





Apprentissage Statistique

TP n°5: Perceptron multicouche

Rédigé par
CÔME OLIVIER
PRALON Nicolas
SENE Assane



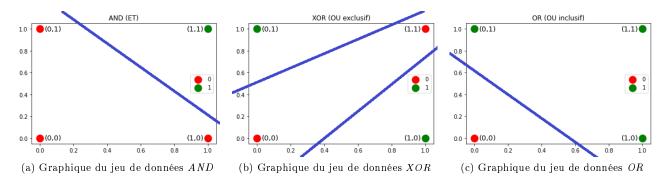
Table des matières

Introduction	2
n 1	2
Question 2	2
Question 3	2
$egin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	3
$egin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	3 3
${f Question} 5$	3
Question 6	3
Bibliographie	4

Introduction

Question 1

Présentons très synthétiquement le jeu de données pour le AND, XOR et OR:



Les difficultés de classification résident dans le fait que les données du XOR ne sont pas linéairement séparables. Sur le graphique (b) on voit qu'il y a deux droites de séparations et non une seule. De ce fait, un seul neurone ne peut réussir à classifier les données.

Question 2

Définissons un classifieur MLP pour apprendre l'opérateur AND :

Score obtenu sur les données de test pour l'apprentissage de l'operator AND: 1.0

FIGURE 1 – Score obtenu par le classifieur MLP sur les données de test de l'opérateur AND

Dans le cas où l'on souhaite apprendre l'opérateur AND, le classifieur MLP ne comprenant aucune couche cachée fourni de très bons résultats en terme de prédiction. Comme on peut le voir sur la figure 1, le classifieur ne fait aucune erreur de prédiction (le score vaut 1). Pour calculer ce score nous avons utiliser la fonction $score(x_test, y_test)$ de sklearn.

Question 3

Définissons un classifieur MLP pour apprendre l'opérateur OR:

Score obtenu sur les données de test pour l'apprentissage de l'operator OR: 1.0

FIGURE 2 – Score obtenu par le classifieur MLP sur les données de test de l'opérateur OR

Dans le cas où l'on souhaite apprendre l'opérateur OR, le classifieur MLP ne comprenant aucune couche cachée fourni de très bons résultats en terme de prédiction. Comme on peut le voir sur la figure 2, le classifieur ne fait aucune erreur de prédiction (le score vaut 1). Pour calculer ce score nous avons utiliser la fonction $score(x \ test, y \ test)$ de sklearn.

Question 4

0.0.1 a)

Définissons un classifieur MLP sans couches cachées pour apprendre l'opérateur XOR:

Score obtenu sur les données de test pour l'apprentissage de l'operator XOR sans couche cachée: 0.5

FIGURE 3 – Score obtenu par le classifieur MLP sur les données de test de l'opérateur XOR sans utiliser de couches cachées

Dans le cas où l'on souhaite apprendre l'opérateur XOR, le classifieur MLP ne comprenant aucune couche cachée fourni de mauvais résultats en terme de prédiction. Comme on peut le voir sur la figure 3, la précision de prédiction du classifieur est de 50% (le score vaut 0.5), ce qui est assez bas.

Cela s'explique par le fait qu'un perceptron ne peut apprendre que sur des données linéairement séparables or ce n'est ici pas le cas.

0.0.2 b)

Définissons un classifieur MLP avec deux couches cachées pour apprendre l'opérateur XOR:

Score obtenu sur les données de test pour l'apprentissage de l'operator XOR avec les 2 couches cachées: 0.75

FIGURE 4 – Score obtenu par le classifieur MLP sur les données de test de l'opérateur XOR en utilisant 2 couches cachées

Le classifieur MLP comprenant deux couches cachées (4 neurones sur la première couche et 2 neurones sur la deuxième) fourni de meilleurs résultats (en terme de prédiction) que le classifieur ne comprenant aucune couche cachée. En effet, comme on peut le voir sur la figure 4, la précision de prédiction de ce nouveau classifieur est de 75% contre 50% pour le précédent.

Cela s'explique par le fait que l'ajout de couches cachées dans un perceptron permet de transformer un problème non linéairement séparable en un problème linéairement séparable. Ce nouveau classifieur (perceptron multicouche) sera donc en mesure d'apprendre l'opérateur XOR contrairement au précèdent.

0.0.3 c)

Classifieur MLP avec deux couches cachées et des fonctions d'activation hyperbolique pour apprendre l'opérateur XOR :

Score obtenu avec la fonction d'activation tanh: 1.0

FIGURE 5 – Score obtenu par le classifieur MLP sur les données de test de l'opérateur XOR en utilisant 2 couches cachées et des fonctions d'activation tanh

Les résultats obtenus ici sont encore mieux que ceux obtenus dans les deux cas précédent. En effet, comme on peut le voir sur la figure 5, la précision de prédiction de ce nouveau classifieur est de 100% contre 75% et 50% pour les deux précédent. Les fonctions d'activation hyperboliques (tanh) cherchent des séparateurs non linéaires or nos données sont ici non linéairement séparables. Par conséquent, ces fonctions d'activation seront bien adaptées à notre situation. Cela explique pourquoi les résultats obtenus ici sont mieux que ceux obtenus précédemment.

Question 5

blabla

Question 6

blabla

Bibliographie

[1] WikiStat. An introduction to network inference and mining, Article http://www.nathalievialaneix.eu/doc/pdf/wikistat-network_compiled.pdf

[2] PNAS. Modularity and community structure in networks (2015), Article https://www.pnas.org/doi/10.1073/pnas.0601602103#abstract

[3] Wikipédia (2022). Méthode de Louvain, *Article* https://fr.wikipedia.org/wiki/MÃl'thode_de_Louvain

[4] igraph, Documentation https://igraph.org/python/versions/latest/

 $[5] igraph, \textit{Documentation} \\ \text{https://igraph.org/python/versions/latest/tutorials/visualize_communities/visualize_communities.} \\ \text{html}$

[6] igraph, Tutoriel https://igraph.org/python/api/latest/igraph._igraph.GraphBase.html#Erdos_Renyi