

Apprentissage et Mémoires

Introduction aux réseaux de neurones artificiels

Yann Boniface, Nicolas P. Rougier

Master 1 - Sciences Cognitives
Université De Lorraine

Janvier 2012

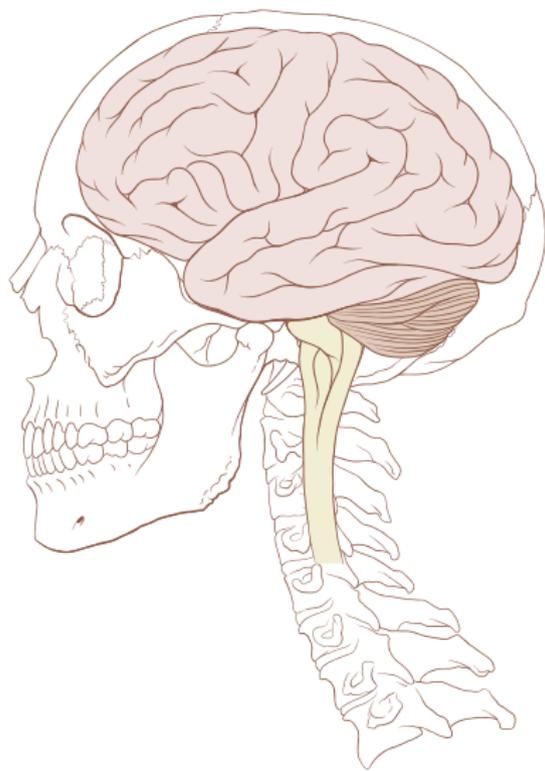
Apprentissage et Mémoires

Introduction aux réseaux de neurones artificiels

- **Introduction**
- Le neurone formel
- Apprentissage supervisé
 - Le perceptron simple
 - Le perceptron multicouche
- Apprentissage non-supervisé
 - Carte auto-organisatrices
 - Modèle de Hopfield
- Dilemme stabilité-plasticité
 - Théorie de la Résonance Adaptative
- Temporalité et réseau récurrent
 - Modèle de Jordan
 - Modèle de Elman

Le cerveau humain

- Nombre de neurones dans le cerveau humain : 100 milliards
- Nombre moyen de connexions par neurone : 10 000
- 1mm^3 de cortex contient un 1 milliard de connexions



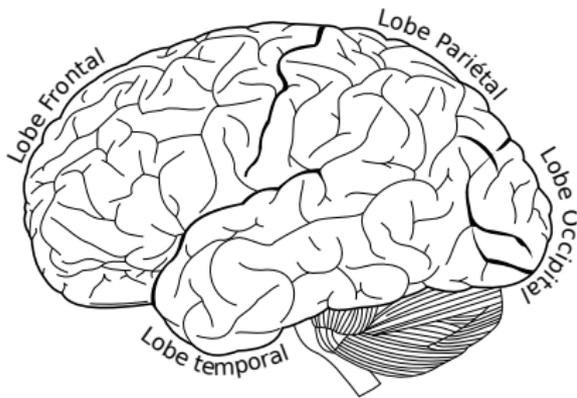
Le cortex cérébral

Structure topographique

- Lobe Frontal
- Lobe Occipital
- Lobe Pariétal
- Lobe Temporele

Structure modulaire

- Aires sensorielles (V1, A1, etc.)
- Aires motrices (M1, SM1, etc.)
- Aires associatives



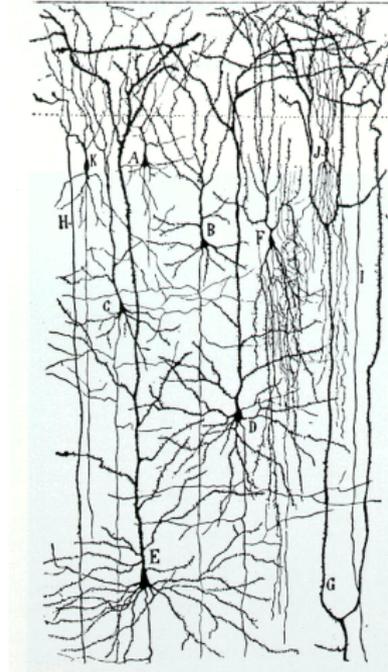
Le cortex cérébral

Structure laminaire

- Couche moléculaire I
- Couche granulaire externe II
- Couche pyramidale externe
- Couche granulaire interne
- Couche pyramidale interne
- Couche polymorphe

Structure régulières

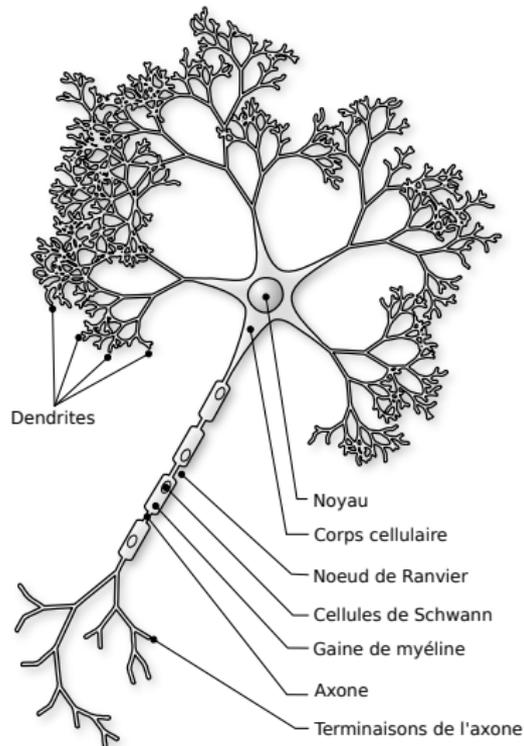
- Minicolonnes
- Maxicolonnes
- Modules corticaux



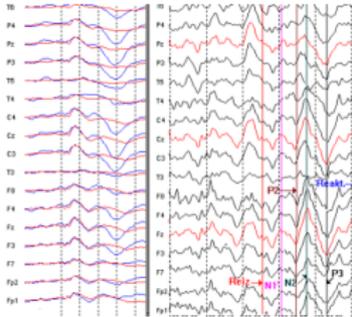
Santiago Ramon y Cajal (1852-1934)

Le neurone biologique

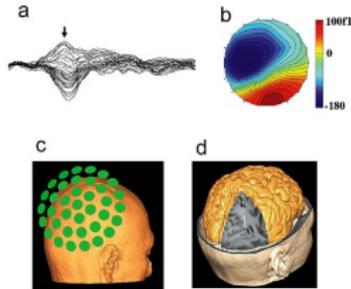
- Un neurone est une cellule capable de transmettre des informations à d'autres neurones au travers de ses différentes connexions (synapses).
- Il existe plusieurs types de neurones (pyramide, panier, Purkinje, etc.) avec des fonctionnements différents (sensoriel, moteur, inter-neurones, etc.)
- Les neurone sont inter-connectés et forment des réseaux



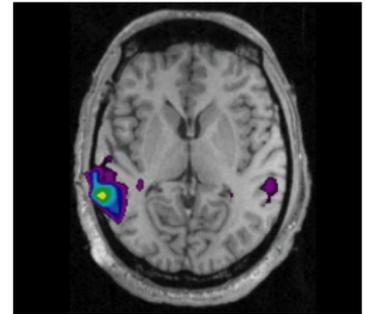
Etudier le cerveau



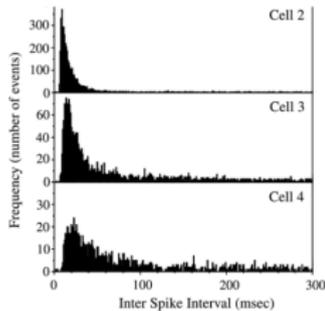
Électro-encéphalographie



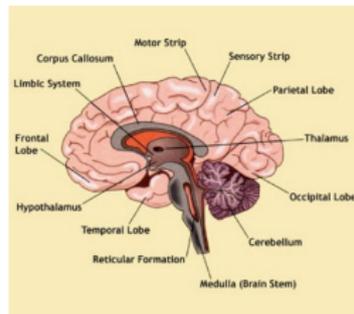
Magnétoencéphalographie (MEG)



Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)



Enregistrement cellulaire



Anatomie



Anomalies/Lésions/Accidents

Modéliser le cerveau

Pourquoi ?

- Pour s'en inspirer (→ Master 1)
- Pour le comprendre (→ Master 2)
- Pour le soigner

A quel niveau ?

- Moléculaire ? (neuro-transmetteurs)
- Organitique ? (axones, dendrites, synapses)
- Cellulaire? (neurones, cellules gliales)
- Tissulaire ? (structures, aires fonctionnelles)
- Organique? (cerveau)

Comment ?

- Modéliser un neurone
- Mettre plusieurs neurones en réseau
- Faire apprendre les neurones

Historique

Années 1940-1960

Le neurone formel (McCulloch & Pitts, 1943)

- Automates booléens
- Connexions fixes

Perceptron (Rosenblatt, 1958)

- Modèle linéaire à seuil
- Connexions modifiables

Adaline (Widrow, 1960)

- Modèle linéaire
- Une seule couche
- Connexions modifiables

Historique

Années 1970-1980

Champs de neurone (Amari, 1967)

- Continuum neural
- Motifs d'activation

Stabilité/Plasticité (Grossberg, 1968)

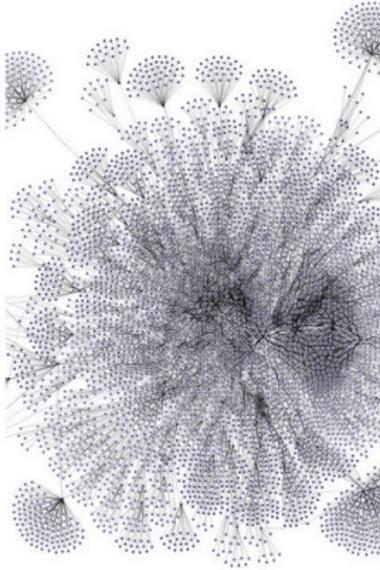
- Paramètre de vigilance
- Ré-entrance

Perceptrons (Minsky & Papert, 1969)

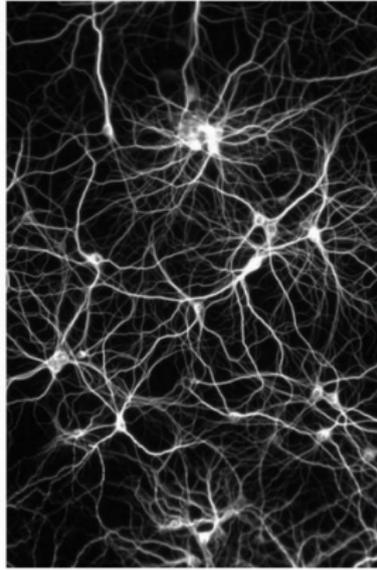
- Problème du OU EXCLUSIF
- Coup dur pour la recherche

Historique

Des philosophies différentes



Symbolique



Numérique



Statistique

Historique

Des philosophies différentes

The Physical Symbol System Hypothesis

A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action. By “necessary”, we mean that any system that exhibits general intelligence will prove upon analysis to be a physical symbol system. By “sufficient” we mean that any physical system of sufficient size can be organized further to exhibit general intelligence.

Newell & Simon, 1976

The Connectionist hypothesis

The implicit assumption [of the symbol manipulating research program] is that it is relatively easy to specify the behavior that we want the system to perform, and that the challenge is then to design a device or mechanism which will effectively carry out this behavior... [I]t is both easier and more profitable to axiomatize the physical system and then investigate this system analytically to determine its behavior, than to axiomatize the behavior and then design a physical system by techniques of logical synthesis.

Rosenblatt, 1962

Historique

Années 1980 à aujourd'hui

Mémoires auto-associatives (Hopfield, 1982)

- Physique statistique
- Apprentissage par coeur

Perceptrons multi-couches

- Rétro-propagation du gradient
- Werbos 1974, Parker 1982, Le Cun 1985, Rumelhart & McClelland 1986

Auto-organisation (Kohonen, 1970)

- Apprentissage non supervisé
- Topologie dans le réseau

Aujourd'hui, les réseaux de neurones artificiels sont largement reconnus et utilisés dans la recherche et dans l'industrie.

Qu'est ce que la mémoire ?

Différents domaines

- **Immunologie**, vaccination
→ Immunité spécifique vis-à-vis d'un agent pathogène
- **Physique des matériaux**, mémoire de forme
→ Retour à la forme initiale par chauffage
- **Génétique**, brin ADN
→ Chaque cellule contient le génome entier
- **Littérature**, Livre
→ Témoignage de l'imagination d'un auteur.
- **Informatique**, BIOS
→ *Basic Input/Output System* dans une mémoire flash.

Une définition

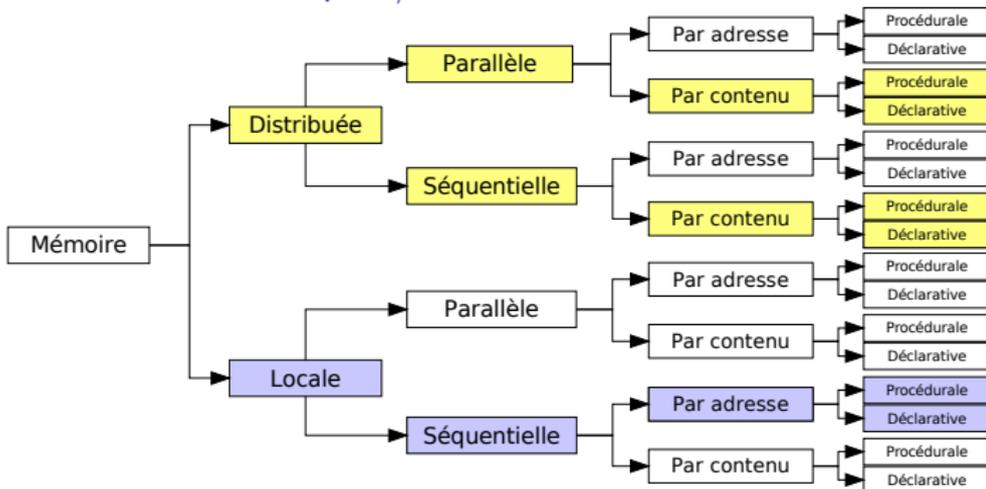
La mémoire est un processus d'**acquisition**, de **stockage** et d'**exploitation** d'une connaissance ou information antérieurement acquise, ce processus s'opérant sur la base d'une modification des propriétés d'un support physique.

Différentes mémoires

Cerveau \neq Ordinateur

- Le cerveau est parallèle, l'ordinateur est séquentiel
- Le cerveau apprend, l'ordinateur exécute
- Le cerveau est robuste, l'ordinateur est fragile

Mémoires informatiques / mémoires neuronales



Adresse / Contenu

Il n'y pas de lecteur dans le cerveau !

Accès par adresse

- Une adresse
- Un contenu correspondant à l'adresse

Accès par contenu

- Une partie ou des indices de la mémoire
- La mémoire est activée

Locale / Distribuée

Il n'y pas de neurone grand-mère !

Encodage local

- Chaque unité est dédiée à une et une seule « mémoire »
- Extrême sensibilité au bruit et aux pertes

Encodage distribué

- Une unité peut participer à plusieurs « mémoires »
- Robustesse au bruit et aux pertes

Séquentielle / Parallèle

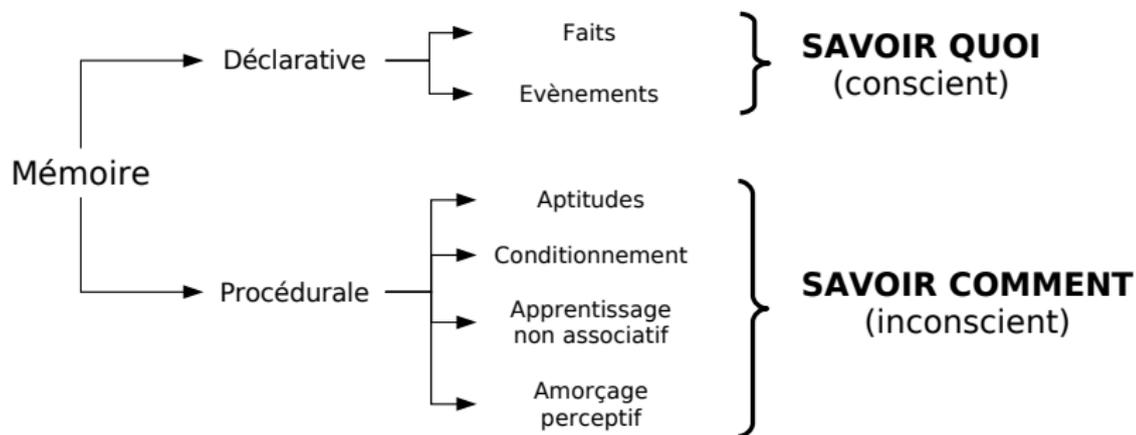
Accès séquentiel

Une seule information peut être traitée à un instant donné

Accès Parallèle

L'ensemble des informations est accessible à tout instant

Déclarative / Procédurale



N.J. Cohen et L.R. Squire, « Preserved learning and retention of pattern-analyzing skill in amnesia: dissociation of knowing how and knowing that », *Science* (210), 1980.

Apprendre

Quoi ?

- Généraliser
→ Généraliser une fonction à partir de points déjà connus
- Classifier
→ Prédire si une donnée appartient à telle ou telle classe
- Mémoriser
→ Identifier une information bruitée ou partielle à celles déjà connues
- Regrouper
→ Regrouper des données en fonctions de leur similarité

Comment ?

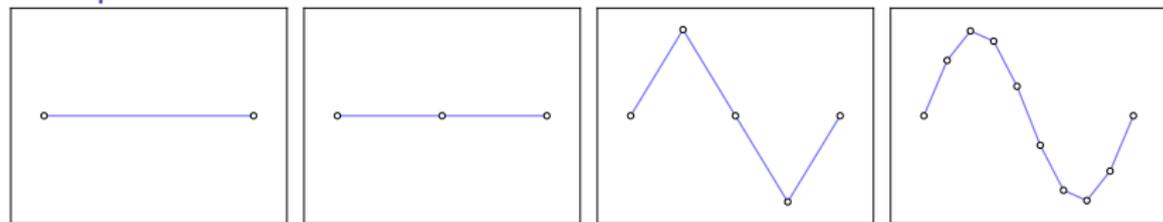
- Supervisé
→ Si la réponse est fausse, on corrige le modèle en donnant la bonne réponse
- Par renforcement
→ Si la réponse est fausse, on communique au modèle que sa réponse est fausse mais sans lui donner la bonne réponse
- Non supervisé
→ On ne dit rien au modèle

Généraliser une fonction

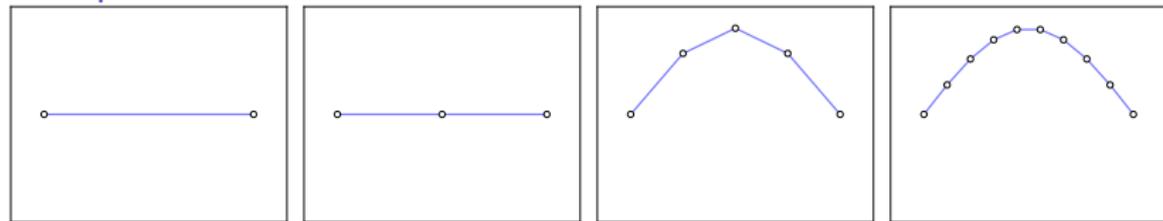
Perceptron, perceptron multi-couches

On donne un ensemble de points (x,y) au modèle et on souhaite que celui-ci puisse prédire la valeur de y pour n'importe quel x donné.

Exemple 1



Exemple 2

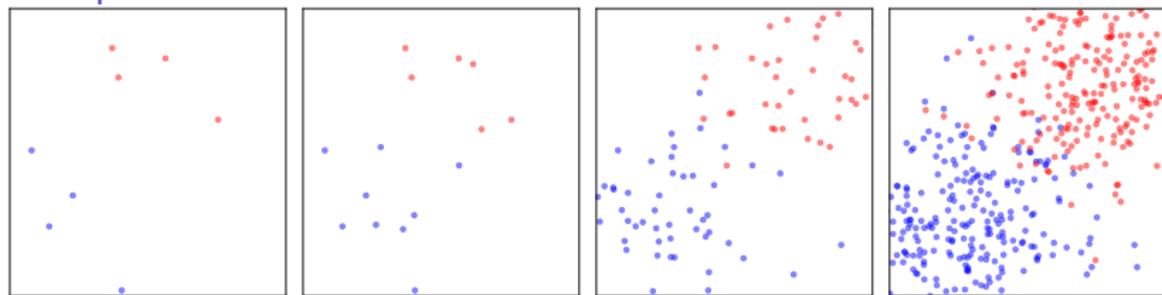


Classifier des données

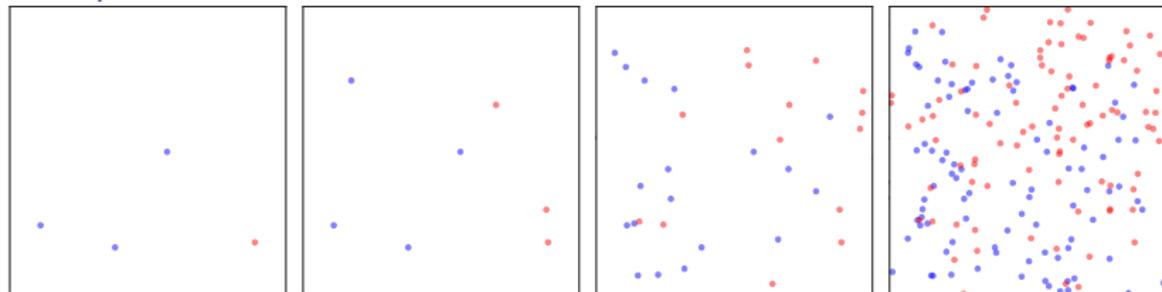
(Perceptron, perceptron multi-couches)

On donne un ensemble de points (x,y) de couleur bleu ou rouge au modèle et on souhaite que celui-ci puisse prédire la couleur de n'importe quel point (x,y) .

Exemple 1



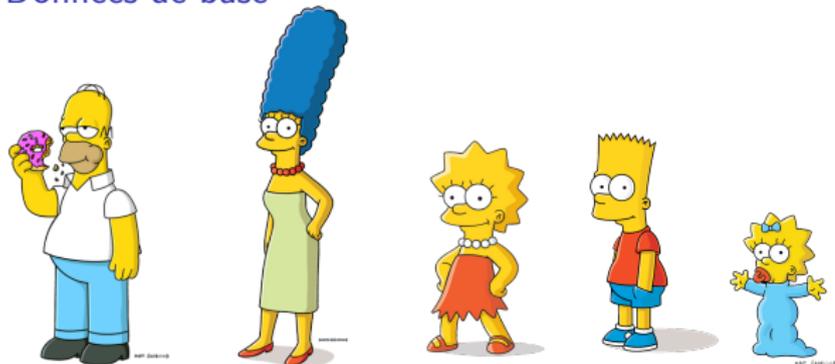
Exemple 2



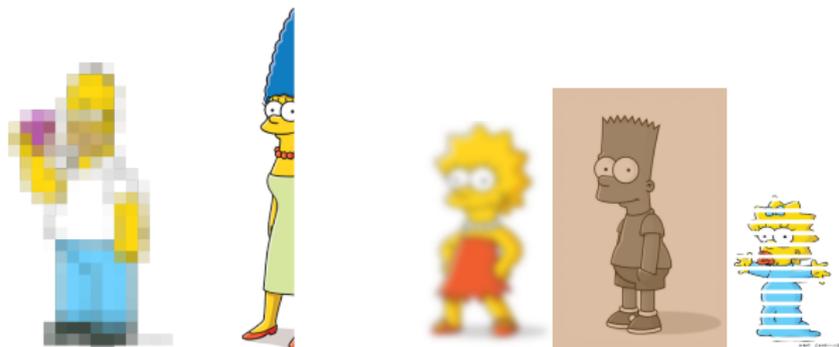
Mémoriser des données

(Mémoire auto-associative, ART)

Données de base



Données à reconnaître

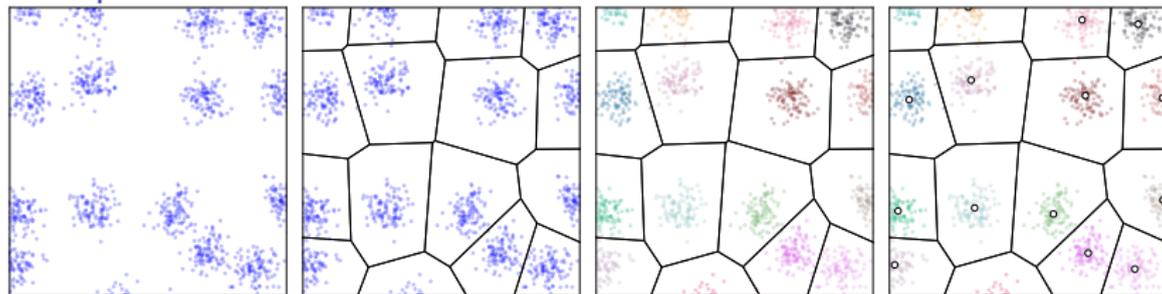


Regrouper des données

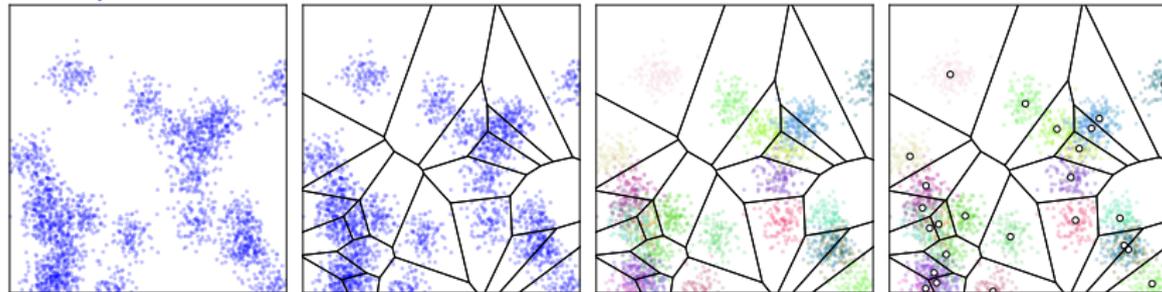
(Réseau auto-organisé, ART)

On donne un ensemble de points (x,y) et on souhaite identifier les groupes de points similaires (i.e. formant des groupes)

Exemple 1



Exemple 2



Corpus de données

Corpus de données

L'ensemble des données connues et disponibles

Corpus d'apprentissage

Un sous-ensemble du corpus de données qui va servir à l'apprentissage

Corpus de test

Un sous-ensemble du corpus de données qui va servir à vérifier l'apprentissage

Corpus de validation

Un sous-ensemble du corpus de données qui va servir à modifier l'apprentissage

Mesure de l'erreur

Erreur apparente

L'erreur apparente se mesure sur le corpus d'apprentissage.

Erreur réelle

L'erreur apparente se mesure sur le corpus entier.

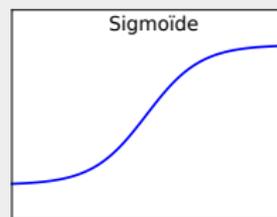
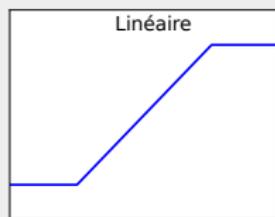
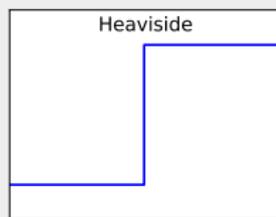
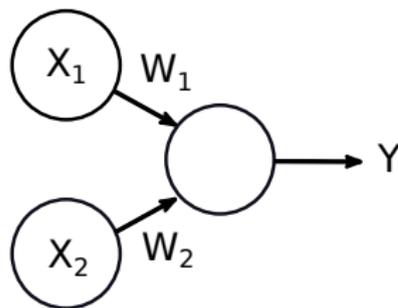
Si l'erreur apparente est très faible alors que l'erreur réelle est très forte, le corpus d'apprentissage est très certainement mal échantillonné.

Retour sur la modélisation

Des modèles simples ...

- Un neurone possède des entrées
- Chaque entrée possède un poids
- La sortie est une fonction du poids et des entrées

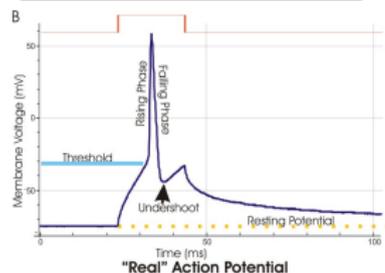
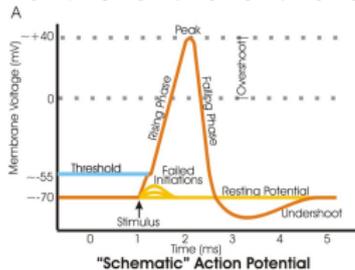
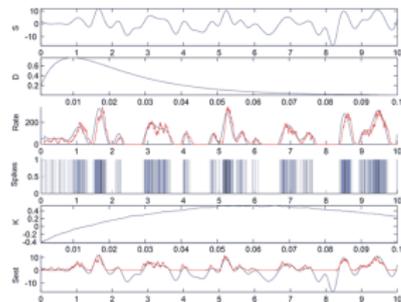
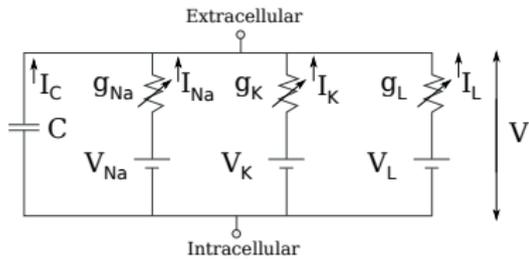
$$Y = f(W_1 * X_1 + W_2 * X_2)$$



Retour sur la modélisation

... aux modèles plus complexes

$$\begin{aligned}I_m(t) &= I_C + I_{ionic} \\ I_C &= C_m dV(t)/dt \\ I_{ionic} &= I_{Na} + I_K + I_L \\ &= g_{Na}(V)[V(t) - V_{Na}] \\ &\quad + g_K(V)[V(t) - V_K] \\ &\quad + g_L(V)[V(t) - V_L]\end{aligned}$$



Conclusion

- Introduction
- Le neurone formel
- Apprentissage supervisé
 - Le perceptron simple
 - Le perceptron multicouche
- Apprentissage non-supervisé
 - Carte auto-organisatrices
 - Modèle de Hopfield
- Dilemne stabilité-plasticité
 - Théorie de la Résonance Adaptative
- Temporalité et réseau récurrent
 - Modèle de Jordan
 - Modèle de Elman