

TD 3

Exercice 1 – Perceptron

Q 1.1 Rappelez la fonction coût au sens des moindres carrés sur un problème d'apprentissage binaire. Proposer quelques exemples pour montrer que les échantillons correctement classés participent à la fonction coût.

Q 1.2 Quel est la fonction de coût utilisée par l'algorithme du perceptron ?

Q 1.3 En imaginant une fonction f de complexité infinie (capable de modéliser n'importe quelle frontière de décision), tracez à la main la frontière de décision optimale au sens des coûts définis précédemment pour le deux problèmes jouets de la figure 1. Ces frontières sont-elles *intéressantes* ? Quels problèmes se posent ?

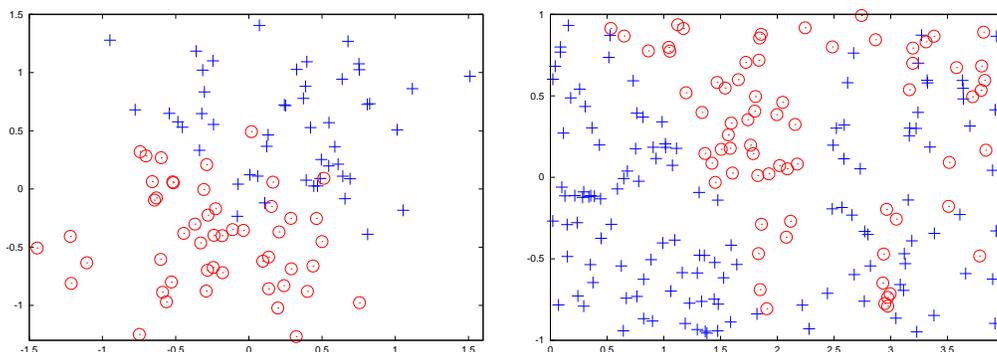


FIGURE 1 – Gaussiennes non séparables linéairement

Q 1.4 Soit $\mathbf{w} = (2, 1)$ le vecteur de poids d'une séparatrice linéaire. Dessinez cette séparatrice dans le plan. Précisez sur le dessin les quantités $\langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle$ par rapport à un exemple \mathbf{x} bien classé et mal classé. Que se passe-t-il pour le produit scalaire dans le cas d'un exemple mal classé avec la mise-à-jour $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \gamma \mathbf{x}$?

Q 1.5 Comment sont les classifieurs suivants par rapport à celui de la question précédente : $w^1 = (1, 0.5)$, $w^2 = (200, 100)$, $w^3 = (-2, -1)$?

Q 1.6 Montrez que l'algorithme du perceptron correspond à une descente de gradient. La solution est-elle unique ?

Q 1.7 Quel problème peut-il se poser pour certaines valeurs de w ? Comment y remédier ?

Q 1.8 Quelle est la différence entre une descente de gradient stochastique et une descente de gradient batch ? Et mini-batch ?

Q 1.9 Donner un perceptron qui permet de réaliser le AND logique entre les entrées binaires x_1 et x_2 (positif si les deux sont à 1, négatif sinon) et un autre pour le OR logique.

Exercice 2 – Convergence du Perceptron

On suppose dans cet exercice un ensemble de données $\{\mathbf{x}^i, y^i\}_{i=0}^N$ linéairement séparable. Nous allons étudier la convergence de l'algorithme du perceptron au fur et à mesure des itérations. Pour cela,

nous n'allons considérer que les itérations "utiles", c'est-à-dire celles où une mise-à-jour du vecteur de poids \mathbf{w} est effectuée. On suppose par ailleurs $\mathbf{w}^0 = 0$. On notera par ailleurs $R = \max_{i=1}^N \|x^i\|$

Q 2.1 Soit $\gamma > 0$ et \mathbf{w}^* tels que $y_i \frac{\langle \mathbf{w}^*, \mathbf{x}^i \rangle}{\|\mathbf{w}^*\|} \geq \gamma$ pour tous les exemples du jeu de données. Que signifie géométriquement l'existence de γ et \mathbf{w}^* ? Si \mathbf{w}^* existe, est-il unique?

Q 2.2 En supposant que l'algorithme n'a pas convergé au temps t , donnez un majorant de $\|w^t\|^2$ en fonction de t et de R en utilisant une règle d'induction sur t .

Q 2.3 En supposant que l'algorithme n'a pas convergé au temps t , donnez un minorant de $\langle w^t, w^* \rangle$.

Q 2.4 En utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwarz $|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \|v\|$, démontrez le théorème de Novikoff : le nombre d'itérations t de l'algorithme est borné par $\frac{R^2}{\gamma^2}$.

Exercice 3 – Expressivité des séparateurs linéaires

On se place dans l'espace des séparateurs linéaires : $f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d x_j w_j$.

Q 3.1 Quelle est la dimension du vecteur \mathbf{w} ? Rappeler l'écriture matricielle de $f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})$. Tracer approximativement les frontières optimales en utilisant un modèle linéaire basique sur la figure 1.

Q 3.2 Nous allons augmenter l'expressivité du modèle en étendant l'espace de représentation initial dans le cas 2D : $\mathbf{x} = [x_1, x_2]$. Soit la transformation ϕ suivante : $\phi(\mathbf{x}) = [1, x_1, x_2, x_1^2, x_2^2, x_1 x_2]$,

considérons le modèle linéaire $f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d \phi_j(\mathbf{x}) w_j$.

- Quelle est la dimension du vecteur \mathbf{w} dans ce cas?
- A quoi correspond la projection ϕ ?
- Retracer les frontières de décision optimales sur la figure en utilisant cette nouvelle représentation.
- Pouvons nous retrouver les frontières linéaires de la question précédente dans ce nouvel espace? Dans l'affirmative, donner les coefficients w_j associés.

Q 3.3 Les frontières sont-elles plus *intéressantes* en utilisant la première ou la seconde représentation des données? Pouvez vous comparer grossièrement l'amplitude de la fonction coût (au sens des moindres carrés par exemple) dans les cas linéaires et quadratiques? Qu'en déduire? Sur quel élément vous basez vous pour mesurer la qualité du modèle créé?

Q 3.4 Afin d'augmenter l'expressivité de notre classe de séparateur, nous nous tournons vers les représentations gaussiennes. L'espace d'entrée est discrétisé par une grille de N^2 points $\mathbf{p}^{i,j}$, puis nous mesurons la similarité gaussienne du point \mathbf{x} par rapport à chaque point de la grille : $s(\mathbf{x}, \mathbf{p}^{i,j}) = K e^{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{p}^{i,j}\|^2}{\sigma}}$. La nouvelle représentation de l'exemple est le vecteur contenant pour chaque dimension la similarité de l'exemple à un point de la grille : $\phi(\mathbf{x}) = (s(\mathbf{x}, \mathbf{p}^{1,1}), s(\mathbf{x}, \mathbf{p}^{1,2}), \dots)$

- Quelle est la dimension du vecteur \mathbf{w} ?
- Donnez l'expression littérale de la fonction de décision.
- Quel rôle joue le paramètre σ ?

Q 3.5 Introduction (très) pragmatique aux noyaux

- Que se passe-t-il en dimension 3 si nous souhaitons conserver la résolution spatiale du maillage?
- Afin de palier ce problème, nous proposons d'utiliser la base d'apprentissage à la place de la grille : les points servant de support à la projection seront ceux de l'ensemble d'apprentissage. Exprimer la forme littérale de la fonction de décision dans ce nouveau cadre. Quelle est la nouvelle dimension du paramètre \mathbf{w} ?
- Que se passe-t-il lorsque σ tend vers 0? vers l'infini? A-t-on besoin de toutes les dimensions de w ou est-il possible de retrouver la même frontière de décision en limitant le nombre de données d'apprentissage? A quoi cela correspond-il pour $\|\mathbf{w}\|$?