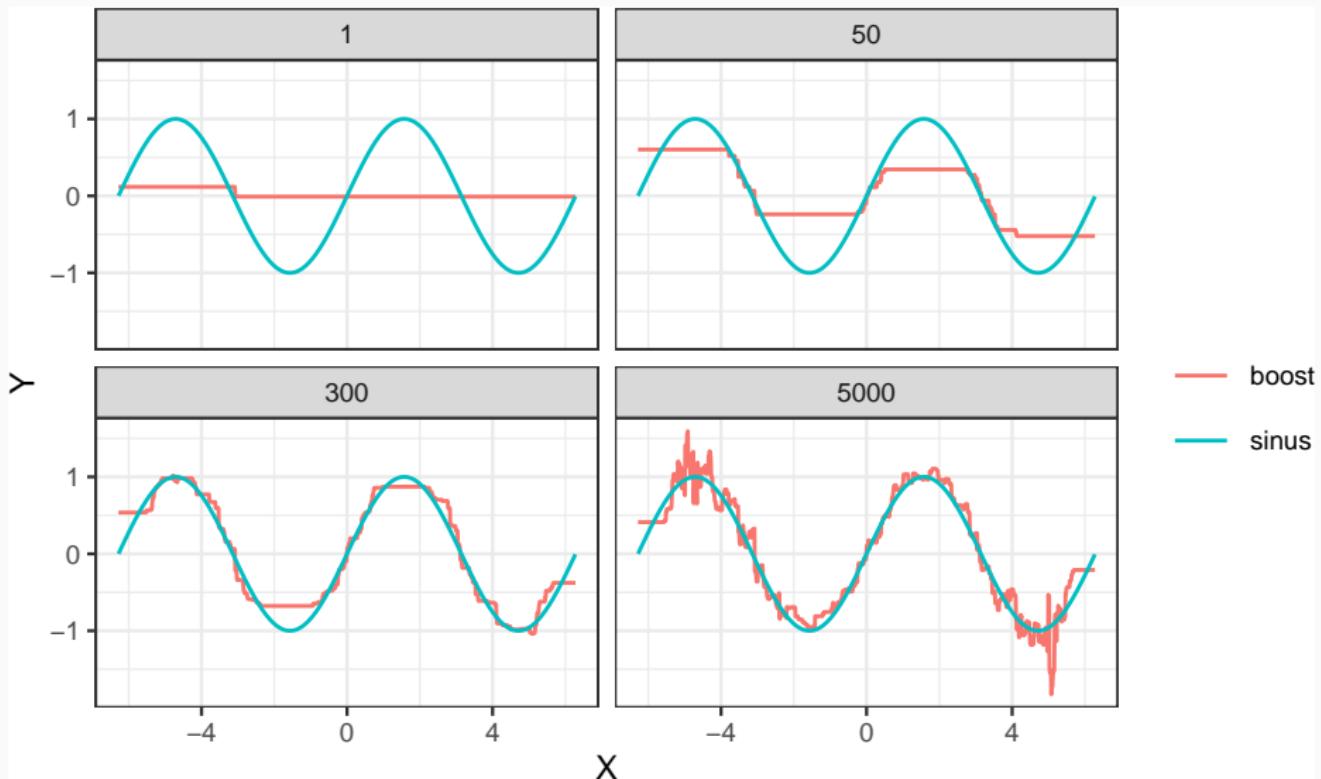
- Données sinus



- On entraîne l'algorithme :

```
> set.seed(1234)
> library(gbm)
> boost.5000 <- gbm(Y~., data=data.sinus,
+                      distribution="gaussian", shrinkage=0.1, n.trees = 5000)
```

- On visualise les prévisions en fonction du nombre d'itérations :



Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

Fonction de perte

- Pas vraiment un paramètre...
- Elle doit
 1. mesurer un **coût** (comme d'habitude).
⇒ elle caractérise la fonction de prévision à estimer ⇒ f_n est en effet un **estimateur** de

$$f^* \in \operatorname{argmin}_{f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}} \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))].$$

Fonction de perte

- Pas vraiment un paramètre...
 - Elle doit
 1. mesurer un **coût** (comme d'habitude).
⇒ elle caractérise la fonction de prévision à estimer ⇒ f_n est en effet un **estimateur** de
- $$f^* \in \operatorname{argmin}_{f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}} \mathbf{E}[\ell(Y, f(X))].$$
- 2. être **convexe** et **dérivable** par rapport à son second argument (spécificité gradient).

L_2 -boosting en régression

- Correspond à la perte quadratique

$$\ell(y, f(x)) = \frac{1}{2}(y - f(x))^2.$$

L_2 -boosting en régression

- Correspond à la perte quadratique

$$\ell(y, f(x)) = \frac{1}{2}(y - f(x))^2.$$

- fonction de prévision optimale : $f^*(x) = \mathbf{E}[Y|X = x]$.

L_2 -boosting en régression

- Correspond à la perte quadratique

$$\ell(y, f(x)) = \frac{1}{2}(y - f(x))^2.$$

- fonction de prévision optimale : $f^*(x) = \mathbf{E}[Y|X = x]$.

Remarque

- Avec cette perte, les u_i sont donnés par

$$u_i = -\frac{\partial \ell(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)}(f_{b-1}(x_i)) = y_i - f_{b-1}(x_i),$$

L_2 -boosting en régression

- Correspond à la perte quadratique

$$\ell(y, f(x)) = \frac{1}{2}(y - f(x))^2.$$

- fonction de prévision optimale : $f^*(x) = \mathbf{E}[Y|X = x]$.

Remarque

- Avec cette perte, les u_i sont donnés par

$$u_i = -\frac{\partial \ell(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)}(f_{b-1}(x_i)) = y_i - f_{b-1}(x_i),$$

- f_b s'obtient donc en corrigéant f_{b-1} avec une régression sur ses résidus.

Version simplifiée du L_2 -boosting

La boucle de l'algorithme de gradient boosting peut se réécrire :

1. Calculer les résidus $u_i = y_i - f_{b-1}(x_i)$, $i = 1, \dots, n$;
2. Ajuster un arbre de régression pour expliquer les résidus u_i par les x_i ;
3. Corriger f_{b-1} en lui ajoutant l'arbre construit.

Version simplifiée du L_2 -boosting

La boucle de l'algorithme de gradient boosting peut se réécrire :

1. Calculer les résidus $u_i = y_i - f_{b-1}(x_i)$, $i = 1, \dots, n$;
2. Ajuster un arbre de régression pour expliquer les résidus u_i par les x_i ;
3. Corriger f_{b-1} en lui ajoutant l'arbre construit.

Interprétation

- On "corrige" f_{b-1} en cherchant à expliquer "l'information restante" qui est contenue dans les résidus.
- Meilleur ajustement lorsque $b \nearrow \Rightarrow$ biais \searrow (mais variance \nearrow).

Logitboost

- Classification binaire avec Y dans $\{-1, 1\}$ et $\tilde{Y} = (Y + 1)/2$ dans $\{0, 1\}$.

Logitboost

- Classification binaire avec Y dans $\{-1, 1\}$ et $\tilde{Y} = (Y + 1)/2$ dans $\{0, 1\}$.
- Log-vraisemblance binomiale de la prévision $p(x) \in [0, 1]$ par rapport à l'observation \tilde{y} :

$$\mathcal{L}(\tilde{y}, p(x)) = \tilde{y} \log p(x) + (1 - \tilde{y}) \log(1 - p(x)).$$

Logitboost

- Classification binaire avec Y dans $\{-1, 1\}$ et $\tilde{Y} = (Y + 1)/2$ dans $\{0, 1\}$.
- Log-vraisemblance binomiale de la prévision $p(x) \in [0, 1]$ par rapport à l'observation \tilde{y} :

$$\mathcal{L}(\tilde{y}, p(x)) = \tilde{y} \log p(x) + (1 - \tilde{y}) \log(1 - p(x)).$$

- Soit $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ telle que

$$f(x) = \frac{1}{2} \log \frac{p(x)}{1 - p(x)} \iff p(x) = \frac{1}{1 + \exp(-2f(x))}.$$

\implies re-paramétrisation.

- Chercher $p(x)$ qui maximise $\mathcal{L}(\tilde{y}, p(x))$ revient à chercher $f(x)$ qui minimise son opposé :

$$\begin{aligned}
 -\mathcal{L}(y, f(x)) &= -\frac{y+1}{2} \log p(x) - \left(1 - \frac{y+1}{2}\right) \log(1-p(x)) \\
 &= \frac{y+1}{2} \log(1 + \exp(-2f(x))) + \\
 &\quad \left(1 - \frac{y+1}{2}\right) \log(1 + \exp(2f(x))) \\
 &= \log(1 + \exp(-2yf(x))).
 \end{aligned}$$

- Chercher $p(x)$ qui maximise $\mathcal{L}(\tilde{y}, p(x))$ revient à chercher $f(x)$ qui minimise son opposé :

$$\begin{aligned}
 -\mathcal{L}(y, f(x)) &= -\frac{y+1}{2} \log p(x) - \left(1 - \frac{y+1}{2}\right) \log(1-p(x)) \\
 &= \frac{y+1}{2} \log(1 + \exp(-2f(x))) + \\
 &\quad \left(1 - \frac{y+1}{2}\right) \log(1 + \exp(2f(x))) \\
 &= \log(1 + \exp(-2yf(x))).
 \end{aligned}$$

Remarque

$f(x) \mapsto \log(1 + \exp(-2yf(x)))$ est **convexe** et **dérivable**.

Logitboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \log(1 + \exp(-2yf(x))).$$

Logitboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \log(1 + \exp(-2yf(x))).$$

- Fonction optimale

$$f^*(x) = \frac{1}{2} \log \frac{\mathbf{P}(Y = 1|X = x)}{1 - \mathbf{P}(Y = 1|X = x)}.$$

Logitboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \log(1 + \exp(-2yf(x))).$$

- Fonction optimale

$$f^*(x) = \frac{1}{2} \log \frac{\mathbf{P}(Y = 1|X = x)}{1 - \mathbf{P}(Y = 1|X = x)}.$$

- f_n estimant f^* , on estime $\mathbf{P}(Y = 1|X = x)$ avec

$$\frac{1}{1 + \exp(-2f_n(x))}.$$

Adaboost

- Remarque : $f(x) \mapsto \exp(-yf(x))$ est aussi convexe et dérivable.

Adaboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \exp(-yf(x)).$$

Adaboost

- **Remarque** : $f(x) \mapsto \exp(-yf(x))$ est aussi **convexe** et **dérivable**.

Adaboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \exp(-yf(x)).$$

Remarque

- Même nom que l'algorithme initial de [Freund and Schapire, 1996] car

Adaboost

- **Remarque** : $f(x) \mapsto \exp(-yf(x))$ est aussi **convexe** et **dérivable**.

Adaboost

Algorithme de gradient boosting avec la fonction de perte

$$\ell(y, f(x)) = \exp(-yf(x)).$$

Remarque

- Même nom que l'algorithme initial de [Freund and Schapire, 1996] car quasi-similaire [Hastie et al., 2009].
- Même f^* que logitboost.

Adaboost - version 1

Algorithme [Freund and Schapire, 1996]

Entrées : une règle faible, M nombre d'itérations.

1. Initialiser les poids $w_i = 1/n$, $i = 1, \dots, n$
2. Pour $m = 1$ à M :
 - a) Ajuster la règle faible sur l'échantillon d_n pondéré par les poids w_1, \dots, w_n , on note $g_m(x)$ l'estimateur issu de cet ajustement
 - b) Calculer le taux d'erreur :
$$e_m = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \mathbf{1}_{y_i \neq g_m(x_i)}}{\sum_{i=1}^n w_i}.$$
 - c) Calculer : $\alpha_m = \log((1 - e_m)/e_m)$
 - d) Réajuster les poids : $w_i = w_i \exp(\alpha_m \mathbf{1}_{y_i \neq g_m(x_i)})$, $i = 1, \dots, n$

Sorties : l'algorithme de prévision $\sum_{m=1}^M \alpha_m g_m(x)$.

Récapitulatif

- Les principales fonctions de perte pour la **régression** et **classification** sont résumées dans le tableau :

	Y	Perte	Prév. optimale
L_2 -boosting	\mathbb{R}	$(y - f(x))^2$	$E[Y X = x]$
Logitboost	$\{-1, 1\}$	$\log(1 + \exp(-2yf(x)))$	$\frac{1}{2} \log \frac{P(Y=1 X=x)}{1-P(Y=1 X=x)}$
Adaboost	$\{-1, 1\}$	$\exp(-yf(x))$	$\frac{1}{2} \log \frac{P(Y=1 X=x)}{1-P(Y=1 X=x)}$

- Dans **gbm** on utilise **distribution=**
 - gaussian** pour le L_2 -boosting.
 - bernoulli** pour logitboost.
 - adaboost** pour adaboost.

Profondeur des arbres

- `interaction.depth` qui correspond au **nombre de coupures** \implies nombre de feuilles $J - 1$.
- On parle d'**interaction** car ce paramètre est associé au **degrés d'interactions** que l'algorithme peut identifier :

$$f^*(x) = \sum_{1 \leq j \leq d} f_j(x_j) + \sum_{1 \leq j, k \leq d} f_{j,k}(x_j, x_k) + \sum_{1 \leq j, k, \ell \leq d} f_{j,k,\ell}(x_j, x_k, x_\ell) + \dots$$

\implies **interaction.depth** =

- 1 \implies premier terme
- 2 \implies second terme (interactions d'ordre 2)
- ...

- Boosting : réduction de biais.

- Boosting : réduction de biais.
- Nécessité d'utiliser des arbres biaisés \implies peu de coupures.

- Boosting : réduction de biais.
- Nécessité d'utiliser des arbres biaisés \Rightarrow peu de coupures.

Recommandation

Choisir `interaction.depth` entre 2 et 5.

Nombre d'itérations

- Le **nombre d'arbres** `n.trees` mesure la **complexité** de l'algorithme.
- Plus on itere, mieux on ajuste
 \Rightarrow si on itère trop, on **sur-ajuste**.

Nombre d'itérations

- Le **nombre d'arbres** `n.trees` mesure la **complexité** de l'algorithme.
- Plus on itere, mieux on ajuste
 \Rightarrow si on itère trop, on **sur-ajuste**.
- Nécessité de **calibrer correctement** ce paramètre.

Comment ?

Nombre d'itérations

- Le **nombre d'arbres** `n.trees` mesure la **complexité** de l'algorithme.
- Plus on itere, mieux on ajuste
 \Rightarrow si on itère trop, on **sur-ajuste**.
- Nécessité de **calibrer correctement** ce paramètre.

Comment ?

Avec des méthodes classiques d'**estimation du risque**.

Sélection de `n.trees` dans gbm

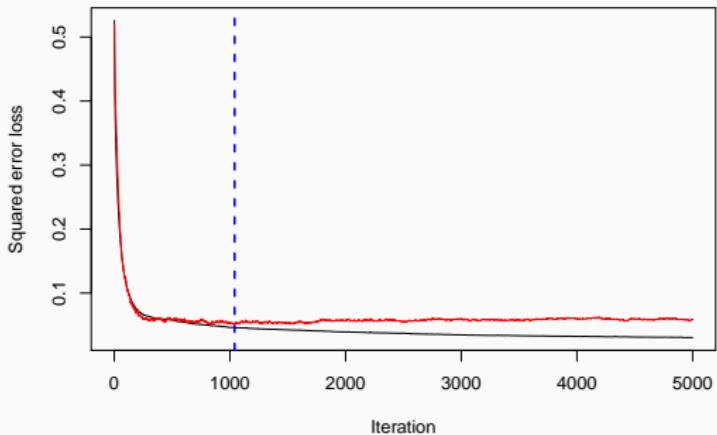
- `gbm` propose d'estimer le risque associé au paramètre `distribution` par ré-échantillonnage :
 - `bag.fraction` pour du `Out Of Bag`.
 - `train.fraction` pour de la `validation hold out`.
 - `cv.folds` pour de la `validation croisée`.

Sélection de n.trees dans gbm

- `gbm` propose d'estimer le risque associé au paramètre **distribution** par ré-échantillonnage :
 - `bag.fraction` pour du **Out Of Bag**.
 - `train.fraction` pour de la **validation hold out**.
 - `cv.folds` pour de la **validation croisée**.
- La valeur sélectionnée s'obtient avec `gbm.perf`.

Exemple

```
> set.seed(321)
> boost.5000 <- gbm(Y~., data=data.sinus, train.fraction = 0.75,
+                      distribution="gaussian", shrinkage=0.1, n.trees = 5000)
> gbm.perf(boost.5000)
## [1] 1040
```



⇒ Risque quadratique estimé par **hold out** avec 75% d'observations dans l'échantillon d'apprentissage.

Rétrécissement

- shrinkage dans gbm.
- Correspond au pas de la descente de gradient : shrinkage $\nearrow \implies$ minimisation plus rapide.

Rétrécissement

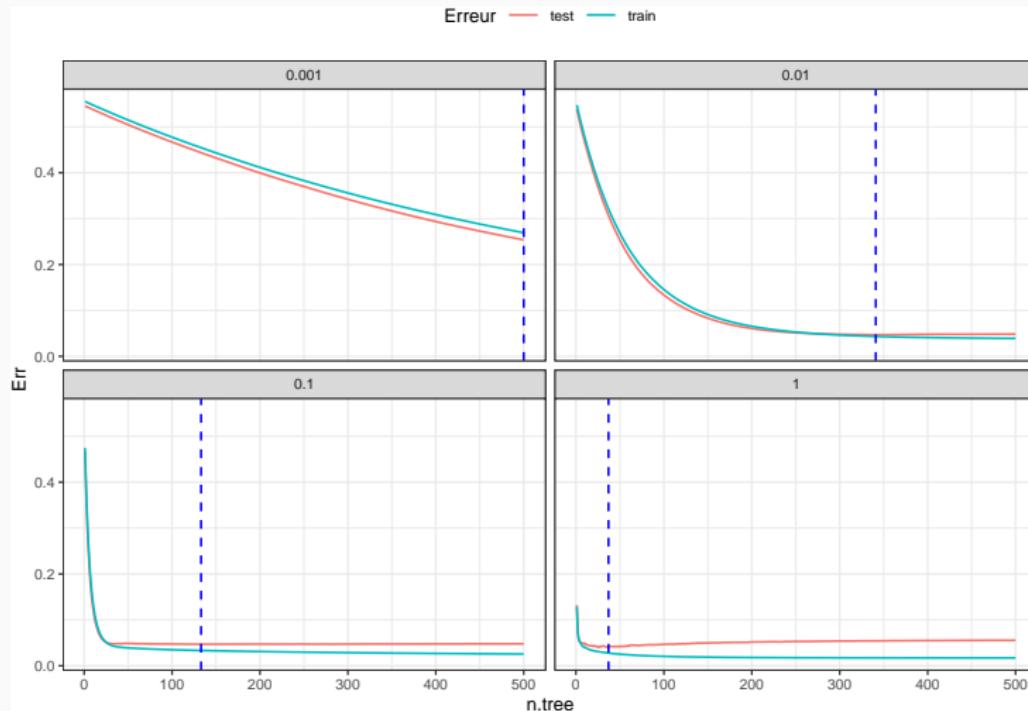
- shrinkage dans gbm.
- Correspond au pas de la descente de gradient : shrinkage $\nearrow \implies$ minimisation plus rapide.

Conséquence

shrinkage est lié à n.trees :

- shrinkage $\nearrow \implies$ n.trees \searrow .
- shrinkage $\searrow \implies$ n.trees \nearrow .

Illustration



Remarque

Le nombre d'itération optimal diminue lorsque **shrinkage** augmente.

Recommandation

- Pas nécessaire de trop optimiser **shrinkage**.
- Tester 3 ou 4 valeurs (0.01, 0.1, 0.5...) et regarder les **courbes de risque**.

Recommandation

- Pas nécessaire de trop optimiser **shrinkage**.
- Tester 3 ou 4 valeurs (0.01, 0.1, 0.5...) et regarder les **courbes de risque**.
- S'assurer que le **nombre d'itérations optimal** se trouve sur un "**plateau**" pour des raisons de **stabilité**.

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

Importance des variables

- Similaire aux forêts aléatoires.
- Score d'impureté :

$$\mathcal{I}_j^{\text{imp}} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \mathcal{I}_j(T_b).$$

- Visualisation avec `vip`.

Comparaison Boosting/Forêts aléatoires

- Deux algorithmes qui agrègent des arbres :

$$f_n(x) = \sum_{b=1}^B \alpha_b T_b(x).$$

- Indépendance pour les forêts $\implies T_b$ se construit indépendamment de T_{b-1} .

Comparaison Boosting/Forêts aléatoires

- Deux algorithmes qui agrègent des arbres :

$$f_n(x) = \sum_{b=1}^B \alpha_b T_b(x).$$

- Indépendance pour les forêts $\implies T_b$ se construit indépendamment de T_{b-1} .
- Récursivité pour le boosting $\implies T_b$ se construit à partir de T_{b-1} .

Comparaison Boosting/Forêts aléatoires

- Deux algorithmes qui agrègent des arbres :

$$f_n(x) = \sum_{b=1}^B \alpha_b T_b(x).$$

- Indépendance pour les forêts $\implies T_b$ se construit indépendamment de T_{b-1} .
- Récursivité pour le boosting $\implies T_b$ se construit à partir de T_{b-1} .

Interprétation statistique

- Boosting : réduction de biais \implies arbres peu profonds.
- Random Forest : réduction de variance \implies arbres très profonds.

Comparaison Boosting/Forêts aléatoires

- Deux algorithmes qui agrègent des arbres :

$$f_n(x) = \sum_{b=1}^B \alpha_b T_b(x).$$

- Indépendance pour les forêts $\implies T_b$ se construit indépendamment de T_{b-1} .
- Récursivité pour le boosting $\implies T_b$ se construit à partir de T_{b-1} .

Interprétation statistique

- Boosting : réduction de biais \implies arbres peu profonds.
- Random Forest : réduction de variance \implies arbres très profonds.

\implies les arbres sont ajustés de façon différente pour ces deux algorithmes.

\implies dans les deux cas, il faut des arbres "mauvais".

Bagging et forêts aléatoires

Bagging

Forêts aléatoires

Algorithme

Choix des paramètres

Erreur OOB et importance des variables

Boosting

Algorithme de gradient boosting

Choix des paramètres

Compléments/conclusion

Bibliographie

Références i

-  Breiman, L. (1996).
Bagging predictors.
Machine Learning, 26(2) :123–140.
-  Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., and Amorim, D. (2014).
Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems ?
Journal of Machine Learning Research, 15 :3133–3181.
-  Freund, Y. and Schapire, R. (1996).
Experiments with a new boosting algorithm.
In *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Machine Learning*.

Références ii

-  Friedman, J. H. (2001).
Greedy function approximation : A gradient boosting machine.
Annals of Statistics, 29 :1189–1232.
-  Friedman, J. H. (2002).
Stochastic gradient boosting.
Computational Statistics & Data Analysis, 28 :367–378.
-  Genuer, R. (2010).
Forêts aléatoires : aspects théoriques, sélection de variables et applications.
PhD thesis, Université Paris XI.

-  Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2009).
The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction.
Springer, second edition.
-  Wright, M. and Ziegler, A. (2017).
ranger : A fast implementation of random forests for high dimensional data in c++ and r.
Journal of Statistical Software, 17(1).

Discussion/comparaison des algorithmes

	Linéaire	SVM	Réseau	Arbre	Forêt	Boosting
Performance	■	■	■	▼	▲	▲
Calibration	▼	▼	▼	▲	▲	▲
Coût calc.	■	▼	▼	▲	▲	▲
Interprétation	▲	▼	▼	■	▼	▼

Commentaires

- Résultats pour **données tabulaires**.
- Différent pour **données structurées** (image, texte..)
 ⇒ performance ↗ réseaux pré-entraînés ⇒ **apprentissage profond/deep learning**.