Surapprentissage

22 langues

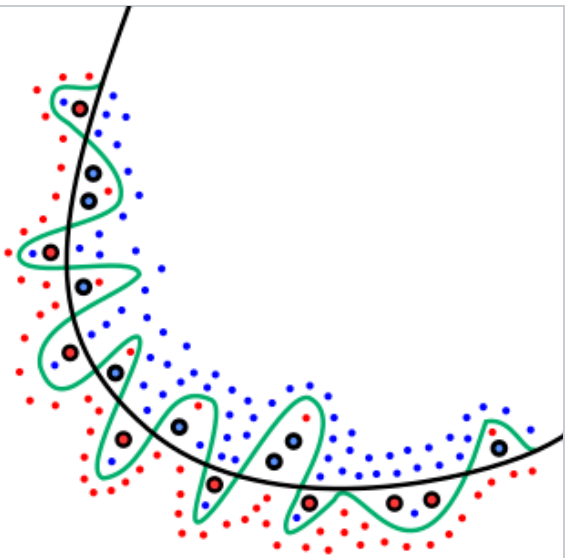
Pour l'article homonyme, voir Surapprentissage (psychologie).

Cet article ne cite pas suffisamment ses sources (avril 2019).

Si vous disposez d'ouvrages ou d'articles de référence ou si vous connaissez des sites web de qualité traitant du thème abordé ici, merci de compléter l'article en donnant les **références utiles à sa vérifiabilité** et en les liant à la section « Notes et références ».

En pratique : Quelles sources sont attendues ? Comment ajouter mes sources ?

En statistique, le **surapprentissage**, ou **surajustement** ou encore **surinterprétation**, est une analyse statistique qui correspond trop précisément à une collection particulière d'un ensemble de données. Ainsi, cette analyse peut ne pas correspondre à des données supplémentaires ou ne pas prévoir de manière fiable les observations futures. Un modèle **surajusté** est un modèle statistique qui contient plus de paramètres que ne peuvent le justifier les données[1].



La ligne verte représente un **modèle surappris** et la ligne noire représente un modèle régulier. La ligne verte classifie trop parfaitement les données d'entrainement, elle généralise mal et donnera de mauvaises prévisions futures avec de nouvelles données. Le modèle vert est donc finalement moins bon que le noir.

Apprentissage automatique [modifier | modifier le code]

Le problème existe aussi en apprentissage automatique [2]. Il est en général provoqué par un mauvais dimensionnement de la structure utilisée pour classifier ou faire une régression. De par sa trop grande capacité à capter des informations, une structure dans une situation de surapprentissage aura de la peine à généraliser les caractéristiques des données. Elle se comporte alors comme une table contenant tous les échantillons utilisés lors de l'apprentissage et perd ses pouvoirs de prédiction sur de nouveaux échantillons.

Illustration [modifier | modifier le code]

Le surapprentissage s'interprète comme un apprentissage « par cœur » des données, un genre de mémorisation. Il résulte souvent d'une trop grande liberté dans le choix du modèle.

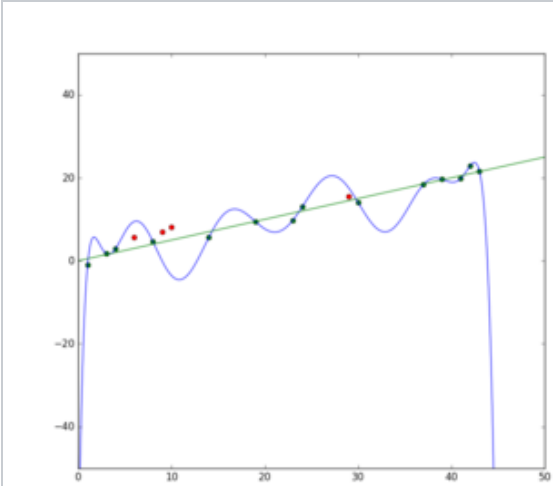
La figure ci-dessous illustre ce phénomène dans le cas d'une régression dans $\mathbb{R}^2$.

Les points verts sont correctement décrits par une régression linéaire.

Si l'on autorise un ensemble de fonctions d'apprentissage plus grand, par exemple l'ensemble des fonctions polynomiales à coefficients réels, il est possible de trouver un modèle décrivant parfaitement les données d'apprentissage (erreur d'apprentissage nulle). C'est le cas du polynôme d'interpolation de Lagrange : il passe bien par tous les points verts mais n'a visiblement aucune capacité de généralisation.

Éviter le surapprentissage [modifier | modifier le code]

Pour limiter ce genre de problèmes dans le cas des réseaux de neurones, on doit veiller à utiliser un nombre adéquat de paramètres et donc de neurones et de couches cachées. Il est recommandé de débuter avec des modèles simples avec moins de paramètres en première approche. Cependant, ces paramètres optimaux sont difficiles à déterminer à l'avance.



En vert, les points de l'ensemble d'apprentissage et une régression linéaire sur ces points. En rouge, les points de l'ensemble de test. En bleu, le polynôme d'interpolation de Lagrange a une erreur d'apprentissage nulle mais est fortement affecté par le bruit de l'ensemble d'apprentissage et échoue à en dégager les caractéristiques.

Validation croisée [modifier | modifier le code]

> Article détaillé : Validation croisée.

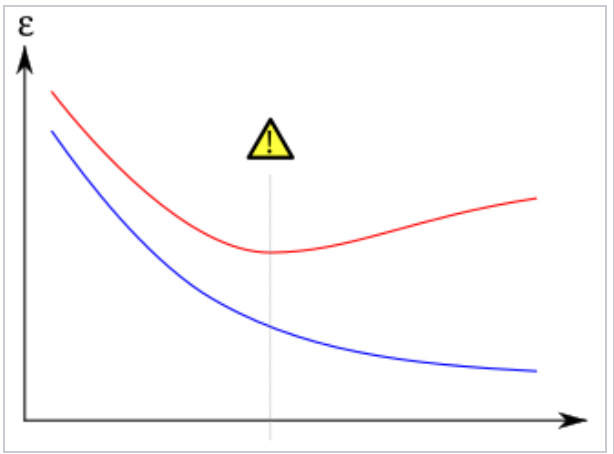
Pour détecter un surapprentissage, on sépare les données en k sous-ensembles : k-1 ensembles d'apprentissage et un ensemble de validation. L'ensemble d'apprentissage comme son nom l'indique permet d'entraîner et faire évoluer les poids du modèle. L'ensemble de validation est utilisé pour vérifier la pertinence du réseau et de ses paramètres. Ce processus est répété k fois en changeant l'ensemble de validation à chaque fois.

On peut vraisemblablement parler de surapprentissage si l'erreur de prédiction du réseau sur l'ensemble d'apprentissage diminue alors que l'erreur sur la validation augmente de manière significative. Cela signifie que le réseau continue à améliorer ses performances sur les échantillons d'apprentissage mais perd son pouvoir de généralisation et de prédiction sur ceux provenant de la validation.

Pour avoir un réseau qui généralise bien, on arrête l'apprentissage dès que l'on observe cette divergence entre les deux courbes. On peut aussi diminuer la taille du réseau et recommencer l'apprentissage. Les méthodes de régularisation comme le weight decay permettent également de limiter la spécialisation.

Régularisation [modifier | modifier le code]

Une autre méthode permettant d'éviter le surapprentissage est d'utiliser une forme de régularisation. Durant l'apprentissage, on pénalise les valeurs extrêmes des paramètres, car ces valeurs correspondent souvent à un surapprentissage.



Surapprentissage dans un apprentissage supervisé. En rouge, l'erreur sur l'ensemble de validation. En bleu, l'erreur d'apprentissage. Si l'erreur de validation augmente alors que l'erreur d'apprentissage continue à diminuer, il y a un risque de surapprentissage.

Autres méthodes [modifier | modifier le code]

D'autres méthodes pour éviter le surapprentissage existent. Elles dépendent beaucoup du problème que l'on doit résoudre ainsi que du type de données traitées. En plus de celles déjà citées, voici les autres méthodes [archive][3] qui peuvent donner de bons résultats :

- ajouter des données ;
- réduire le nombre de caractéristiques, par sélection ou extraction ;
- augmentation de données ;
- arrêt précoce en apprentissage profond ;
- commencer avec un choix de modèle simple ;
- ajouter du bruit aux données ;
- assembler plusieurs modèles.

Notes et références [modifier | modifier le code]

1. ↑ « Généralisation : le risque de surapprentissage [archive] », sur *developers.google.com*, dernière mise à jour : mars 27, 2018 (consulté le 16 avril 2019).
2. ↑ Antoine Cornuéjols et Laurent Miclet, *Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes.*, Paris, Editions Eyrolles, 2011, 803 p. (ISBN 978-2-212-12471-2, lire en ligne [archive])
3. ↑ **(en-US)** « Overfitting in Machine Learning: What It Is and How to Prevent It [archive] », sur *EliteDataScience*, 7 septembre 2017 (consulté le 11 avril 2021).

Voir aussi [modifier | modifier le code]

- Rasoir d'Ockham pour des phénomènes semblables au surapprentissage dans d'autres domaines.
- Ajustement de courbe
- Data dredging
- Abandon (réseaux neuronaux), une technique pour éviter le surapprentissage

Portail de l'informatique théorique
Portail des probabilités et de la statistique

Catégories : Intelligence artificielle | Exploration de données | Statistiques [+]