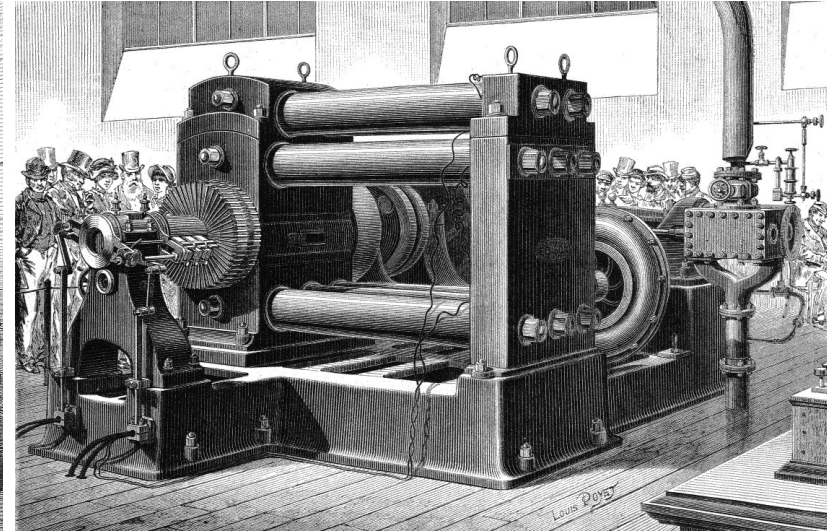
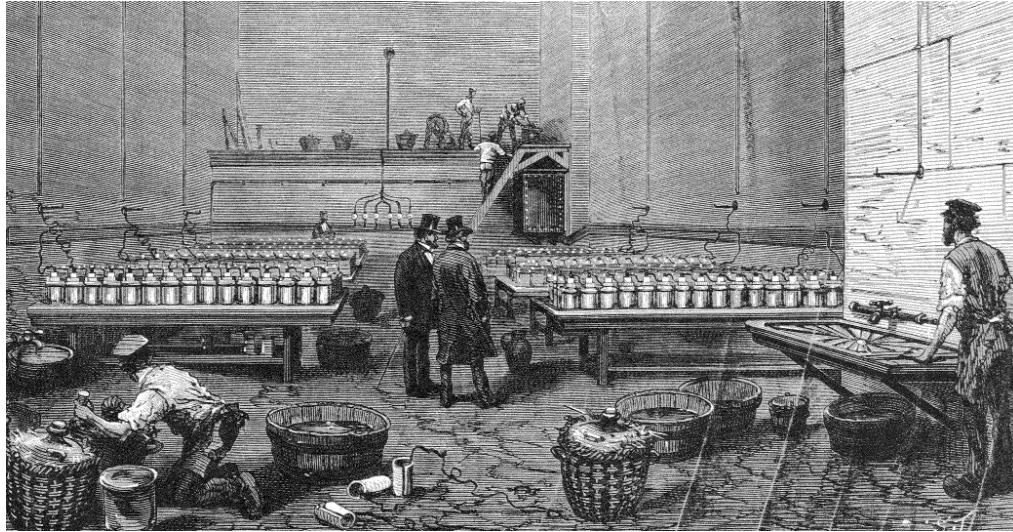


# Réseaux de Neurones

- Petite histoire des réseaux de neurones artificiels
- Modélisations Mathématiques et informatiques
- Applications

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque 19ème : (Essor scientifique - Mary Shelley)



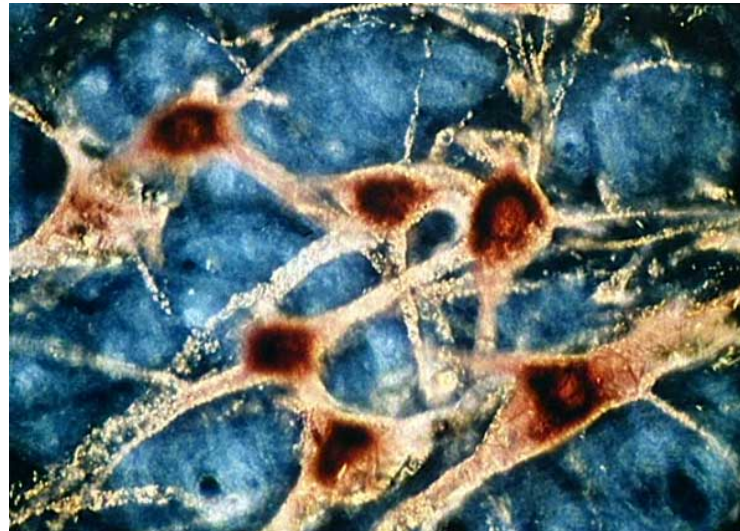
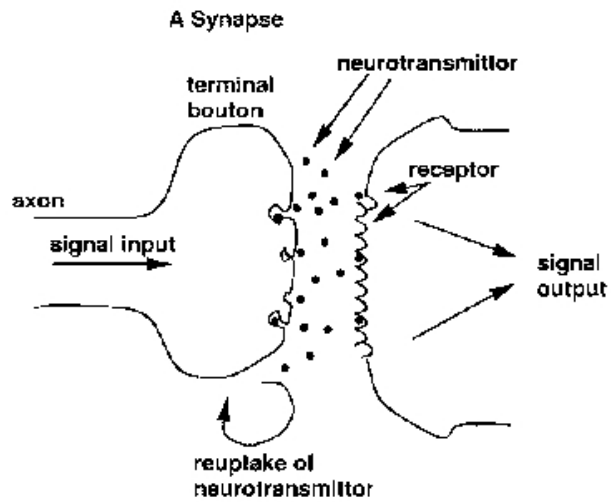
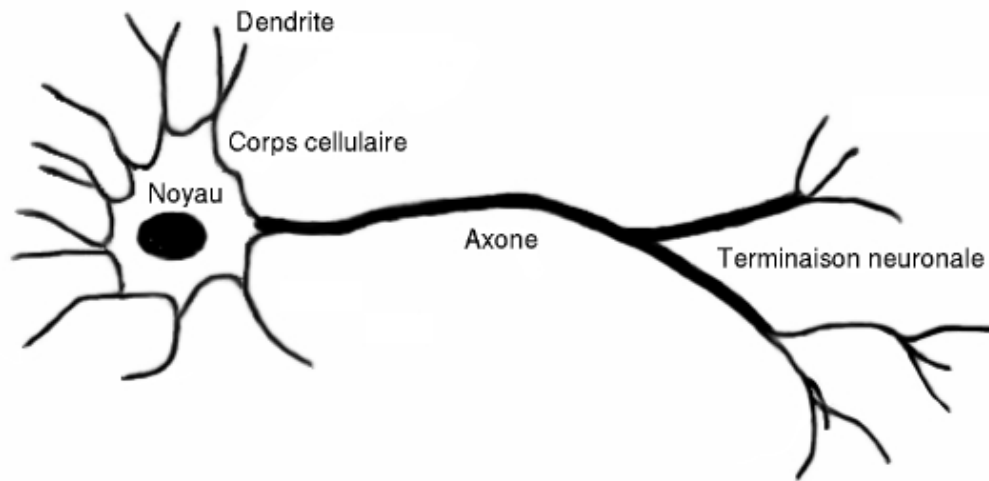
# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque 19ème : (Essor scientifique - Mary Shelley)

- Alexander Bain (1873), William James (1890) : la pensée et toute activité (se déplacer...) résultent des interactions des neurones dans le cerveau
- Bain : répétition  $\Rightarrow$  effet mémoire (via renforcement des connexions)
- James : flot électrique  $\Rightarrow$  effet mémoire ( $\neq$  Bain)

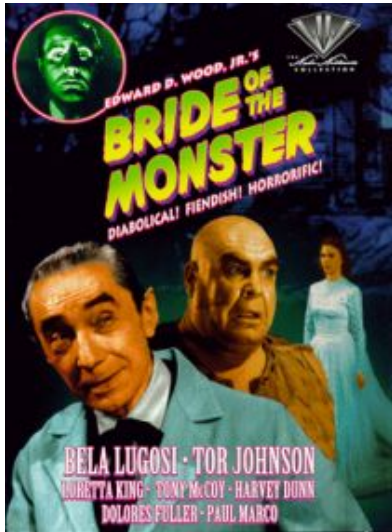
# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque début-mi 20ème :



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème : (EdWood, Nucléaire, DDT, portal 2...)



**POLARIS NUCLEAR SUB**  
OVER 7 FEET LONG FIRES ROCKETS and TORPEDOES  
Big Enough For 2 Kids  
Only \$6.98

**SPECIAL FEATURES**

- Over 7 feet long
- Seats 2 kids
- Controls that work
- Rockets that fire
- Real periscope
- Firing torpedoes
- Electrically lit instrument panel

How proud you will be as commander of your own POLARIS SUB—the most powerful weapon in the world! What hours of imaginative play and fun as you and your friends drive, surface, maneuver, watch the enemy through the periscope and fire your nuclear missiles and torpedoes! What thrills as you play at hunting sunken treasures in pirate waters and exploring the strange and mysterious bottom of the deep ocean floor!

**HOURS AND HOURS OF ADVENTURE!**  
Sturdily constructed of 200 lb test fibreboard. Comes complete with easy assembly instructions. Costs only \$6.98 for this giant of fun, adventure and science. (Because of the POLARIS SUB'S giant size we must ask for 75c shipping charges.)

**MONEY BACK GUARANTEE**  
Order today and we will rush your POLARIS NUCLEAR SUB to you. Use it for 10 full days. If you don't think it is the greatest ever—the best toy you ever had—just send it back for full purchase price refund.

**10 DAY FREE TRIAL**

HOUSE HOUSE FOOD CO. DEPT. 21-PS-14  
LYNBOOK, NEW YORK

Rush me my POLARIS NUCLEAR SUB. I can use it for 10 days and if I am not delighted return it for full purchase price refund.

SEND IF PREPAID. I enclose \$6.98 plus 75c to help cover shipping charges.

SEND IT C.O.D. I enclose \$1.00 good-will deposit and I will pay postman \$3.98 on delivery plus C.O.D. postage.

NAME: \_\_\_\_\_  
ADDRESS: \_\_\_\_\_  
CITY: \_\_\_\_\_ ZONE: \_\_\_\_\_ STATE: \_\_\_\_\_  
N. Y. State residents please include 1% sales tax.



KARLA THE COMPLAINER SAYS...  
"My new boss is a robot!"

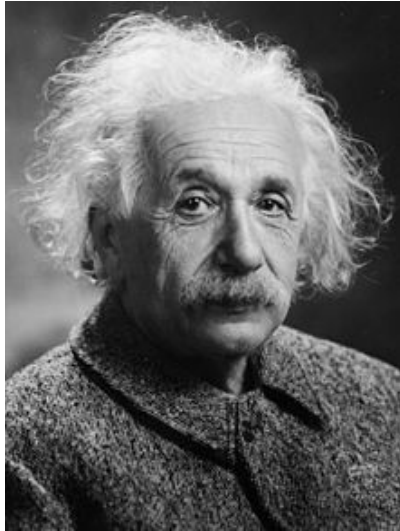
BUT DID YOU KNOW...?  
Robots are SMARTER than you  
Robots work HARDER than you  
Robots are BETTER than you

**VOLUNTEER FOR TESTING TODAY**

**APERTURE LABORATORIES**

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème : Einstein, John Von Neumann, Weil, Dieu-donné... (Bourbaki)



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème :

- McCulloch et Pitts (1943) : modèle mathématique de neurones (logique)

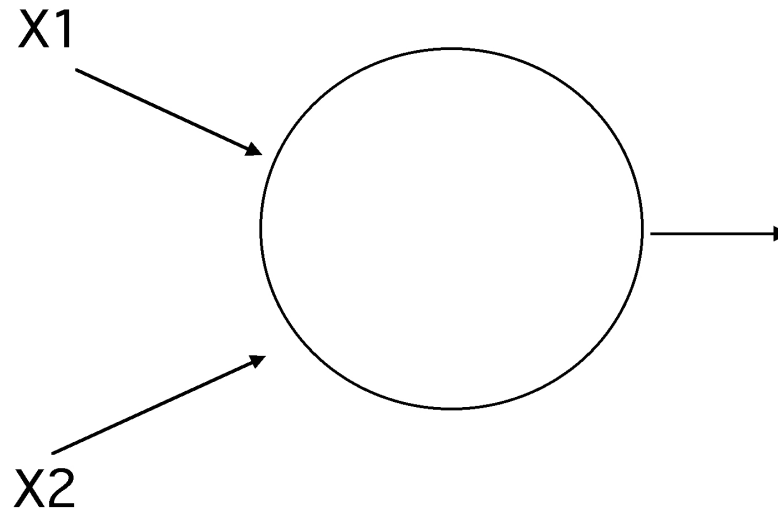
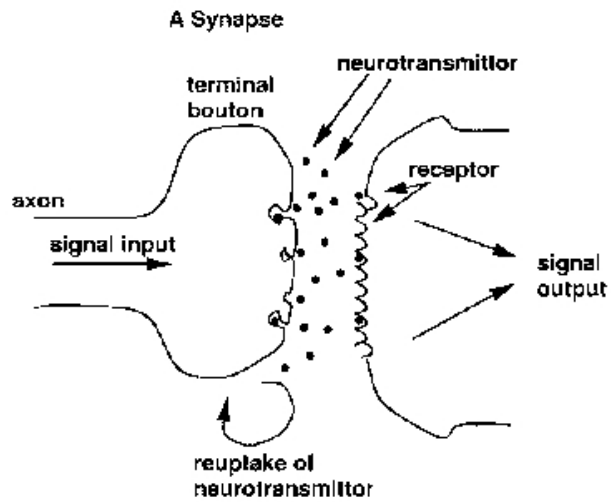
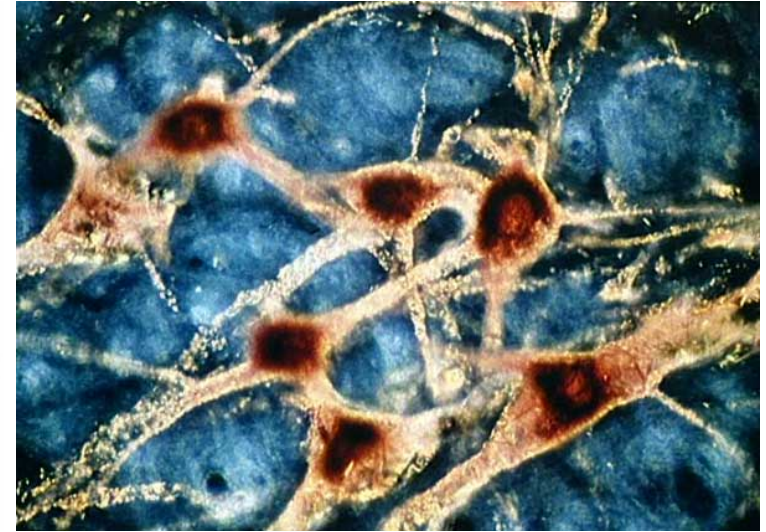
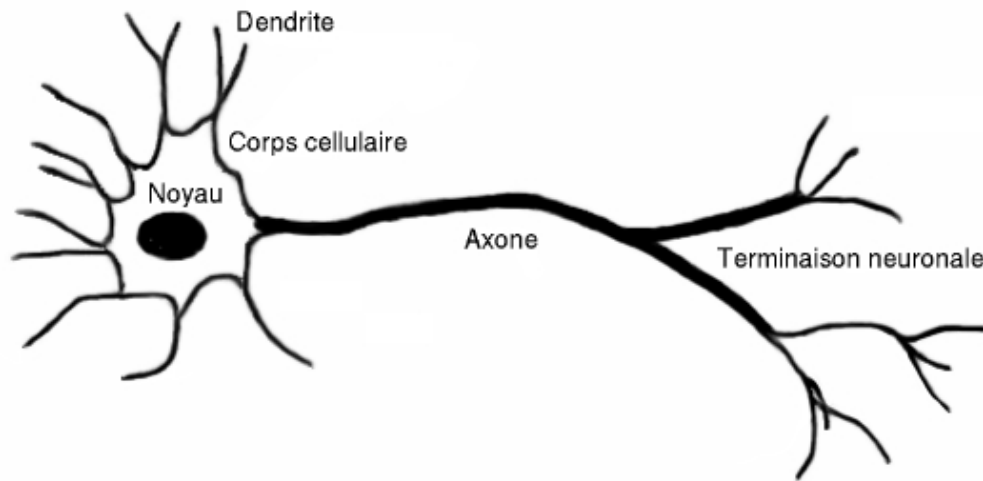
Principe : un neurone prend la valeur 0 ou 1 (vrai/faux) :

$$a_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \sum_{j \in \mathcal{C}_j^{\text{excitateur}}} a_j > \theta_i \quad \sum_{j \in \mathcal{C}_j^{\text{inhibiteur}}} a_j = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- 1) Pondération  $\Leftarrow$  influence  $\pm$  grande d'un neurone sur un autre
- 2) Réponse moins raide  $\Leftarrow$  continuum de réponse

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

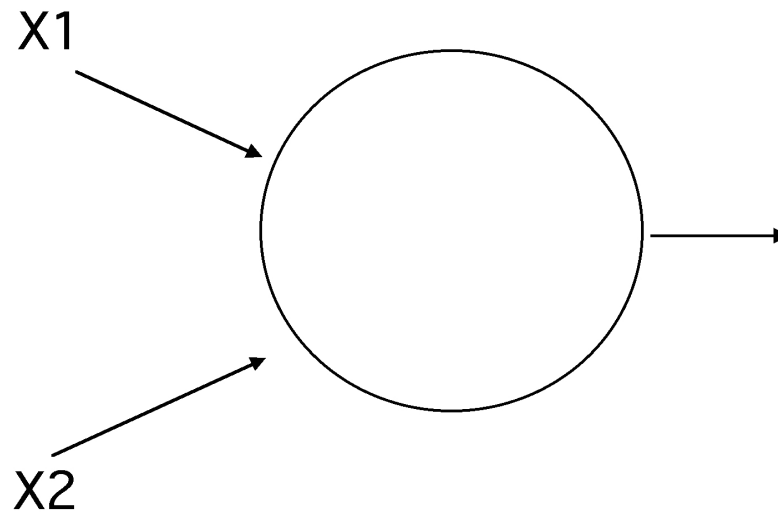
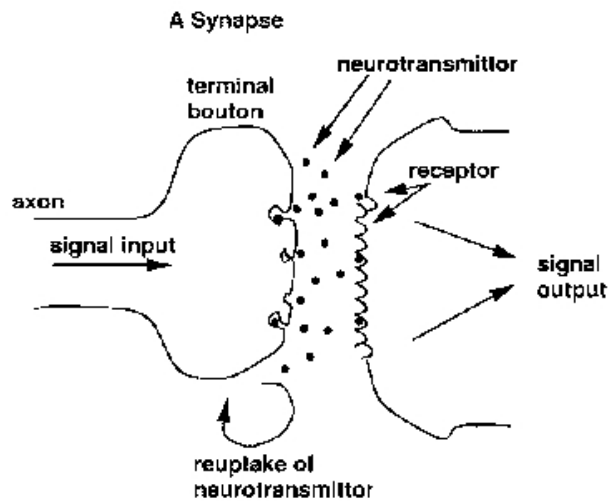
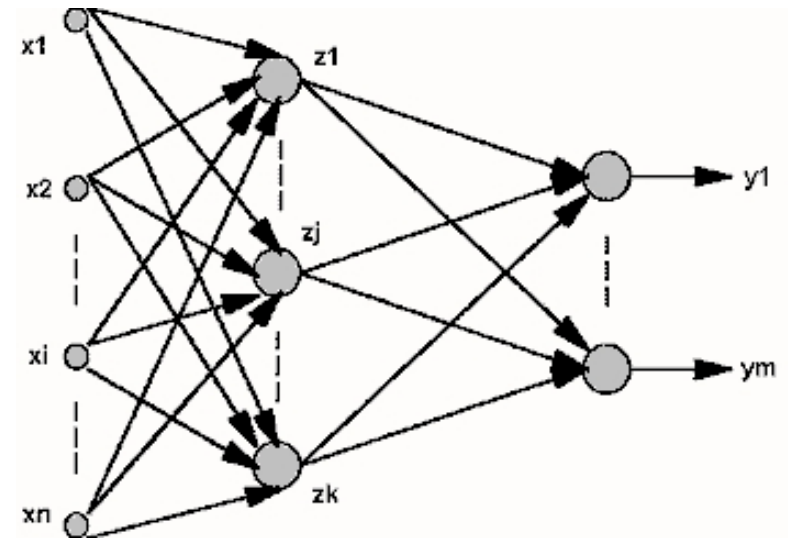
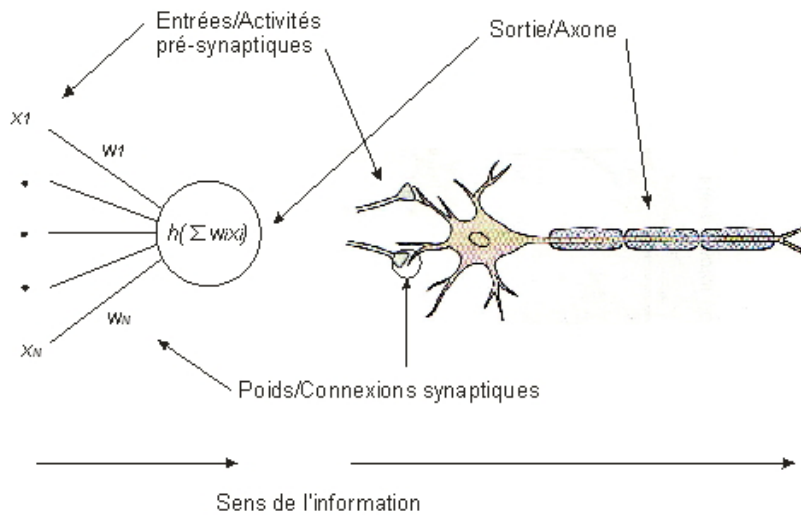
Epoque mi 20ème :





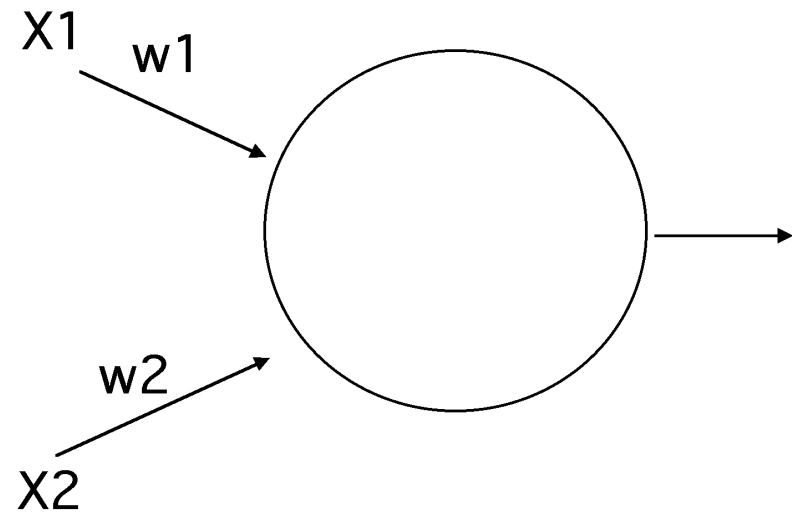
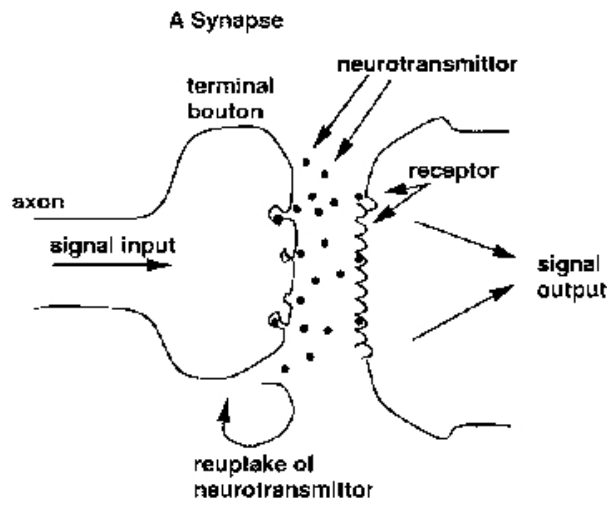
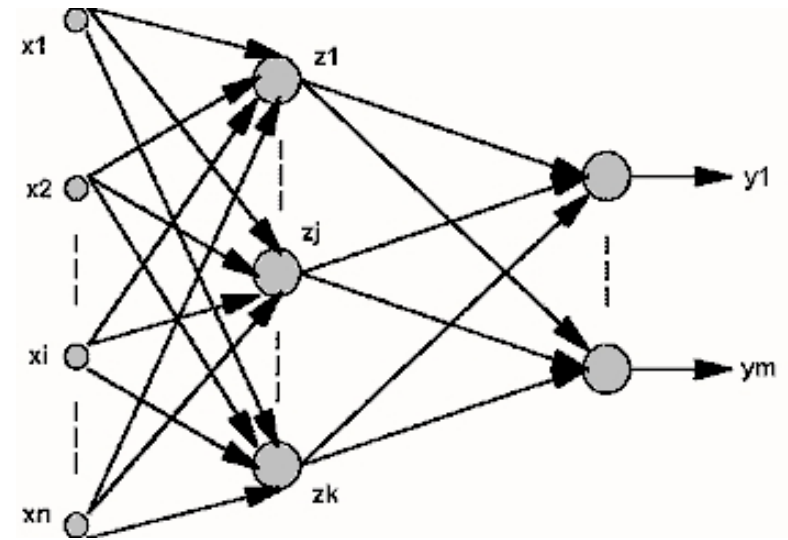
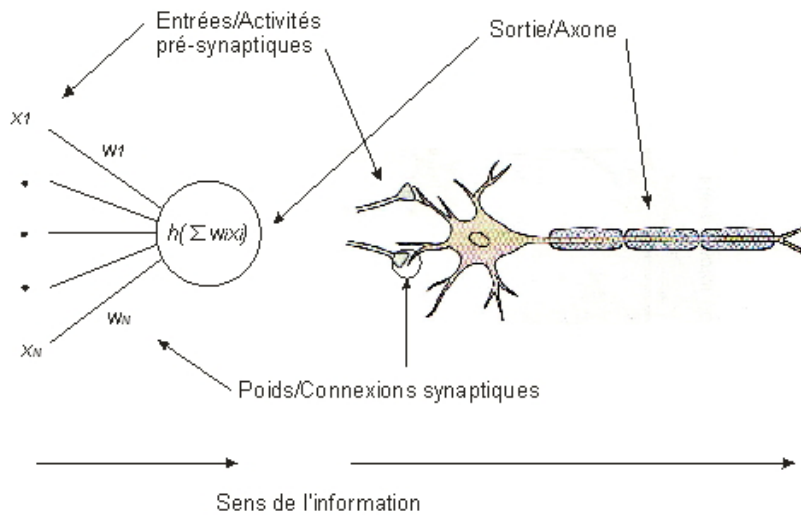
# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème :



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème :



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque mi 20ème :

- Donald Hebb (1940), sur l'apprentissage non supervisé (modif. des coeff. de pondération pendant le processus d'apprentissage)
- Franck Rosenblatt (1957) : modèle du perceptron. Capable d'apprendre par l'expérience.

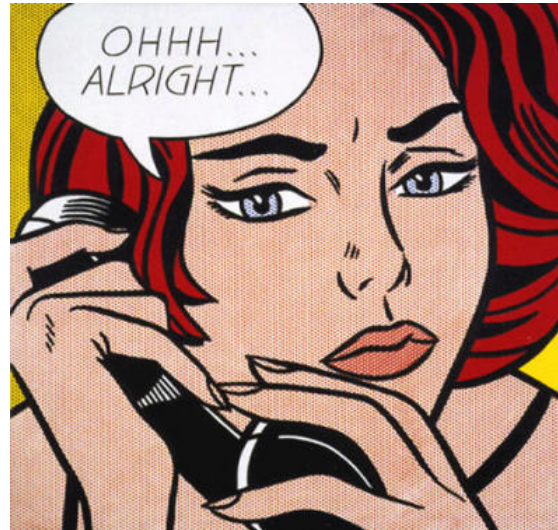
$$a_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \sum_j w_{ji} a_j \geq \theta_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$w'_{ji} = w_{ji} + \text{Pas d'apprentissage}(a_i^{th.} - a_i).a_i$$

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

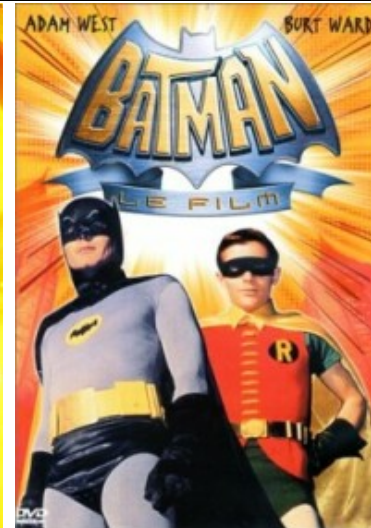
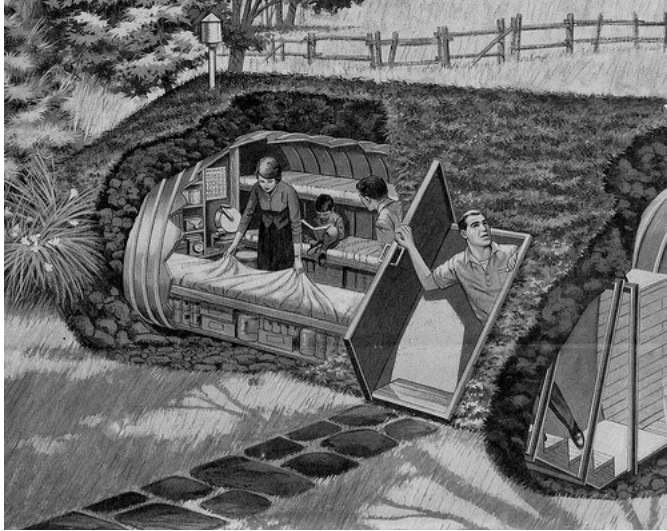
Epoque 2/3- 20ème :

- Khrouchtchev, Kennedy
- Roy Lichtenstein, andy Warhol



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque 2/3- 20ème :



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque 2/3- 20ème :

Marvin Lee Minsky et Seymour Papert (1969), limitations théoriques du Perceptron. Impossibilité de traiter des pb. non linéaires...



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque fin 20ème : Fin URSS... E.T., Retour vers le futur



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque fin 20ème :





# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque fin 20ème :

- Werbos, Rumelhart (1986), Perceptron Multicouche, rétropropagation du gradient de l'erreur...
- John Joseph Hopfield (1982), Modèle récurrent

$$a_i^{n+1} = \begin{cases} 1, & \text{si } \sum_j w_{ji} a_j \geq \theta_i \\ -1 & \text{sinon} \end{cases}$$

$(w_{ji})_{i,j}$  symétrique positive! permet de définir une énergie (Lyapunov)

$$E = -1/2 \sum_{i,j} w_{i,j} a_i^n a_j^n + \sum_i a_i^n \theta_i$$

CONVERGENCE DU RESEAU

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Epoque fin 20ème :

Un réseau de neurones est caractérisé par :

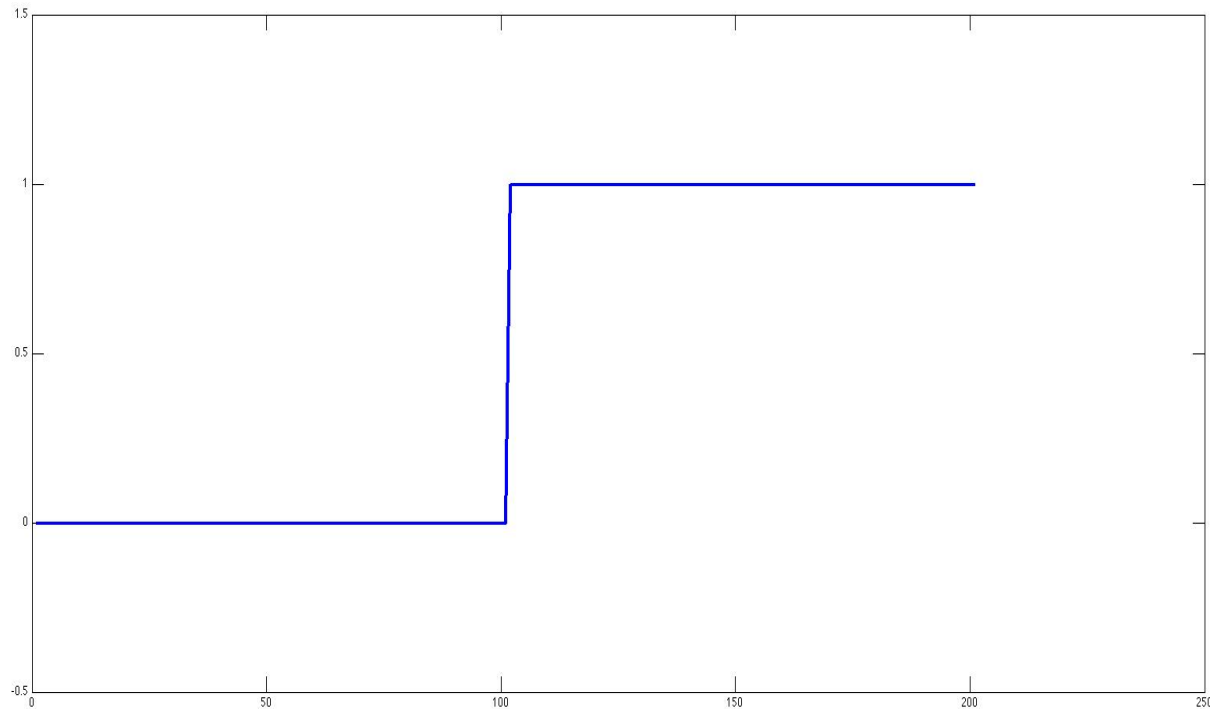
- une temporisation des événements : ex : temps discret - sans retard
- $N$  neurones
- $x_{ij}$  la quantité de messenger entre le neurone  $i$  et le neurone  $j$
- $w_{ij}$  la pondération de la quantité de messenger allant du neurone  $i$  vers le neurone  $j$
- $\phi$  le type de fonction réponse : Seuil ; Linéaire ; Sigmoidé ; Probabiliste.

$$x_{jk}(\text{temps } n) = \phi\left(\sum_i w_{ij}x_{ij}(\text{temps } n - 1)\right).$$

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Type de réponse possible : **SEUIL** :

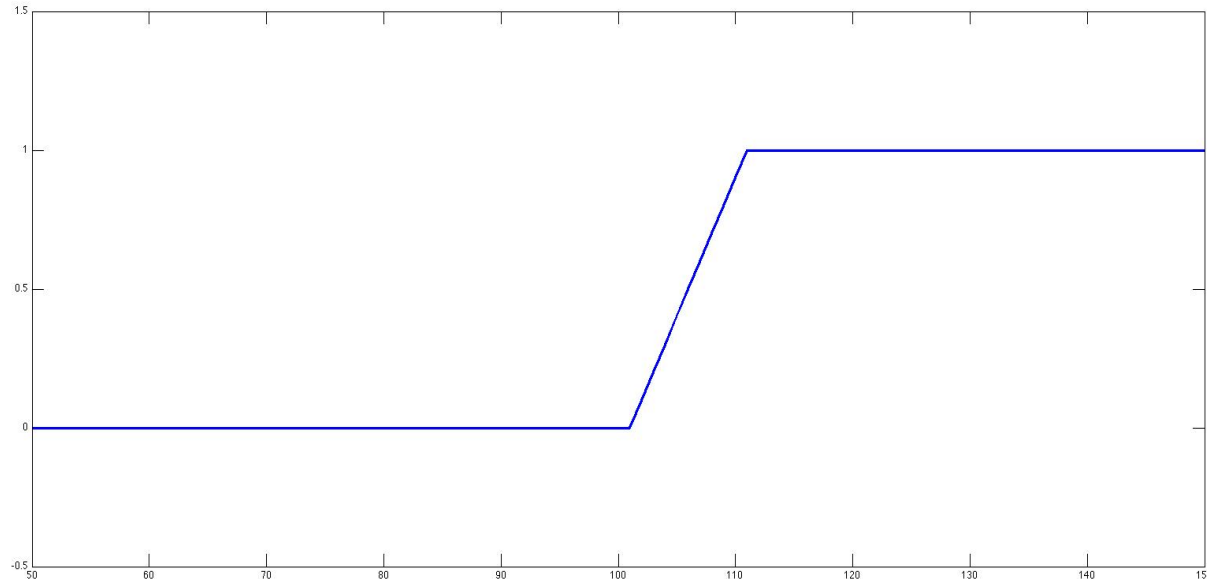
- Si la quantité est trop faible il n'y pas de réponse ( $y = 0$ )
- Si elle est trop forte il y a saturation ( $y = 1$ )



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Type de réponse possible : **LINEAIRE** saturée

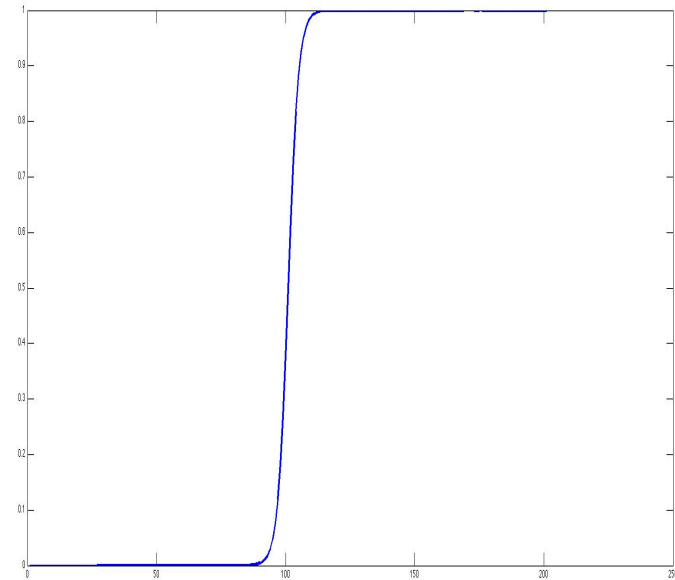
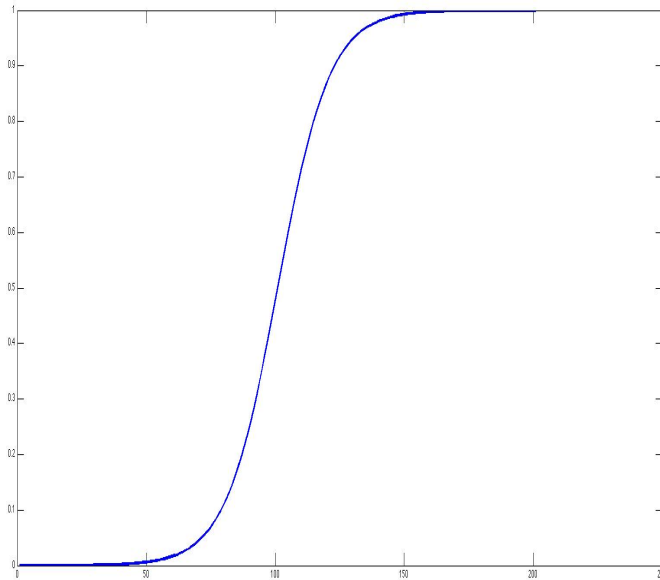
- Si la quantité est trop faible il n'y a pas de réponse ( $y = 0$ )
- Si elle est trop forte il y a saturation ( $y = 1$ )
- Entre les deux, il y a une réponse proportionnelle à la quantité de messagers ( $y = C(w_1x_1 + w_2x_2)$ )



# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Type de réponse possible : **SIGMOÏDE**

- Si la quantité est trop faible il n'y *presque* pas de réponse ( $y \sim 0$ )
- Si elle est trop forte il y a saturation ( $y \sim 1$ )
- Entre les deux, il y a une réponse plus ou moins marquée (paramètre de la sigmoïde)



## Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Type de réponse possible : **PROBABILISTE**

- $y = 1$  avec une probabilité  $p$
- $y = 0$  avec une probabilité  $1 - p$

La probabilité dépend de la quantité de messagers

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est caractérisé par :

- une temporisation des événements : ex : temps discret - sans retard
- $N$  neurones
- $x_{ij}$  la quantité de messenger
- $w_{ij}$  la pondération de la quantité de messenger
- $\phi$  le type de fonction réponse.
- apprentissage : les poids  $w_{ij}$  sont modifiés si la réponse en sortie est "mauvaise"

$$x_{jk}(\text{temps } n) = \phi\left(\sum_i w_{ij}(\text{RESULTAT})x_{ij}(\text{temps } n - 1)\right).$$

# Petite histoire des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est caractérisé par :

- apprentissage : les poids  $w_{ij}$  sont modifiés si la réponse en sortie est "mauvaise"

$$x_{jk}(\textit{temps } n) = \phi\left(\sum_i w_{ij}(\textit{RESULTAT})x_{ij}(\textit{temps } n - 1)\right).$$

- 1) Méthode du gradient
- 2) Méthode probabiliste (Monte Carlo)
- ...
- x) Algorithme Génétique



# OPTIMISATION : Algorithme Génétique

## AVANTAGES

1. Optimise avec paramètres discrets ou continus.
2. Pas besoin de régularité (Newton, Gradient...).
3. Marche lorsqu'il y a un grand nombre de variables.
4. Parallélisable...

# Réseaux de Neurones : APPLICATIONS

## APPLICATIONS :

- a) Reconnaissance de Forme
- b) Traitement d'image
- c) Transformations mathématiques (ex : transfo de Fourier, traitement du signal)
- d) Prédiction et contrôle
- e) psychologie, linguistique...

## Mise en oeuvre : avant TD

- Image bmp : noir et blanc / 30\*30 pixels :  
traitement d'image / reconnaissance de forme
- Reseaux de neurones et Algo génétique
- Modèle informatique
- Choix du langage
- ...