Cours-TD d'introduction à l'Intelligence Artificielle Partie II

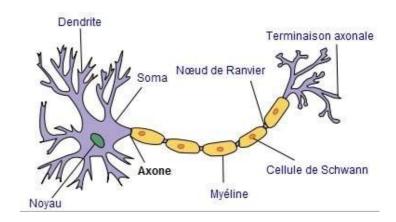
Le Neurone Formel

Simon Gay

Menu :

- Théorie :
 - le neurone formel
- Pratique:
 - implémentation d'un neurone formel
 - Création d'outils pour l'entraînement et le test de neurones
 - Apprentissage sur une base d'images

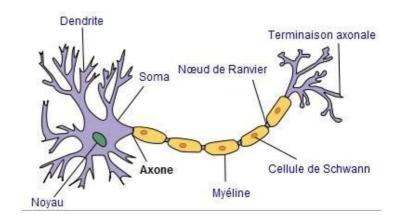
- Le neurone biologique :
 - Des dendrites qui collectent les signaux d'entrée
 - Un corps qui intègre les signaux
 - Un axone pour transmettre le signal
 - Un fonctionnement par impulsion (fréquence)



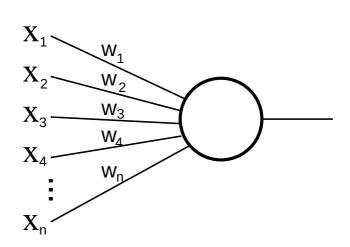
- Il faut simplifier le modèle et l'adapter au fonctionnement d'un ordinateur
 - /!\ Le neurone formel est une version TRES simplifiée du neurone biologique



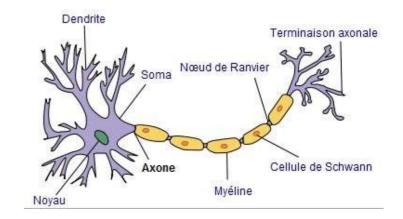
- Le neurone biologique :
 - Des dendrites qui collectent les signaux d'entrée
 - Un corps qui intègre les signaux
 - Un axone pour transmettre le signal
 - Un fonctionnement par impulsion (fréquence)



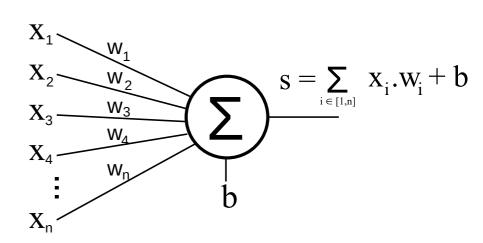
- Il faut simplifier le modèle et l'adapter au fonctionnement d'un ordinateur
 - On remplace la fréquence par une valeur réelle
 - En entrée : un vecteur de valeurs
 - Vecteur $X = \{ x_1, x_2, x_3, ..., x_n \}$
 - Un vecteur de réel pour les synapses
 - Vecteur W = $\{ w_1, w_2, w_3, ..., w_n \}$



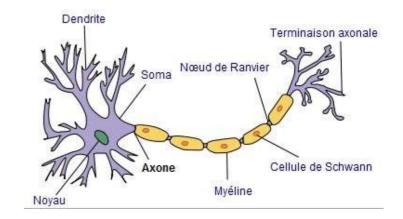
- Le neurone biologique :
 - Des dentrides qui collectent les signaux d'entrée
 - Un corps qui intègre les signaux
 - Un axone pour transmettre le signal
 - Un fonctionnement par impulsion (fréquence)



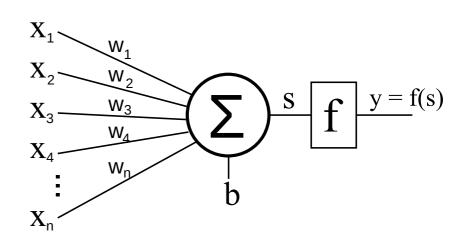
- Il faut simplifier le modèle et l'adapter au fonctionnement d'un ordinateur
 - Pour l'intégration des entrées :
 - Somme des entrées pondérées par les poids synaptiques
 - Un biais b



- Le neurone biologique :
 - Des dentrides qui collectent les signaux d'entrée
 - Un corps qui intègre les signaux
 - Un axone pour transmettre le signal
 - Un fonctionnement par impulsion (fréquence)

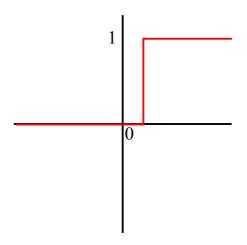


- Il faut simplifier le modèle et l'adapter au fonctionnement d'un ordinateur
 - La sortie passe par une fonction d'activation
 - Permet de restreindre la valeur



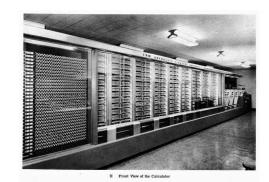
Quelle fonction d'activation ?

Fonction seuil : S = 1 si y>seuil, S=0 sinon



(note : la valeur du seuil n'a pas d'importance grâce au biais)

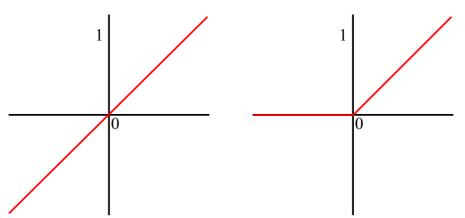
 Fonction utilisée sur les premiers modèles de neurones formels (proposé par Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943)



- Quelques limitations :
 - On ne peut pas comparer les valeurs de plusieurs neurones
 - Les valeurs de l'information ne peuvent pas être « transmises »

Quelle fonction d'activation ?

- Fonctions linéaires et ReLU (Rectified Linear Unit)
 - y = x
 - y = max(0,x)

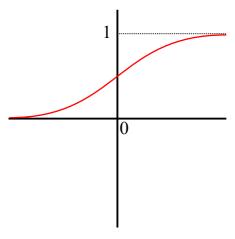


- Fonctions très simples
- ReLU permet de supprimer les valeurs négatives
 - très utilisée dans les approches de deep learning
- La valeur de sortie peut dépasser 1 (la somme pondérée doit être égale à 1)
- Gradient constant (une variation du poids a un même effet sur la sortie)

Quelle fonction d'activation ?

- Fonction sigmoïde
 - $y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

(note : la fonction tanh est aussi utilisée)



- Fonctions plus complexe
- Toute grande valeur donne un résultat proche de 1 (ou de 0 en négatif)
- Le gradient tend vers 0 pour les grandes valeurs
 - Stabilisation des poids (variations de plus en plus faible, mais toujours existantes)
 - Mais « perte » du gradient (problématique avec un grand nombre de couches)
- Autre avantage que nous verrons plus tard

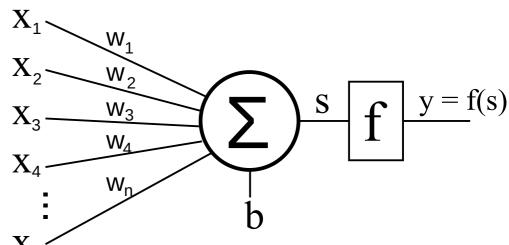
Vers un modèle simplifié du neurone :

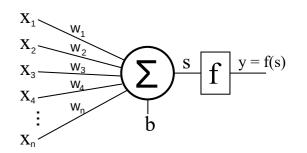
- Le neurone formel
 - Un vecteur d'entrée X
 - Un ensemble de poids W
 - On ajoute un biais b
 - Équivalent à une entrée à 1

$$S = \sum_{i \in [1,n]} X_i.W_i$$

Une fonction d'activation

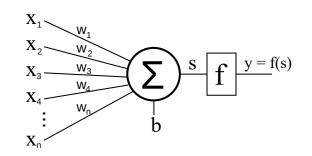
$$Y = f(S)$$





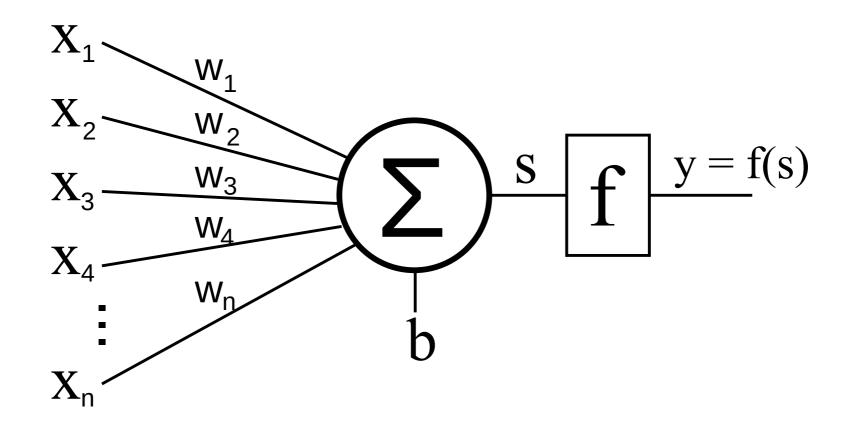
Méthode d'apprentissage supervisé

- Loi de Hebb (1949) : "cells that fire together, wire together"
 - $w_i^{t+1} = w_i^t + \alpha \cdot x_i \cdot r$: si r et x_i sont de même signe, w_i est renforcé α est le taux d'apprentissage (limite la variation des poids)
- Règle Delta : modifier chaque poids wi proportionnellement à :
 - la valeur d'entrée (plus l'entrée a une valeur élevée, plus elle influe sur le résultat)
 - la différence entre le résultat et la sortie attendue (plus l'écart est grand plus il faut modifier les poids)



Méthode d'apprentissage supervisé

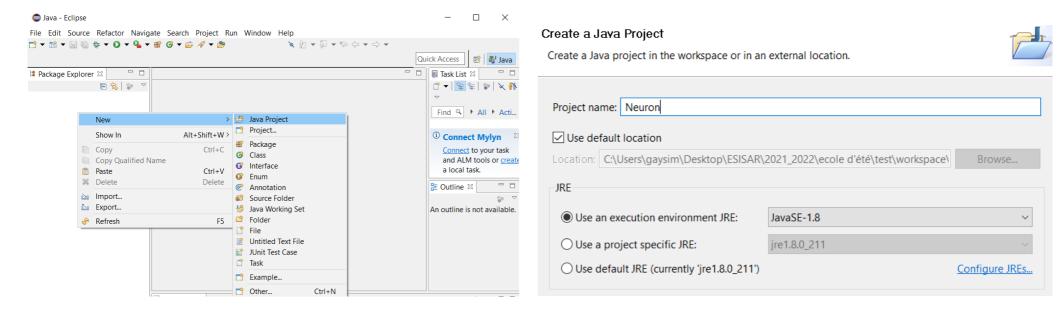
- Loi Delta : on calcule l'écart entre entre le résultat r voulu et le résultat y du neurone :
 - $\Delta = r y$
 - Perceptron (Rosenblatt, 1957) : fonction d'activation seuil, donc $\Delta \in \{-1; 0; 1\}$
 - Widrow-Hoff rule (1960) : fonctions d'activation continues, donc $\Delta \in \mathbb{R}$
- On met chaque poids à jour :
 - Principes : les poids sont modifiés en fonction de :
 - La valeur d'entrée (une entrée 'active' aura plus d'impact sur la sortie)
 - La différence (Δ) entre la sortie et le résultat (plus l'erreur est grande, plus il faut corriger les poids)
 - $W_i^{t+1} = W_i^t + \alpha \cdot X_i \cdot \Delta$
 - α est le *taux d'apprentissage.* Même mise à jour pour le biais b
- L'apprentissage s'effectue sur un (très) grand nombre d'exemples



Passons à la pratique!

L'environnement

- Ouvrez Eclipse
- Créez un nouveau projet Java '1_Neuron'
 - Clic droit dans package explorer → new → Java project, environnement 'JavaSE-1.8' (ou 'J2SE-1.5')



L'environnement

- Créez une classe Main et une classe Neuron
 - Clic droit sur le projet → new → class
 - Pensez à cocher 'public static void main(String[] args)' pour la classe Main

```
public class Main {

public Main() {

public static void main(String[] args) {

new Main();
}
}
```

L'environnement

- Téléchargez sur https://github.com/gaysimon/MachineLearning les classes DisplayFrame et DisplayPanel, et intégrez-les au projet (clic droit sur le projet → import → File System)
- Ajoutez dans main une instance de Neuron et de DisplayFrame, que vous initialiserez

```
public class Main {

private DisplayFrame display; // display panel

public Neuron neuron; // single neuron

public Main() {

neuron=new Neuron();

display=new DisplayFrame(this);
}

public static void main(String[] args) {
 new Main();
}
```

- Dans la classe Neuron :
 - Un vecteur (tableau) de float pour les poids
 - Un float pour le biais
 - Un float pour le résultat
 - Un float pour le delta (→ on l'utilisera pour mesurer les performances)
- Le constructeur de Neuron doit avoir le nombre de poids en paramètre
 - Initialisez le vecteur de poids avec ce nombre
 - Dans Main, vous ajouterez la valeur 1 au constructeur du neurone
- Créez une fonction float compute(float[] img)
 - Implémentez la fonction qui calcule le résultat du neurone
 - Écrivez la fonction d'activation sigmoide à part (note : Math.exp())
 - La fonction doit enregistrer le résultat dans la variable output

```
public class Neuron {
   public float[] synaps;
   public float bias;
   public float output=0;
   public float delta=0;

   public float delta=0;

   public Neuron(int size) {
        synaps=new float[size];
   }
}
```

```
16
      public float compute(float[] img){
17⊝
18
19
         float sum=0;
         for (int i=0;i<synaps.length;i++) {</pre>
20
21
            sum+=img[i]*synaps[i];
23
         sum+=bias;
24
25
26
         output=activation(sum);
27
         return output;
28
29
30
      31⊖
     private float activation(float x) {
32
         return (float) (1 / (1+Math.exp(-x)));
33
34 }
```

- Implémentez la fonction void learn(float[] img, int res)
 - Ajoutez à la classe une variable learnRate initialisée à 0,01
 - N'oubliez pas le biais!
 - Enregistrez le delta avec la variable globale delta

```
public class Neuron {
   public float learnRate=0.01f;

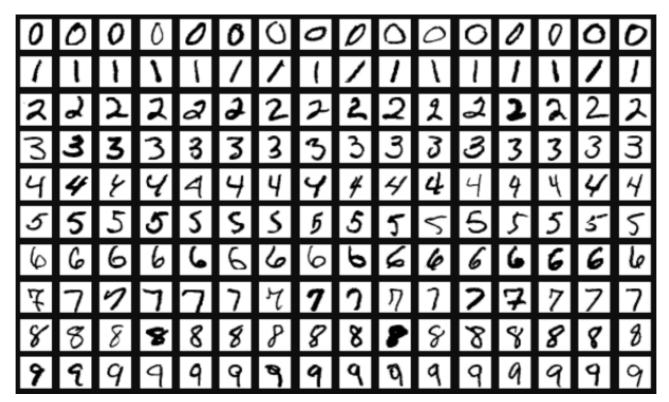
public float learnRate=0.01f;

public void learn(float[] img, int res) {
    delta=res-output;

for (int i=0;i<synaps.length;i++) {
        synaps[i]+= learnRate * delta * img[i];
    }
    bias+=learnRate * delta;
}</pre>
```

• Le système d'entraînement

- Nous allons utiliser une base d'image issue de la base MNIST
- Téléchargez l'image MnistExamples.png → 10 chiffres, 16 exemples
 - Imagettes de 28 x 27 pixels



- Le système d'entraînement
- Dans la classe Main :
 - Définissez une variable static String PATH avec le chemin vers l'image
 - Ex : public static String PATH= "/chemin/vers/mon/image/"
 - Chargez l'image au format BufferedImage

```
private BufferedImage image=null; // image buffer

// load image
try {
    image = ImageIO.read(new File(PATH+"MnistExamples.png"));
} catch (IOException e) {System.out.print(e);}
```

- Le système d'entraînement
- Dans la classe Main :
 - On va ajouter les valeurs des offsets pour parcourir l'image globale
 - Taille des imagettes : 28 x 27 pixels
 - Images décalées de 35 pixels horizontalement et 33 pixels verticalement
 - 10 chiffres possibles, 16 exemples de chaque

```
35px

33px

public static int size x=28; // size of a digit image public static int size y=27;

public static int offset x=35; // offset between digit images public static int offset y=33;

public static int nb values=10; // 10 digits public static int nb samples=16; // number of occurrences
```

• Le système d'entraînement

- Dans la classe Main :
 - Créez un vecteur de float pour l'image de test (de taille size_x*size_y)
 - Ajoutez une double boucle for pour parcourir l'image (de respectivement nb_value et nb_sample itérations)
 - Dans la boucle, écrivez une fonction pour remplir le vecteur d'entrée à partir de la position dans la double boucle

```
à noter : lecture d'un pixel sur une BufferedImage
```

```
float pixel = ((float)((image.getRGB(i, j) >> 16) \& 0x000000FF))/255;
```

Le système d'entraînement

- Le système d'entraînement
- Nous avons le vecteur d'entrée, nous devons définir la valeur à obtenir
- Choisissez un nombre entre 0 à 9 (par exemple 3)
 - Si on a utilisé y comme itérateur de la boucle des nombres, on a pour résultat :
 - 1 si y == 3 (le nombre est bien celui choisi)
 - 0 si y != 3
- Ajoutez la variable res qui définit le résultat

```
// define result
int res=0;
if (y==number) res=1;
```

```
public void paintComponent(Graphics g) {
    q.setColor(Color.white);
    q.fillRect(0,0, this.getWidth(), this.getHeight());
    int val=0:
    for (int i=0;i<Main.size x;i++) {</pre>
        for (int j=0;j<Main.size y;j++) {</pre>
             val=(int) (main.img[i+Main.size x*j]*255);
             g.setColor(new Color(val, val, val));
             g.fillRect(10+5*i, 10+5*j, 5, 5);
    for (int i=0;i<Main.size x;i++) {</pre>
        for (int j=0;j<Main.size y;j++) {</pre>
             val=(int) (main.neuron.synaps[i+Main.size x*j]*50)+128;
             if (val<0) val=0;
             if (val>255) val=255;
             g.setColor(new Color(val, val, val));
             q.fillRect(180+5*i, 10+5*j, 5, 5);
```

- Le système d'affichage
- Dans Main, ajoutez dans la double boucle de test, ajoutez une temporisation et un rafraîchissement de l'affichage :

```
// define result
int res=0;
if (y==number) res=1;

display.repaint();

try {Thread.sleep(500); // 500 ms
} catch (InterruptedException e) {e.printStackTrace();}
}
```

Puis lancez l'application pour vérifier que les valeurs d'entrée sont correctes

- L'apprentissage (enfin!)
- Dans la boucle d'apprentissage, après avoir défini l'image d'entrée et la sortie attendue, utilisez la fonction compute et la fonction learn
 - Vérifiez bien les paramètres
- Affichez à chaque test le delta et la sortie de votre neurone

• L'apprentissage

```
// define result
int res=0;
if (y==number) res=1;

// process neuron
neuron.compute(img);
neuron.learn(img, res);

System.out.println("--- "+neuron.delta+"; "+neuron.output);
```

L'apprentissage

- On constate que le delta reste élevé pour le nombre choisi
 - Comme on a un learning rate faible, il faut faire l'apprentissage plusieurs fois
 - Chaque cycle est appelé 'epoch'
- Ajoutez une boucle globale pour effectuer 50 fois l'apprentissage du jeu d'images
- On va aussi mesurer l'évolution du système :
 - Ajoutez une variable pour mesurer le delta moyen à chaque epoch
 - Affichez le delta moyen de chaque epoch
 - → Pensez à baisser la tempo à 10 ms

L'apprentissage

```
for (int epoch=0;epoch<50;epoch++) {</pre>
    float sumdelta=0;
    for (int x=0; x<12; x++) {</pre>
         for (int y=0;y<nb values;y++) {</pre>
            // add delta to the sum
            sumdelta+=Math.abs(neuron.delta);
            display.repaint();
            try {Thread.sleep(10);
            } catch (InterruptedException e) {e.printStackTrace();}
    // display sum
    System.out.println("epoch no"+epoch+": "+(sumdelta/(nb values*nb samples)));
```

L'évaluation

- L'évaluation consiste à tester notre réseau sur une base de données différentes de celles de test.
- On va diviser nos 16 échantillons en deux groupes :
 - 12 échantillons pour l'apprentissage
 - 4 échantillons pour l'évaluation
- Modifiez votre boucle d'échantillons pour apprendre sur les 12 premiers échantillons
 for (int x=0;x<12;x++) {

```
for (int y=0;y<nb_values;y++) {</pre>
```

- Après la boucle d'apprentissage, effectuez une nouvelle boucle sur les 4 derniers échantillons (de 12 à nb_samples)
 - Utilisez seulement la fonction compute
 - Affichez le nombre sur l'image testée et le résultat de votre neurone

```
'Nombre: 3; prédiction: 0,988905'
```

L'évaluation

```
int errors=0;
for (int x=12;x<nb samples;x++) {</pre>
    for (int y=0;y<nb values;y++) {</pre>
        // get digit image
        for (int i=0;i<size x;i++) {</pre>
            for (int j=0;j<size y;j++) {</pre>
                 img[i+size x*j]=
                          ((float)((image.getRGB(i+x*offset x, j+y*offset y)>> 16) & 0x0000000FF))/255;
        // process neuron and display result
        float res=neuron.compute(img);
        if (res<0.001) res=0;
        System.out.println(y+" -> "+res);
        // count errors
        if ( (y==number && res<0.5) || (y!=number && res>0.5) ) errors++;
```

• À noter : on peut aussi compter le nombre d'erreur

• Bilan?

- Neurone fonctionnel ?
 - Conservez bien vos fichier, on va s'en servir!