I Introduction du problème



Position du problème

Comment automatiser la reconnaissance d'un code postal? Comment une machine peut-elle apprendre?

B Restrictions du problème

- les enveloppe ont un format précis
- on possède un algorithme qui sait récupérer les chiffres sur l'enveloppe
- chaque image à un format de 28x28 pixels
- une image correspond à un chiffre
- elles sont traitées en niveaux de gris
- les images sont sauvegardées sous forme de vecteurs de taille 784

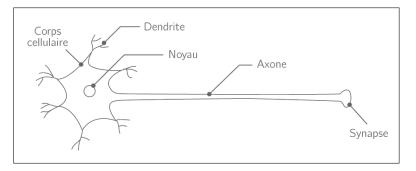
FIGURE 1 – Image d'une enveloppe



II Approche Expérimentale

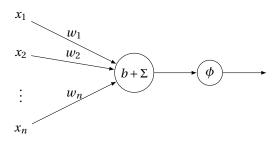


FIGURE 2 – Schéma d'un neurone biologie



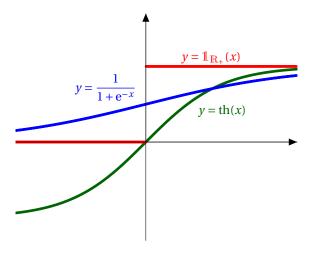
(B) Neurone formel

FIGURE 3 – Représentation graphique d'un neurone formel



Neurone: neur $(E, b, \vec{w}, \phi)(\vec{x}) = \phi \Big(b + (\vec{x} | \vec{w}) \Big)$ où $E \in \mathcal{P}(\mathbb{R}) \setminus \{\emptyset\}, \phi \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}, b \in \mathbb{R} \text{ et } \vec{w} = (w_1, \dots, w_n) \in \mathbb{R}^n$

FIGURE 4 – Représentation graphique des fonctions d'activation usuelle

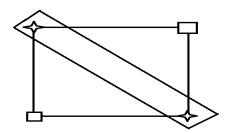


© Perceptron et séparabilité linéaire

FIGURE 5 – Représentation du OR

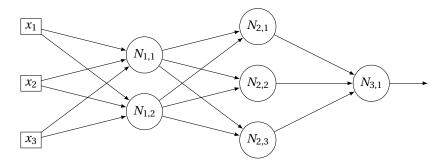


FIGURE 6 – Représentation du XOR



(D) Réseau de neurones

FIGURE 7 – Représentation graphique d'un cerveau formel



Apprentissage des réseaux de neurones



Lexique

Soit $\mathscr{C}_P : E^n \longrightarrow \mathbb{R}^p$ un cerveau formel.

• **Modèle :** M: B (base de donnée finie) $\longrightarrow \mathbb{R}^p$.

• Fonction de coût : δ : P (paramètres du cerveau) $\longrightarrow \frac{1}{2} \sum_{\vec{x} \in R} \|\mathscr{C}_P(\vec{x}) - M(\vec{x})\|_2^2$

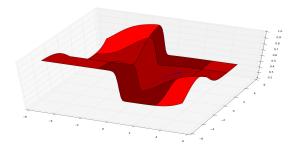
Algorithme de WIDROW-HOFF

Pour l'apprentissage des perceptrons.

Algorithme de descente du gradient

Pour l'apprentissage des réseaux multicouches. Cas particulier de la fonction d'activation $f: x \longmapsto \frac{1 + e^{-x}}{1 + e^{-x}}$.

FIGURE 8 - Descente du gradient



Remarque

Au mieux on atteint un minimum local, le nombre d'itérations de l'algorithme peut devenir très important.

Obstacles à l'apprentissage

- Pertinence du modèle, taille et obtention du modèle
- Sur-apprentissage
- Dés-apprentissage
- choix du coefficient de pondération de l'erreur.

Parti pris : étude empirique et résolution pratique, non-théorique.

Implémentation en Python

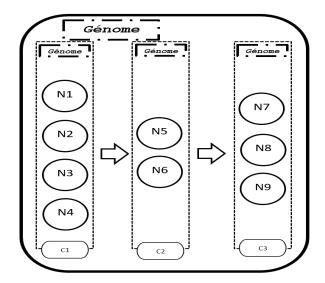
Choix d'une programmation orientée objet : création de classes.



Classes

Genome, Neurone, Couche, Cerveau

FIGURE 9 – Schéma d'un Cerveau formel





Algorithmes d'apprentissages

Implémentation des fonctions apprentissageWH et apprentissageGradient



Côté expérimental

Implémentation de fonctions pour aider à la manipulation (sauvegarde, animation pour voir l'apprentissage en direct de fonctions mathématiques, logiciel pour créer un Cerveau et le voir sous forme de schéma)

FIGURE 10 - Exemple logiciel

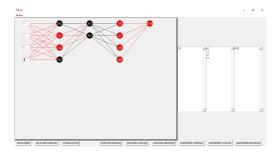
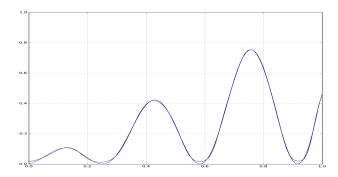


FIGURE 11 – Approximation de fonction



V

Lecture d'un code postal



Base de travail

Base de donnée : 50 000 images de chiffres trouvées sur internet. Image d'un chiffre : 28^2 pixels, contenant un nombre $x \in [0; 1]$ représentant un dégradé de gris.

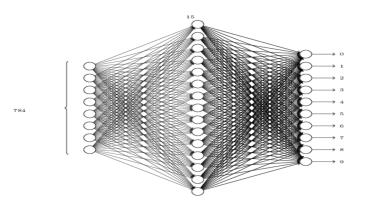
Modèle d'entraînement : 20 000 images. Modèle de vérification : 30 000 images

Réseau : $\mathcal{R} = (C_1, C_2)$ avec 28^2 entrées, 15 neurones dans C_1 et 10 dans C_2 .

Sortie: 10-uplet.

Exemple: (1, 0, ..., 0, 0) correspond à 0. (0, 1, ..., 0, 0) correspond à 0.







Résultats finaux

On arrive au mieux à reconnaître 1 des 5 chiffres du code postal à 90%. On sait donc diriger 80% des lettres analysées vers le bon département.

On en conclue que ce type de réseau de neurone atteind rapidement ses limites. Néanmoins pour condamner ce type d'approximation il nous faudrait continuer l'investigation sur des structures plus "libres" (neurones récursifs, connexion d'un même neurone sur plusieurs couches).