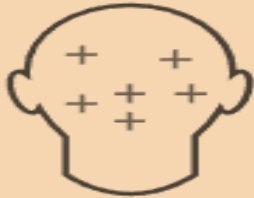
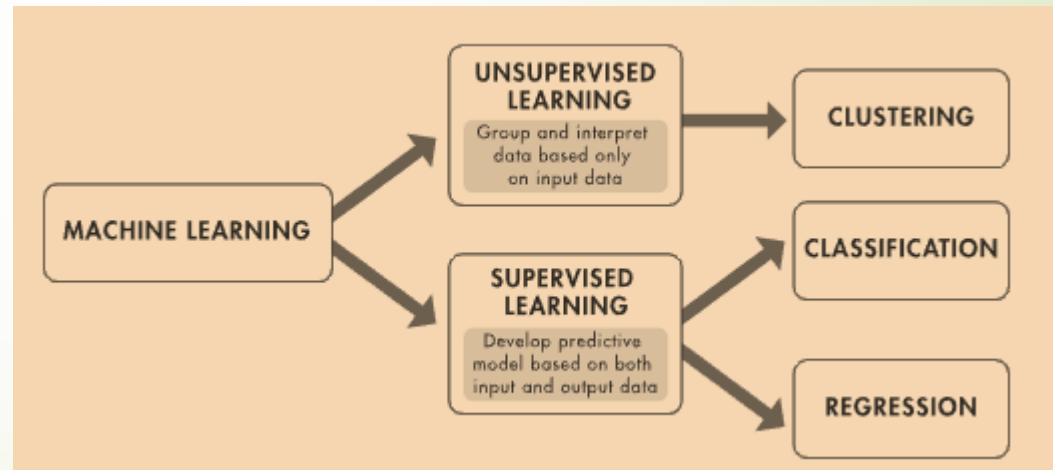
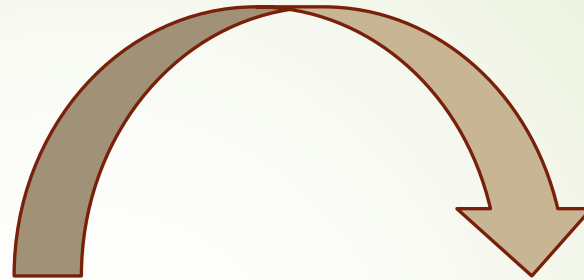


# Intelligence artificielle



L'élaboration manuelle de règles ou d'équations est trop complexe, comme pour la reconnaissance faciale ou la reconnaissance vocale.



*L'apprentissage supervisé entraîne le modèle sur des données entrée sortie connues. L'apprentissage non supervisé cherche des similitudes aux entrées présentées.*

# Intelligence artificielle

*Exemple d'apprentissage  
supervisé*

Prévoir les crises cardiaques à l'aide de l'apprentissage supervisé

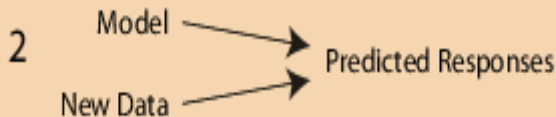
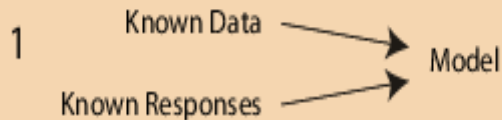
Supposons que les médecins veuillent prévoir la probabilité d'un individu d'être atteint d'un infarctus dans l'année. Ils disposent de données sur d'autres patients, comme l'âge, le poids, la taille et la tension artérielle. Ils savent si les autres patients ont été atteints d'un infarctus dans l'année. Le problème consiste donc à combiner les données existantes dans un modèle capable de prévoir si un nouvel individu fera un infarctus dans l'année.



3

# Intelligence artificielle

Un outil d'apprentissage supervisé dans Matlab



Le logiciel va proposer plusieurs modèles pour classer les données.

CLASSIFICATION LEARNER

VIEW

GET STARTED

- All Quick-To-Train: Train a selection of classifiers that are fast to train
- All: Train all available classifier types
- All Linear: Try this if you expect linear boundaries between the classes in your data

DECISION TREES

- Fine Tree: A decision tree with many leaves that makes many fine distinctions between classe...

For more information on each option, see [Choose Classifier Options](#).

After selecting a classifier, click Train.

History		
1.1	Tree	Accuracy: 94.0%
Last change: Fine Tree 3/3 features		
1.2	Tree	Accuracy: 94.0%
Last change: Medium Tree 3/3 features		
1.3	Tree	Accuracy: 94.0%
Last change: Coarse Tree 3/3 features		
1.4	KNN	Accuracy: 90.0%
Last change: Fine KNN 3/3 features		
1.5	KNN	Accuracy: <b>94.7%</b>
Last change: Medium KNN 3/3 features		

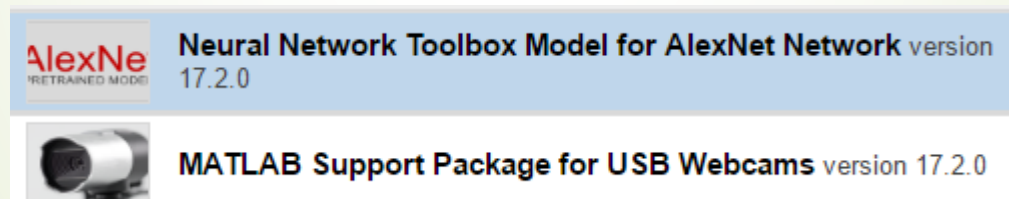
# Intelligence artificielle

Modèle  
déjà  
élaboré

Identifier des objets à l'aide d'une webcam et d'une base de données. **AlexNet** est un réseau neuronal de convolution pré-entraîné (CNN) formé sur plus d'un million d'images et capable de classer les images en 1 000 catégories d'objets (par exemple, clavier, souris, tasse à café, crayon et de nombreux animaux).

Étapes  
sous  
Matlab

*\*Installer les supports package:*



*\*Tester les supports package:*

*Webcamlist ....*

*camera=webcam par exemple*

*puis éditer dans la fenêtre de commandes:*

# Intelligence artificielle

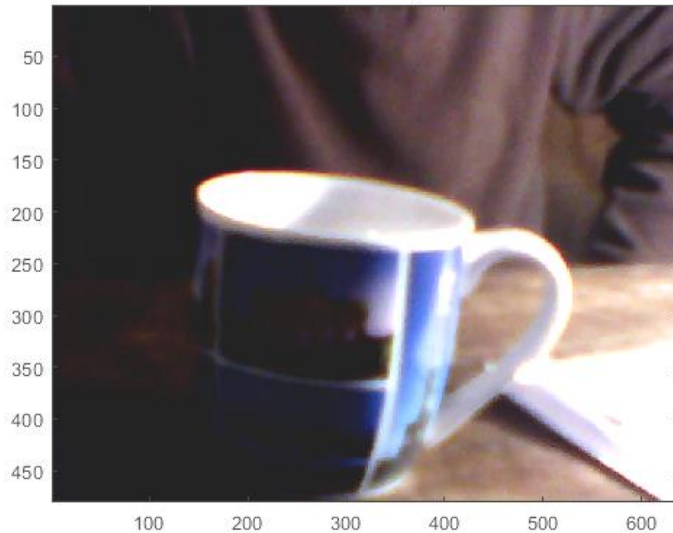
5

Etapes  
sous  
Matlab

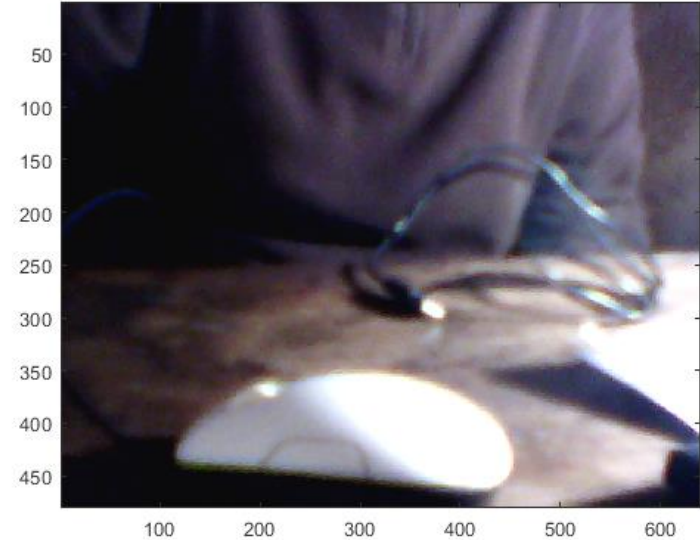
```
net=alexnet
while true
    im = snapshot(camera);
    image(im);
    im = imresize(im,[227 227]);
    label = classify(net,im);
    title(char(label));
    drawnow
end
```

```
% Acquérir une image
% Afficher l'image
% Redimensionner l'image
% Classifier l'image
% Afficher la classe
```

coffee mug



mouse



# Intelligence artificielle

\*Ouvrir classification learner dans APPS

\*load('ClassificationLearner\_Example\_Datasets.mat')

*%espace commandes*

\*Placer le fichier

ClassificationLearner\_Example\_Datasets.mat dans le répertoire courant, cliquer dessus pour faire apparaître les tables

\*Cliquer sur new session puis workspace puis FisherIris.

Exemple 2  
matlab

Réponse  
( espèce )

Prédicteurs

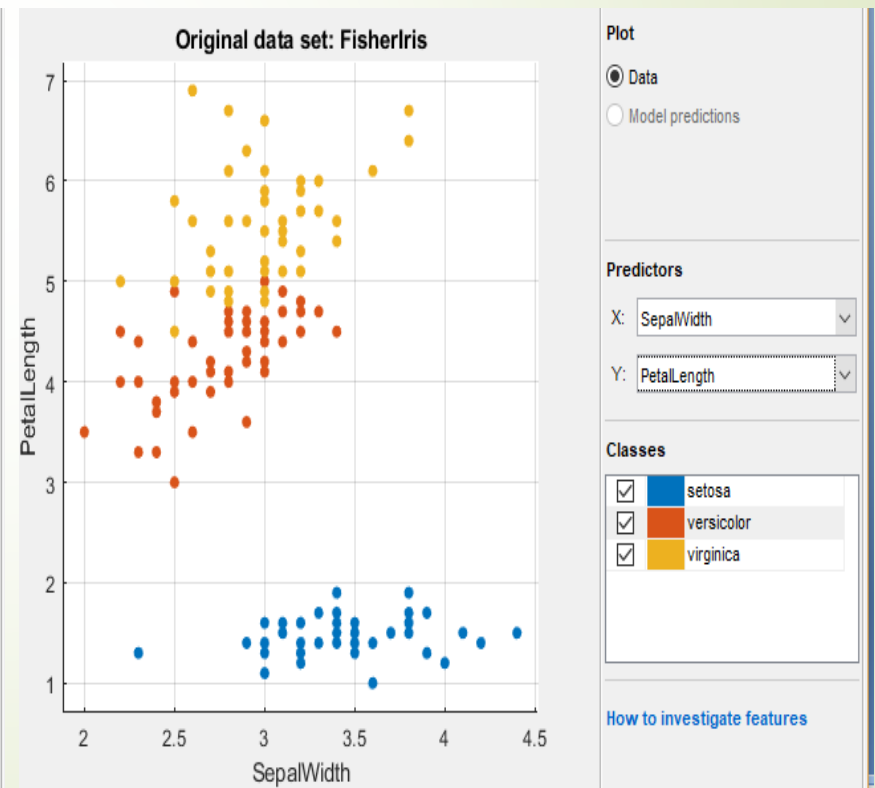
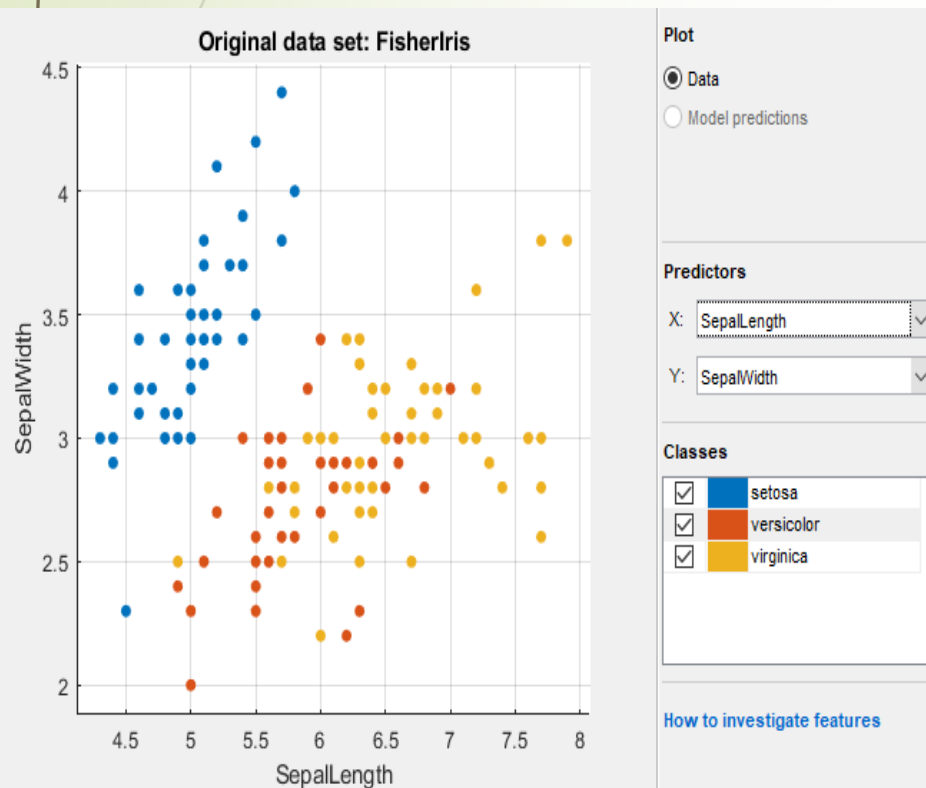
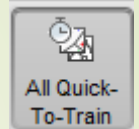
Workspace Variable			
FisherIris	150x5 table		
Response			
Species	categorical	3 unique	
Predictors			
	Name	Type	Range
<input checked="" type="checkbox"/>	SepalLength	double	4.3 .. 7.9
<input checked="" type="checkbox"/>	SepalWidth	double	2 .. 4.4
<input checked="" type="checkbox"/>	PetalLength	double	1 .. 6.9
<input checked="" type="checkbox"/>	PetalWidth	double	0.1 .. 2.5
<input type="checkbox"/>	Species	categorical	3 unique

# Intelligence artificielle

Classifier  
une base de  
données  
existante

\*Lancer la session , changer de prédicteur pour séparer les espèces

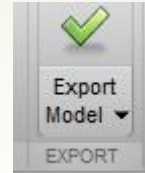
\*Faire tourner plusieurs modèles pour en choisir un



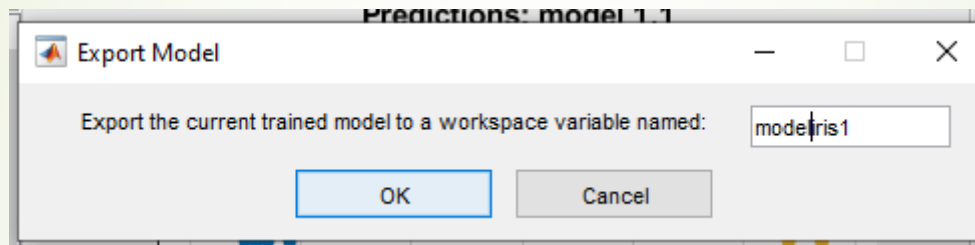
# Intelligence artificielle

Tester le  
modèle  
choisi

\*Exporter le modèle choisi



1.1 ☆ Tree Accuracy: 96.7%  
Last change: Fine T... 4/4 features



\*Créer une nouvelle entrée:

$V2 = [5.3 \ 3.6 \ 1.4 \ 0.2]$

$T2 = \text{array2table}(V2, 'variableName', \{ 'SepalLength', 'SepalWidth', 'PetalLength', 'PetalWidth' \})$

\*Tester le modèle :

$yfit = \text{modeliris1.predictFcn}(T2)$

\*Réponse :

categorical : setosa



# Intelligence artificielle

Créer et  
classifier  
des  
données

\*Créer une matrice contenant les données :

```
essai =  
  
    10    0    0    0    1  
    20    1    1    1    1  
    25    0    0    0    0  
    30    0    1    1    1  
    40    1    0    1    1  
    60    0    1    1    1  
    80    1    1    0    1  
    90    1    1    1    1
```

\*Créer une table avec des prédicteurs à partir de cette matrice:

```
T = array2table (essai, 'VariableNames', { 'age', 'fumeur',  
'alco', 'obese', 'malade' })
```

age	fumeur	alco	obese	malade
10	0	0	0	1
20	1	1	1	1
25	0	0	0	0
30	0	1	1	1
40	1	0	1	1
60	0	1	1	1
80	1	1	0	1
90	1	1	1	1

# Intelligence artificielle

Créer et  
classifier des  
données

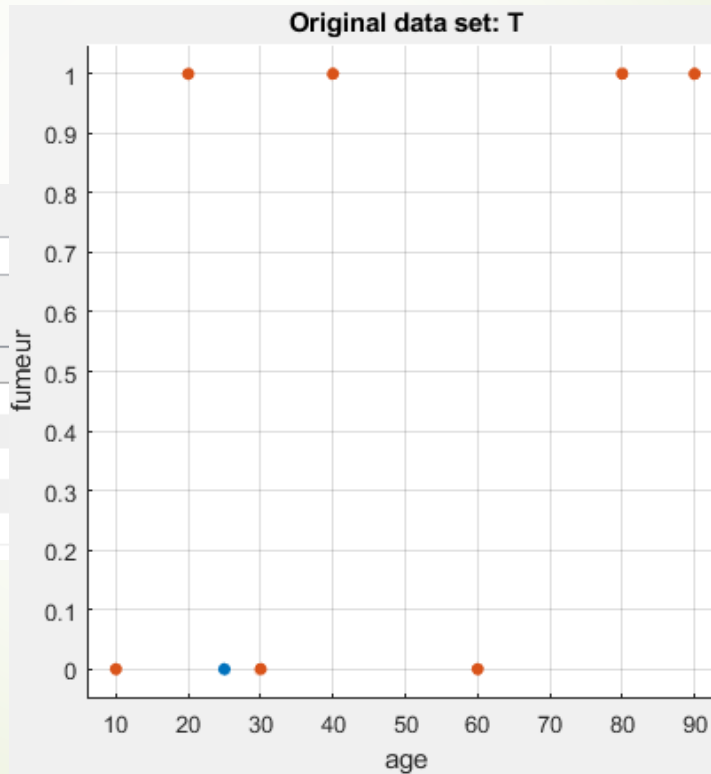
*\*Importer la table T puis classifier en choisissant les prédicteurs et la réponse .*

## Response

malade	double	0 .. 1
--------	--------	--------

## Predictors

	Name	Type	Range
<input checked="" type="checkbox"/>	age	double	10 .. 90
<input checked="" type="checkbox"/>	fumeur	double	0 .. 1
<input checked="" type="checkbox"/>	alco	double	0 .. 1
<input checked="" type="checkbox"/>	obese	double	0 .. 1
<input type="checkbox"/>	malade	double	0 .. 1



## Plot

Data

Model predictions

## Predictors

X: age

Y: fumeur

## Classes

0

1

[How to investigate features](#)

# Intelligence artificielle

Utiliser le modèle avec de nouvelles données

- \*Exporter le modèle : `Exportcompactmodel` puis le nommer.
- \*Créer une nouvelle table de données **sans la réponse**

```
v1 =
  15  1  0  1
  25  0  0  1
```



age	fumeur	alco	obese
15	1	0	1
25	0	0	1

- \*Lancer le modèle pour obtenir une réponse :

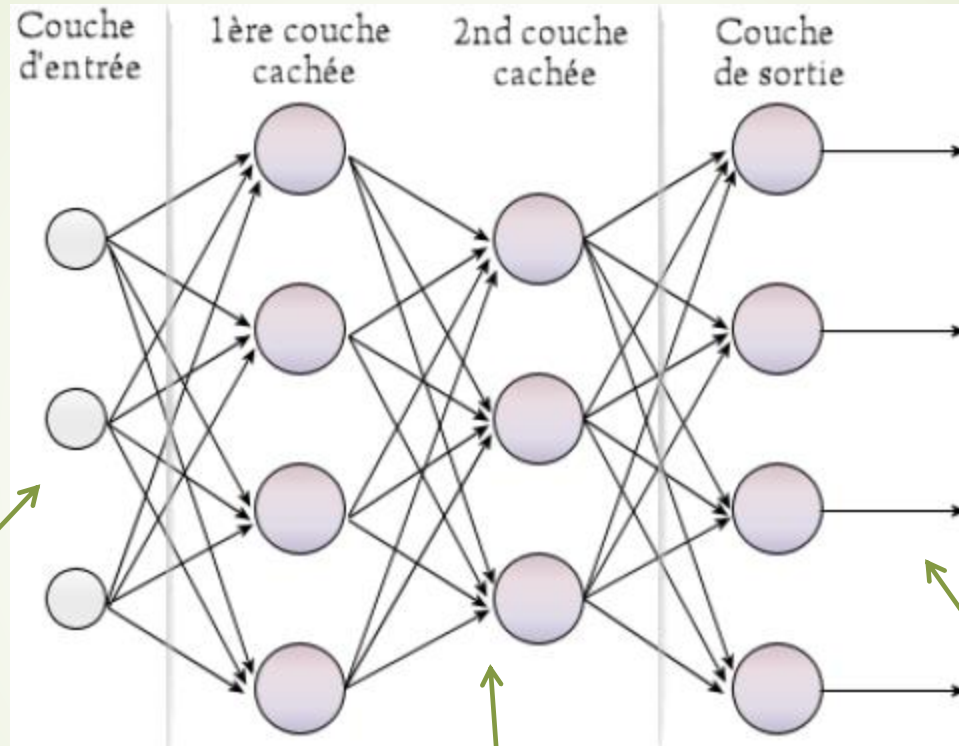
```
yfit = essaiModel.predictFcn (T1)
```

- \*Lire la réponse :

```
yfit =
  1
  0
```

# Intelligence artificielle

Réseau  
de  
neurones

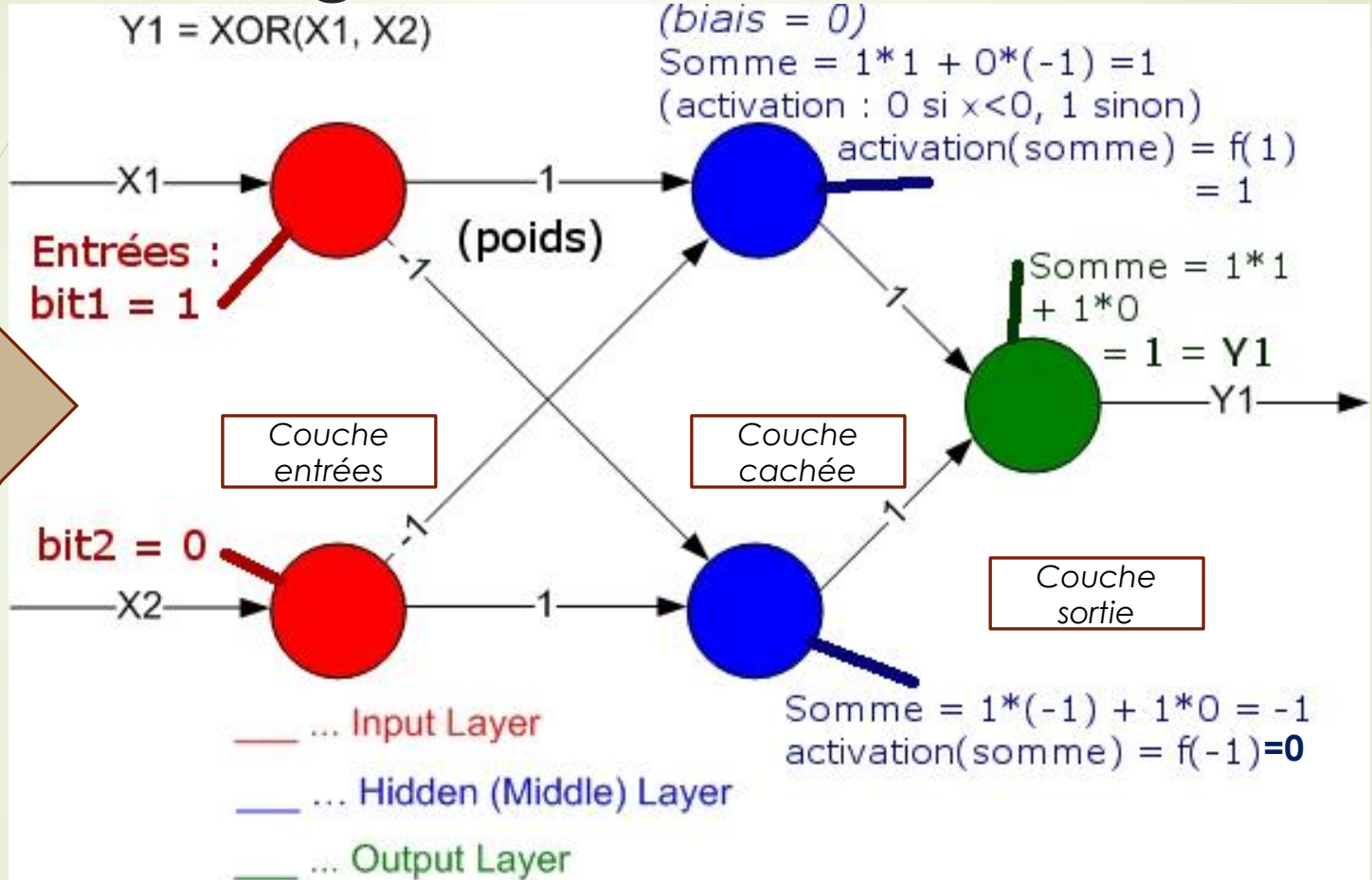


$$y = x$$

$$y = f_{\text{activation}}\left(b + \sum_i w_i \cdot x_i\right)$$

$$y = \sum_i w_i \cdot x_i$$

# Intelligence artificielle

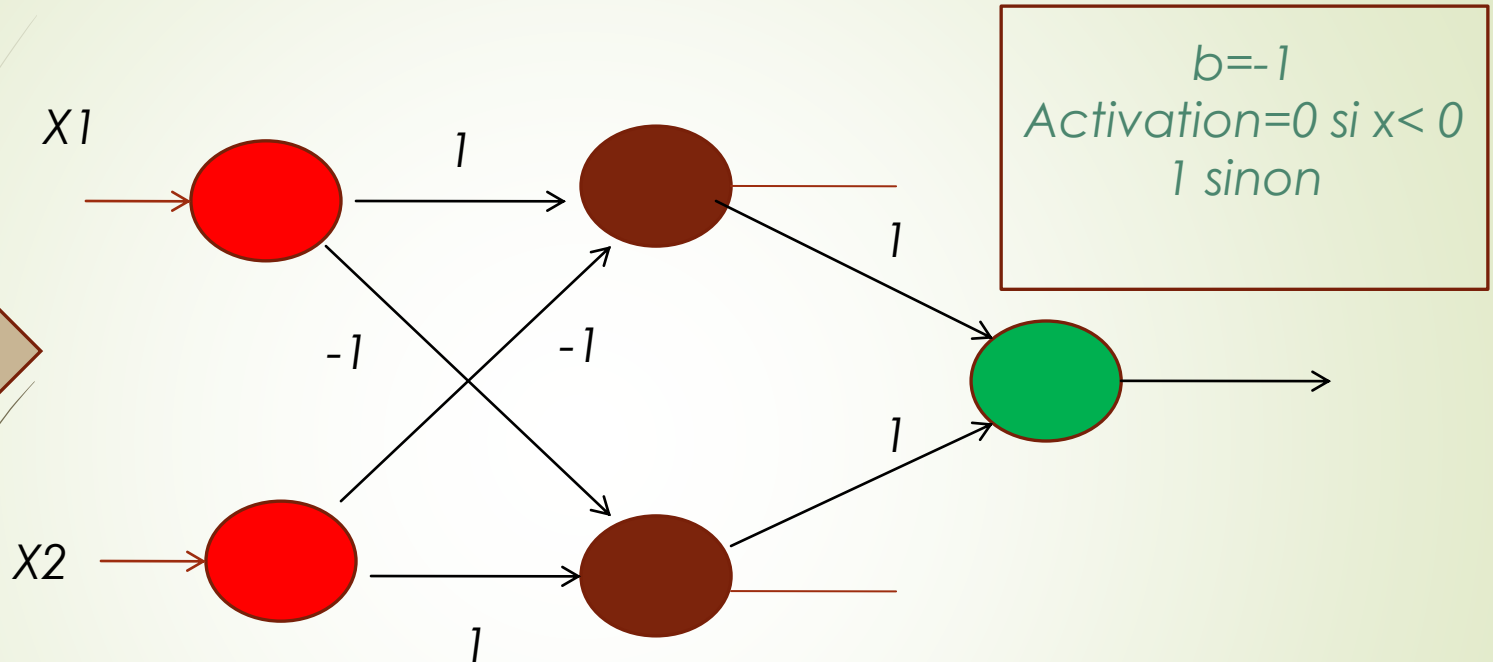


Réseau de neurones exemple XOR

Vérifier que pour que cela fonctionne avec toutes les combinaisons de  $X1$  et  $X2$ , il faut que biais = -1.

# Intelligence artificielle

Réseau de  
neurones  
Exemple XOR

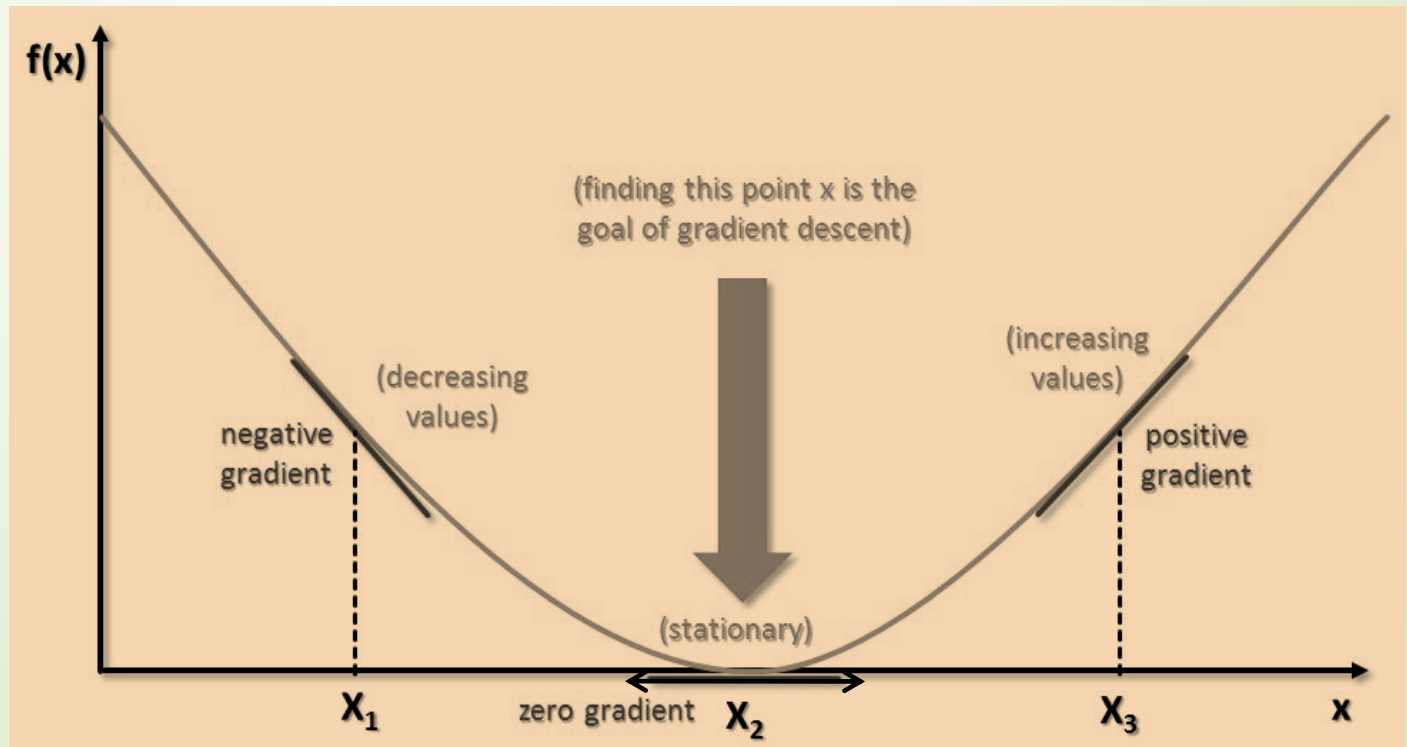


$X1=X2=1$  donne  $y1\text{caché} = y2\text{caché} = 0$  donc  $y\text{sortie} = 0$

# Intelligence artificielle

Les poids et les biais sont les seules variables. On calcule l'erreur puis on la dérive partiellement par rapport au poids. On tente d'atteindre le minimum de la courbe d'erreur. La mise à jour d'un poids  $w_i := w_i - \eta \cdot \alpha$  avec  $\eta$  vitesse d'apprentissage et  $\alpha$  la pente de l'erreur.

Comment apprendre



# Fonctionnement du neurone artificiel

$x_i$  : les vecteurs d'entrées, viennent des sorties d'autres neurones, ou de stimuli sensoriels (capteur visuel, sonore...);

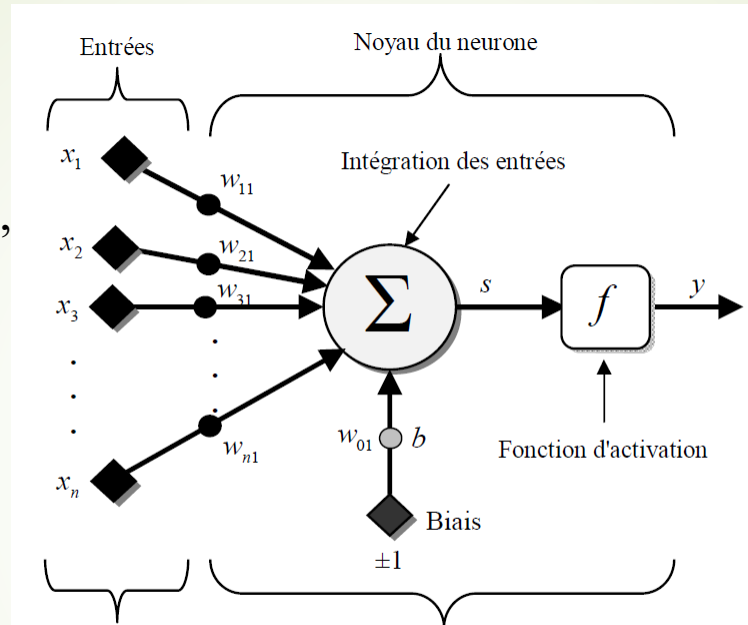


Fig.4 - Modèle d'un neurone artificiel.

$w_{ij}$  : poids synaptiques du neurone  $j$ . Ils correspondent à l'efficacité synaptique dans les neurones biologiques ( $w_{ij} > 0$  : synapse excitatrice;  $w_{ij} < 0$  : synapse inhibitrice). Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage

**Noyau** : intègre toutes les entrées et le biais et calcule la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage

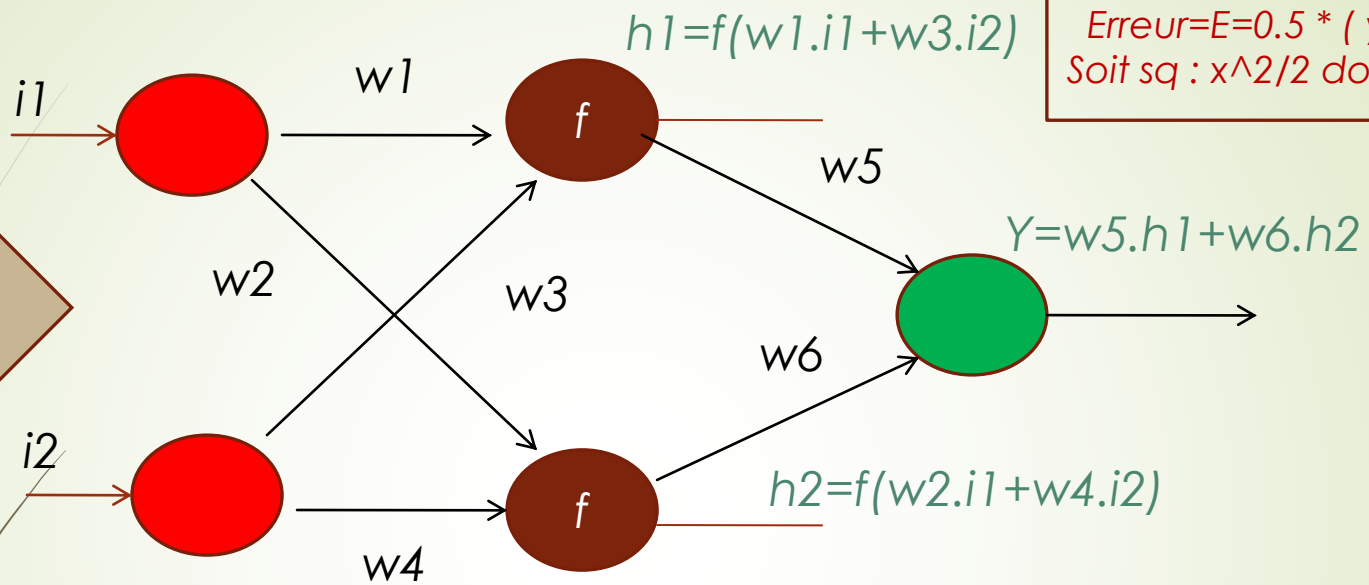
**Biais** : valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage;



# Intelligence artificielle

17

Comment apprendre exemple



Erreur =  $E = 0.5 * (y - y_e)^2$   
Soit  $sq : x^2/2$  donc  $sq' = x$

$dE/dw_5 = d Sq(y - y_e) / dw_5 = Sq' (y - y_e) . d(y - y_e) / dw_5 = (y - y_e) . h_1$   
De même  $dE/dw_6 = (y - y_e) . h_2$

$$w_5 = w_5 - \eta h_1 . (y - y_e)$$

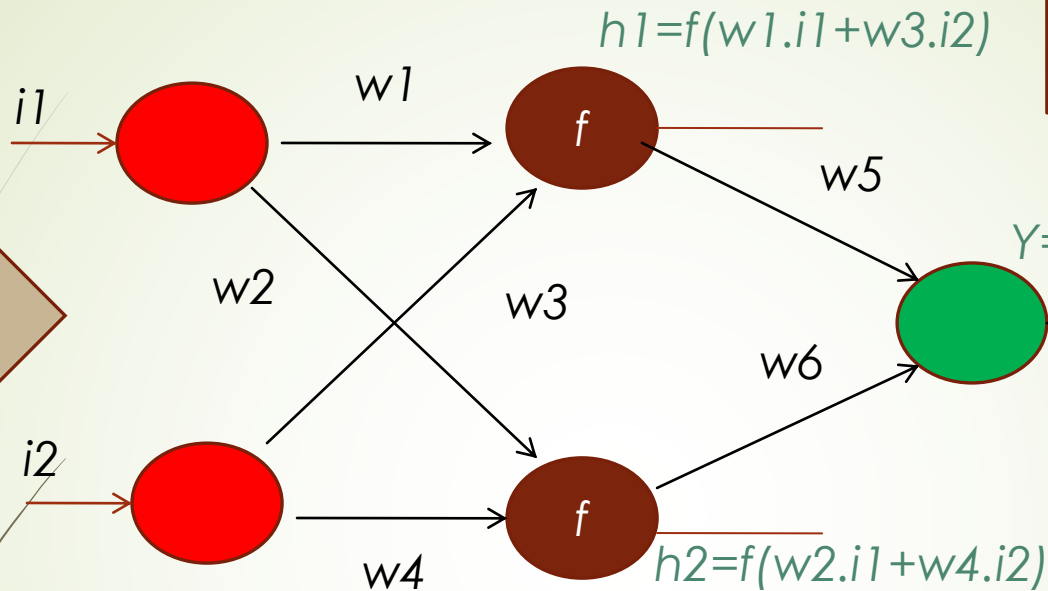
$$w_6 = w_6 - \eta h_2 . (y - y_e)$$

Mise à jour des poids de sortie  $w_5$  et  $w_6$ .

# Intelligence artificielle

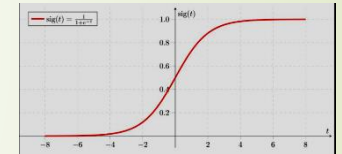
18

Comment apprendre exemple



Erreur= $E=0.5 * (y-ye)^2$   
Soit sq :  $x^2/2$  donc  $sq'=x$

$f=\text{sig}(x)=1/(1+\exp(-x))$   
 $f'=\text{sig}(1-\text{sig})=f(1-f)$



$$\begin{aligned} dE/dw1 &= d \text{Sq}(y-ye) / dw1 = \text{Sq}' (y-ye) .d(y-ye)/dw1 = (y-ye).d(y)/dw1 \\ &= w5.(y-ye) d f (w1.i1+w3.i2)/dw1 = w5.i1.(y-ye).f'(w1.i1+w3.i2) \\ &= i1.w5.(y-ye).h1.(1-h1) \end{aligned}$$

$$w1 = w1 - \eta . i1 . w5 . (y - ye) . h1 . (1 - h1)$$

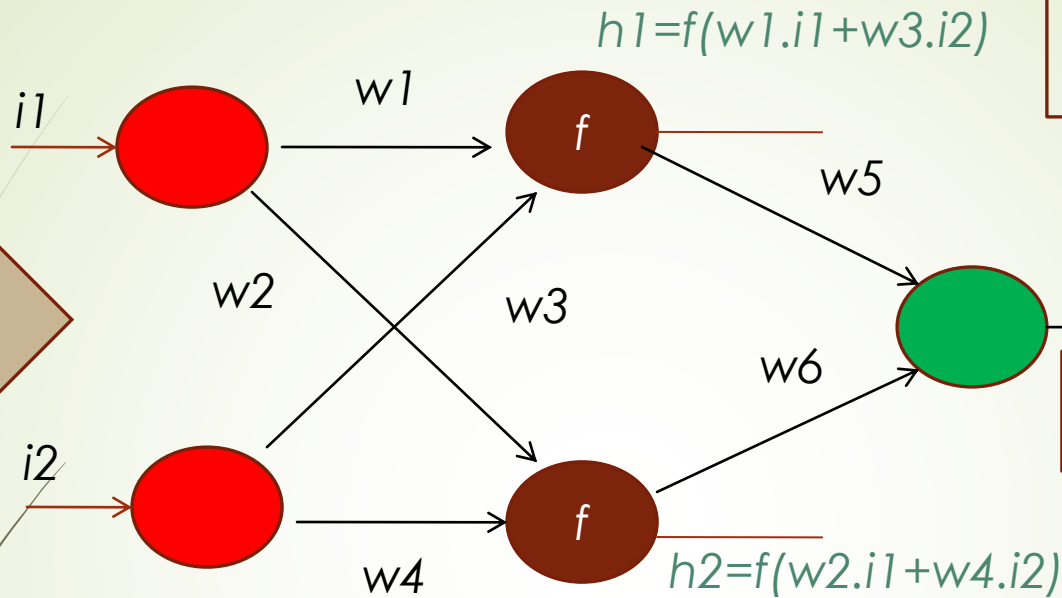
$$w4 = w4 - \eta . i2 . w6 . (y - ye) . h2 . (1 - h2)$$

Mise à jour des poids d'entrée  $w1$  et  $w4$

# Intelligence artificielle

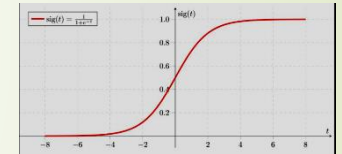
19

Comment apprendre exemple



Erreur= $E=0.5 * (y-y_e)^2$   
Soit sq :  $x^2/2$  donc  $sq'=x$

$f=\text{sig}(x)=1/(1+\exp(-x))$   
 $f'=\text{sig}(1-\text{sig})$



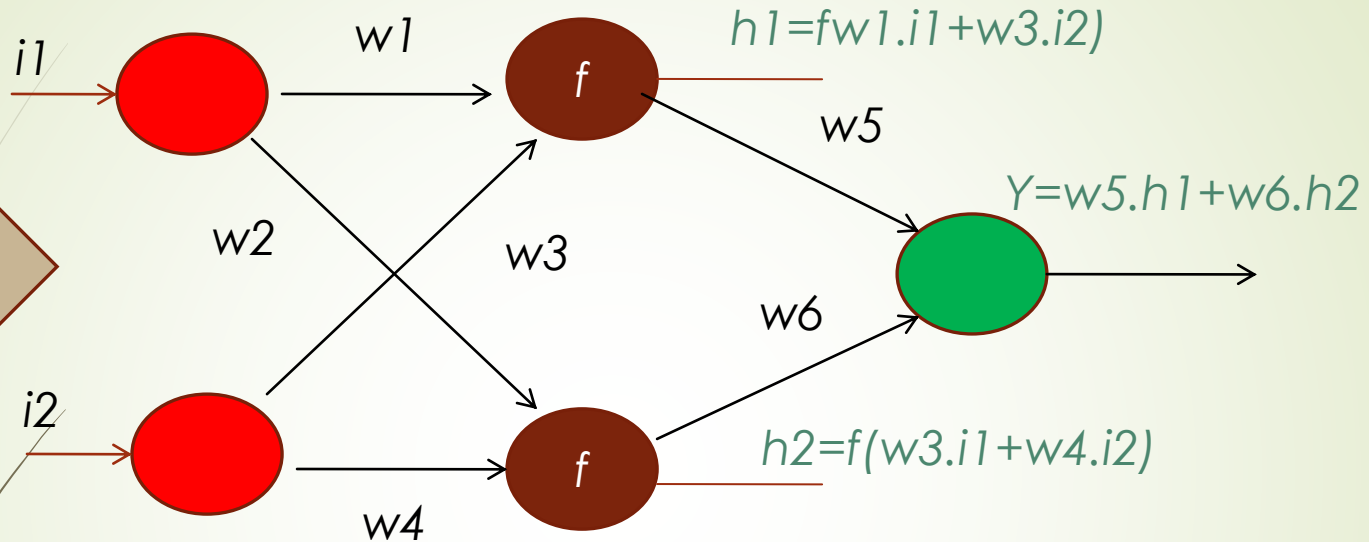
$$\begin{aligned} dE/dw2 &= d \text{Sq}(y-y_e) / dw2 = \text{Sq}' (y-y_e) . d(y-y_e) / dw2 = (y-y_e) . d(y) / dw2 \\ &= w6 . (y-y_e) d f (w2.i1+w4.i2) / dw2 = w6.i1 . (y-y_e) . f' (w2.i1+w4.i2) \\ &= i1.w6.(y-y_e).h2.(1-h2) \end{aligned}$$

$$w2 = w2 - \eta . i1 . w6 . (y - y_e) . h2 . (1 - h2)$$

$$w3 = w3 - \eta . i2 . w5 . (y - y_e) . h1 . (1 - h1)$$

Mise à jour des poids d'entrée  $w2$  et  $w3$

# Intelligence artificielle pour XOR

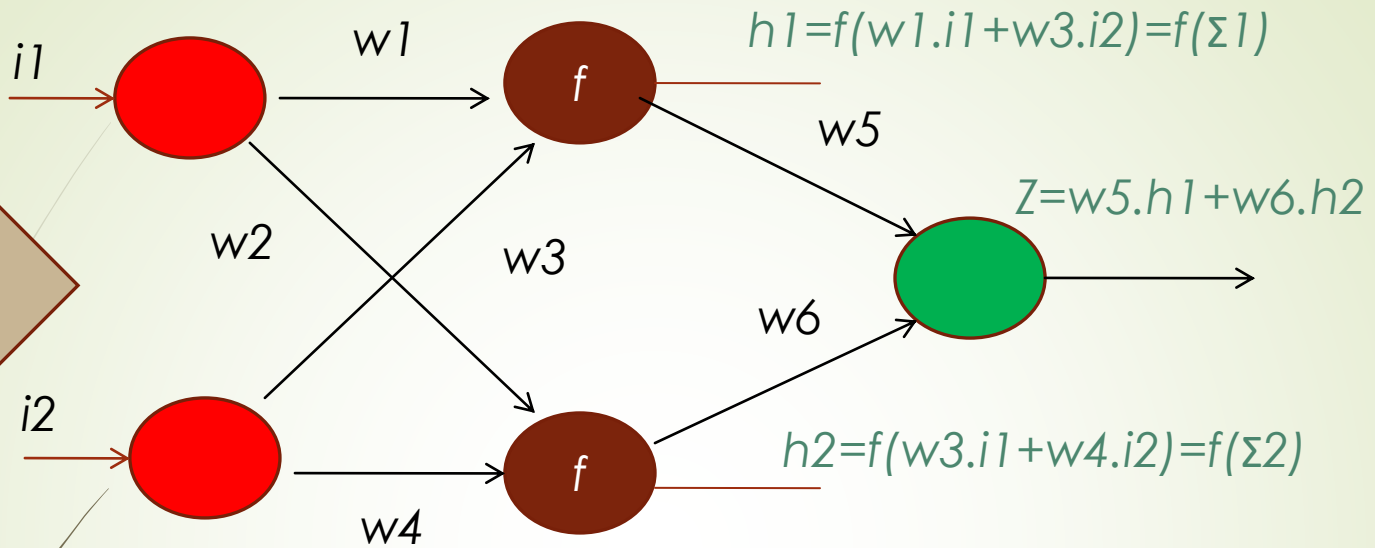
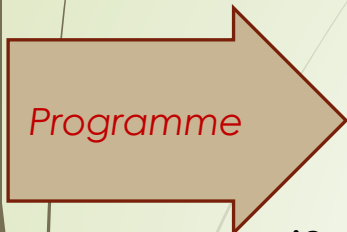


ENTREES		SORTIE
A	B	A XOR B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

On va construire un réseau de neurones à une couche pour résoudre le problème du **OU EXCLUSIF (XOR)**. Celui-ci prend 2 bits en entrée, A et B, puis renvoie 0 si A et B sont identiques et 1 s'ils sont inégaux.

# Intelligence artificielle

21



```

pip install numpy
import numpy as np
epochs = 20000                                # Number of iterations
inputLayerSize, hiddenLayerSize, outputLayerSize = 2, 2, 1
L = .1                                         # learning rate
X = np.array([[0,0], [0,1], [1,0], [1,1]])
Y = np.array([[0], [1], [1], [0]])
def sigmoid(X): return 1/(1 + np.exp(-X)) # activation function
def Dsigmoid_(X): return X * (1 - X)      # derivative of sigmoid
# weights on layer inputs
Wh = np.random.uniform(size=(inputLayerSize, hiddenLayerSize))
Wz = np.random.uniform(size=(hiddenLayerSize, outputLayerSize))
    
```

$$Y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{matrix} & \begin{matrix} x1 & x2 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{matrix} \end{matrix}$$

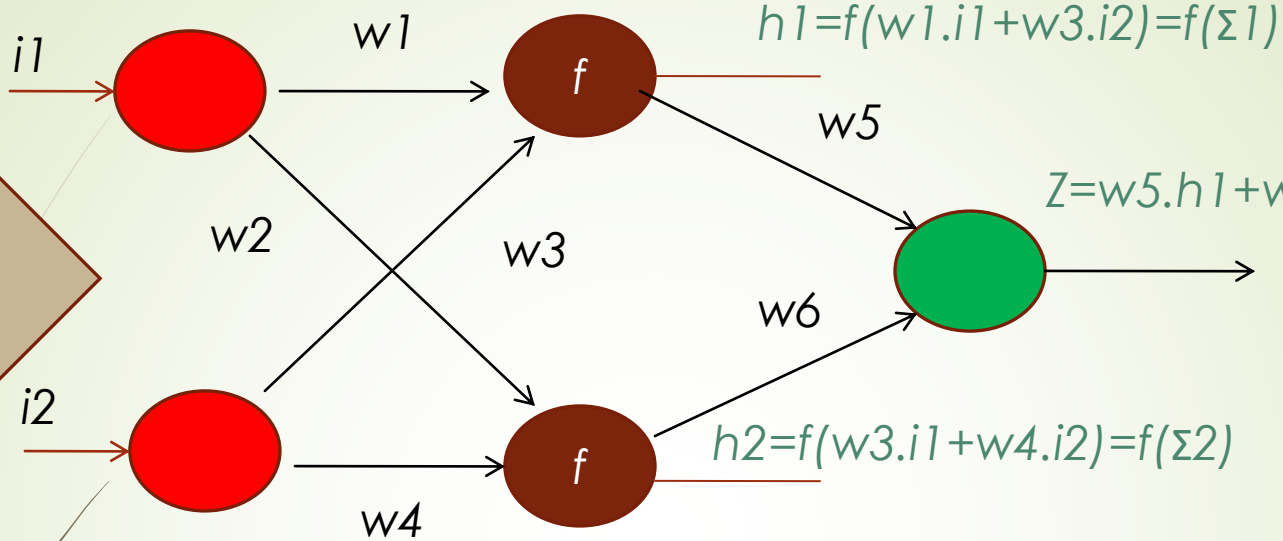
$$Wz = \begin{bmatrix} w5 \\ w6 \end{bmatrix}$$

$$Wh = \begin{bmatrix} w1 & w2 \\ w3 & w4 \end{bmatrix}$$

# Intelligence artificielle

22

Programme



$$Y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$W_z = \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{matrix} x_1 & x_2 \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} h_1(0) & h_2(0) \\ h_1(0) & h_2(1) \\ h_1(1) & h_2(0) \\ h_1(1) & h_2(1) \end{bmatrix}$$

$$W_h = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 \\ w_3 & w_4 \end{bmatrix}$$

$$Z = \begin{bmatrix} Z(0,0) \\ Z(0,1) \\ Z(1,0) \\ Z(1,1) \end{bmatrix}$$

```

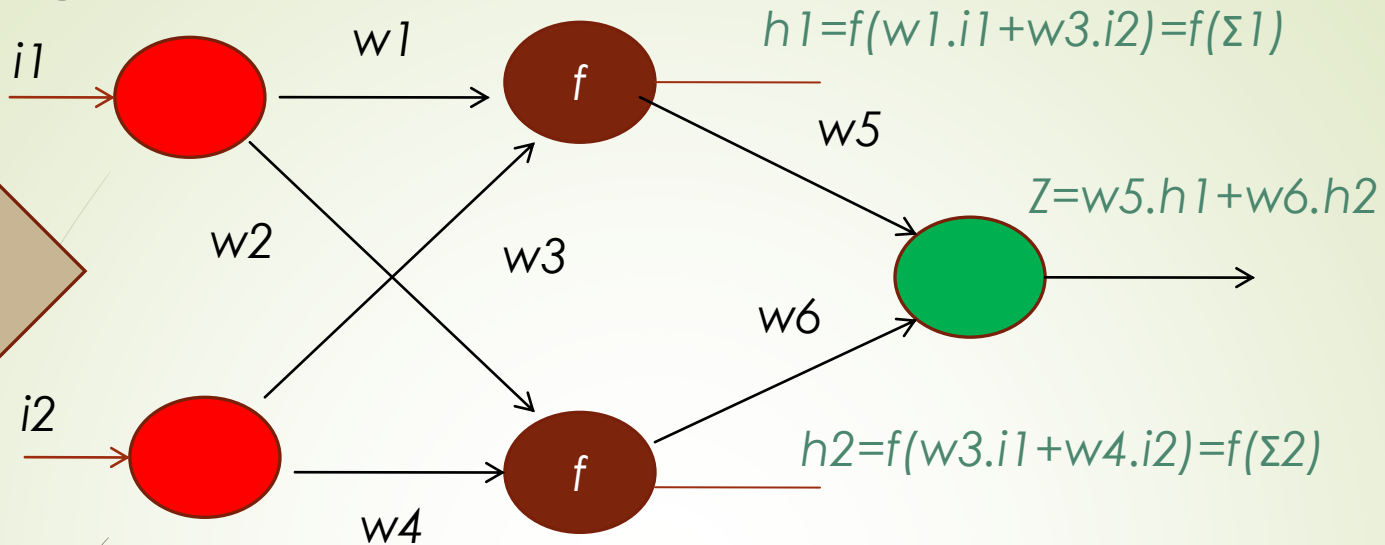
for i in range(epochs):
    H = sigmoid(np.dot(X, Wh)) # hidden layer results
    Z = np.dot(H, Wz) # output layer, no activation
    delta = Y - Z # how much we missed (error)
    dZ = delta * L # delta Z
    Wz += H.T.dot(dZ) # update output layer weights
    dH = dZ.dot(Wz.T) * Dsigmoid_(H) # delta H
    Wh += X.T.dot(dH) # update hidden layer weights
print(Z)
    
```

$$W_z += \text{mise à jour} \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix}$$

# Intelligence artificielle

23

Programme



```
import numpy as np
epochs = 20000                                # Number of iterations
inputLayerSize, hiddenLayerSize, outputLayerSize = 2, 2, 1
L = .1                                         # learning rate
X = np.array([[0,0], [0,1], [1,0], [1,1]])
Y = np.array([ [0], [1], [1], [0]])
def sigmoid (x): return 1/(1 + np.exp(-x))    # activation function
def Dsigmoid_(x): return x * (1 - x)         # derivative of sigmoid

Wh = np.random.uniform(size=(inputLayerSize, hiddenLayerSize))
Wz = np.random.uniform(size=(hiddenLayerSize, outputLayerSize))
for i in range(epochs):
    H = sigmoid(np.dot(X, Wh))                # hidden layer results
    Z = np.dot(H, Wz)                         # output layer, no activation
    delta = Y - Z                             # how much we missed (error)
    dZ = delta * L                            # delta Z
    Wz += H.T.dot(dZ)                         # update output layer weights
    dH = dZ.dot(Wz.T) * Dsigmoid_(H)         # delta H
    Wh += X.T.dot(dH)                         # update hidden layer weights
print(Z)                                     # what have we learnt?
```

Résultats pour epochs  
= 20000

```
[[-0.07183499]
 [ 0.98890334]
 [ 0.9889025 ]
 [ 0.05725415]]
```

Résultats pour epochs  
= 50000

```
[[-0.05710839]
 [ 0.99390696]
 [ 0.99390848]
 [ 0.04035901]]
```