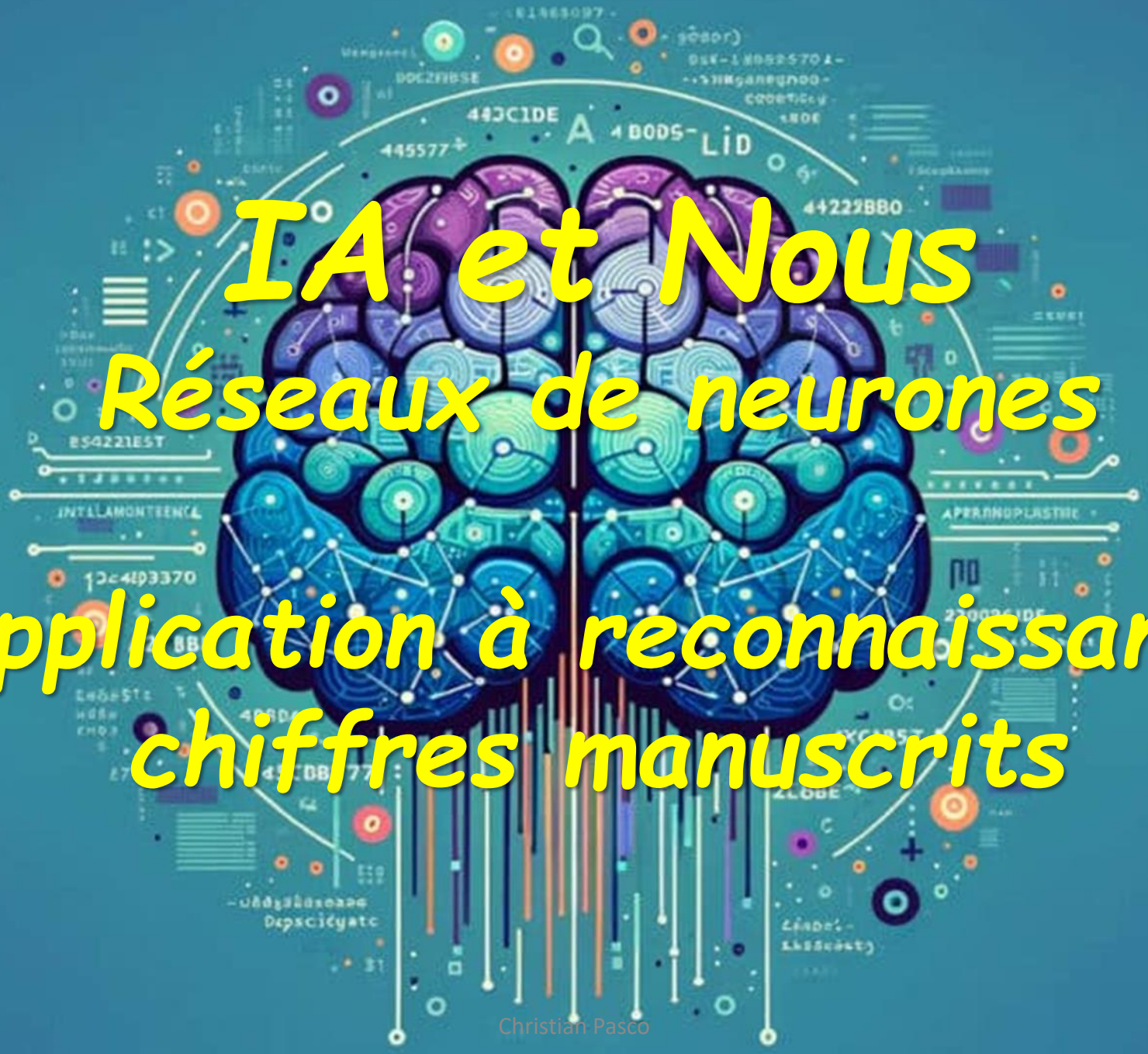


IA et Nous

Réseaux de neurones

Application à reconnaissance chiffres manuscrits

La reconnaissance de chiffres manuscrits

1. Modèle simple à 10 neurones
2. Modèle à 5 couches de neurones
3. Limites
4. Vers la Convolution

Martin Görner

Google Developer relations

@martin_gorner

plus.google.com/+MartinGorner

Sources :
Yann Lecun
Devoxx France Session 2017: Martin Gorner
https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI

Reconnaissance chiffres manuscrits

Apprentissage automatique

*Exemple classique : les chiffres manuscrits **.

Comment les reconnaître?

Dans les années 80 => Systèmes Experts

Règles :

- *Si les pixels noirs ont la forme d'une seule boucle, alors c'est un 0*
- *si deux boucles entrelacées alors c'est un 8*
- *si ligne verticale au milieu , alors c'est un 1*

***Limites vite atteintes** :*

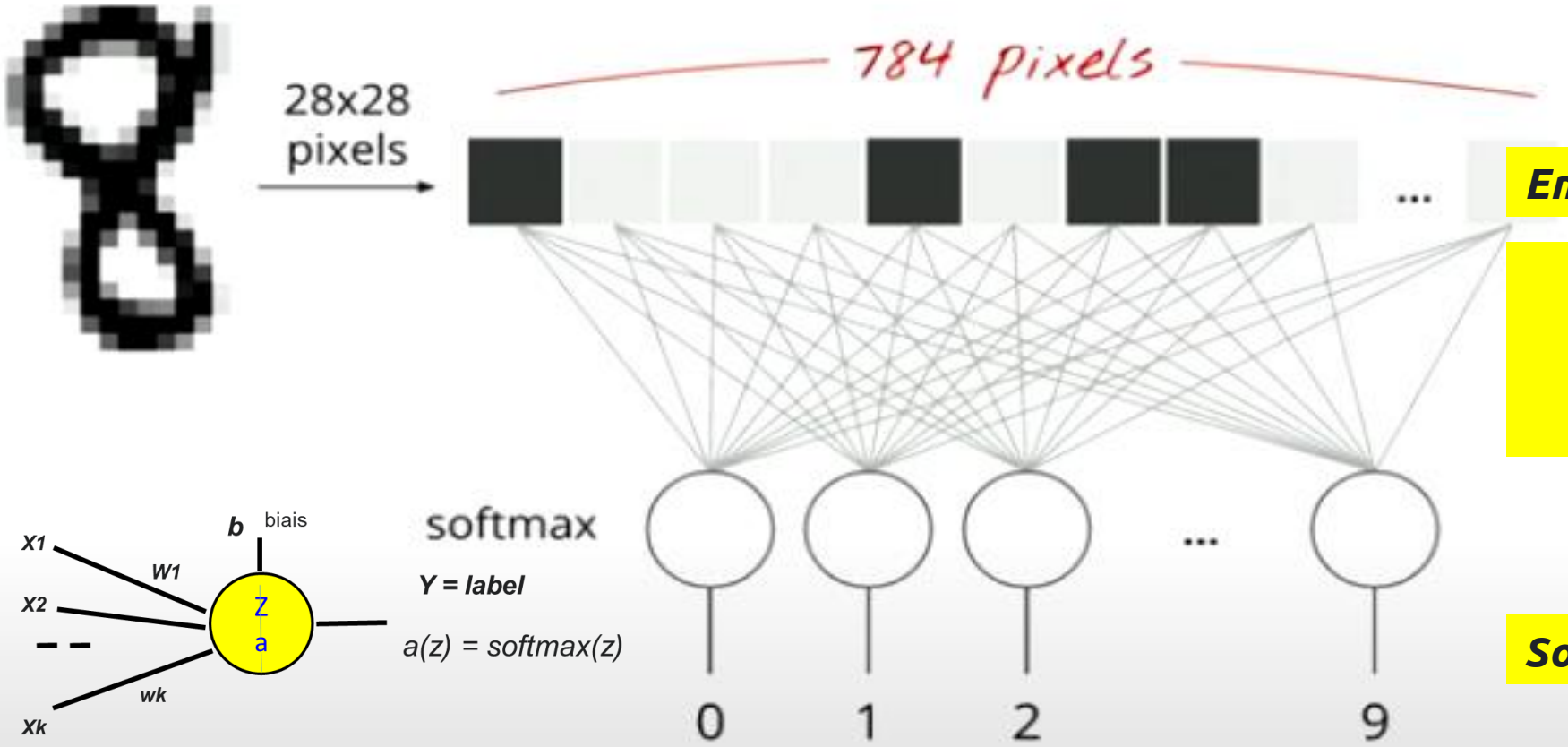
- *règles pas suffisamment précises, nécessité de définir ce qu(est une boucle, le milieu, etc…*
- *nécessité d'une infinité d'exceptions à ces règles selon l'écriture cf. exemple .*

➔ Autre méthode avec le connexionnisme

* Exemple tiré de la base de données MNIST Modified National Institute of Standards and Technology».

Modèle simple Classification Softmax

Une couche de 10 neurones
Apprentissage supervisé



Entrées : somme pondérée

$$z_j = \sum_{i=1}^{k} w_i \cdot x_i + bj$$

Sorties : Probabilités

10 neurones

Source Devox France

Fonction softmax

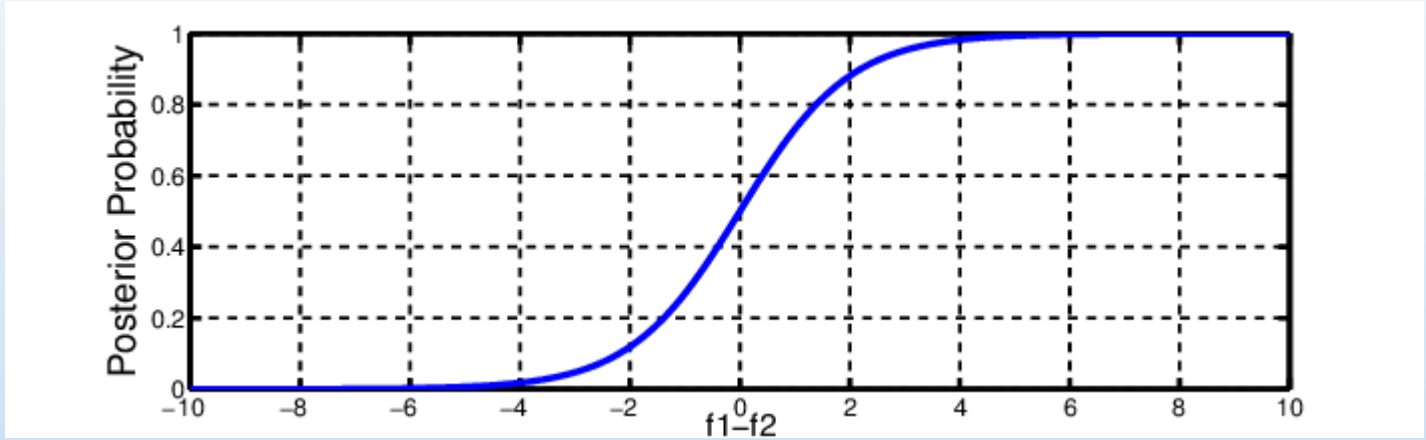
Ou fonction exponentielle normalisée

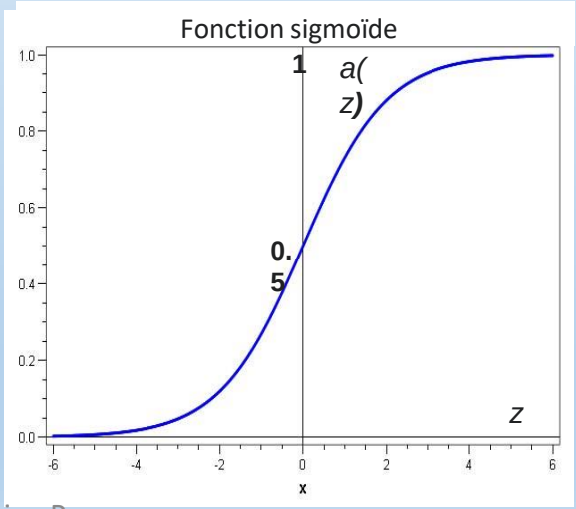
Le softmax opère sur un vecteur

$$\text{Softmax } \sigma(\vec{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{K} e^{z_j}}$$

$$\text{Sigmoid } S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Le sigmoïde opère sur un scalaire.





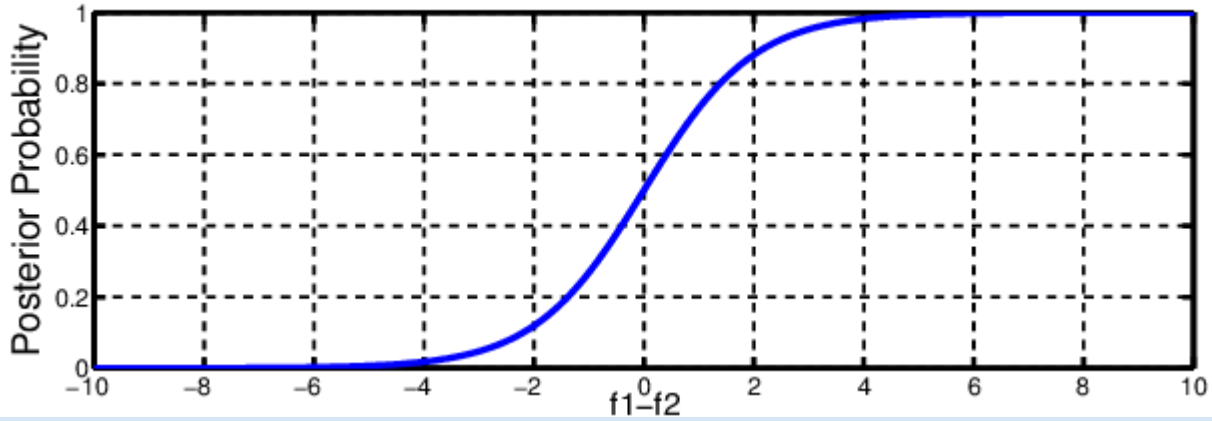
Fonction softmax

Le softmax opère sur un vecteur

$$\text{Softmax } \sigma(\vec{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{K} e^{z_j}}$$

Entrées : vecteur de k nombres réels

Sorties : vecteur de k nombres réels
>0, et dont la somme est = 1
=> ***Probabilités***



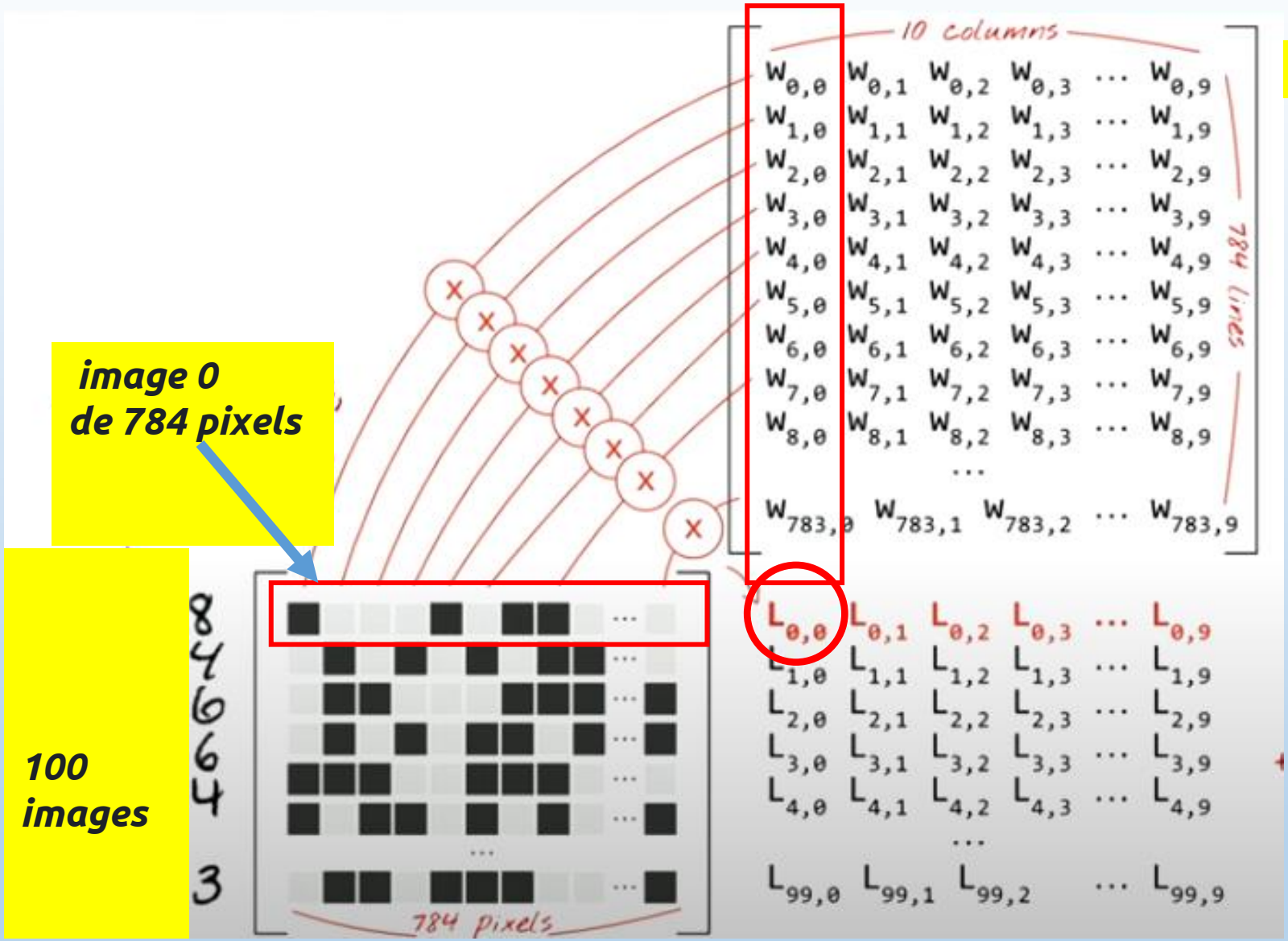
Considérons un vecteur

$$\mathbf{z} = (1\ ;\ 3\ ;\ 2,5\ ;\ 5\ ;\ 4\ ;\ 2)$$

de six nombres réels. La fonction softmax donne en sortie (tronquée à 10^{-2}) :

$$\sigma(\mathbf{z}) = (0,01; 0,08; 0,04; 0,60; 0,22; 0,03).$$

Avec 100 images



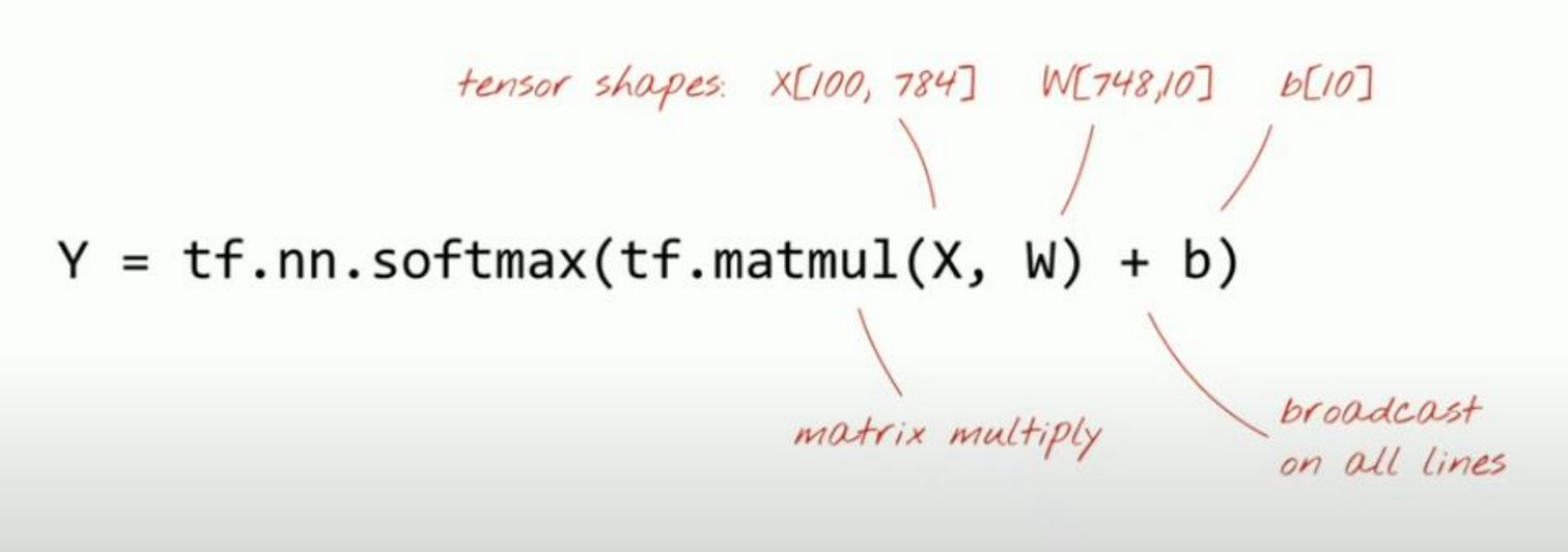
1 colonne = 1 neurone

$$L = X \cdot W + b$$

Source Devox France

Softmax

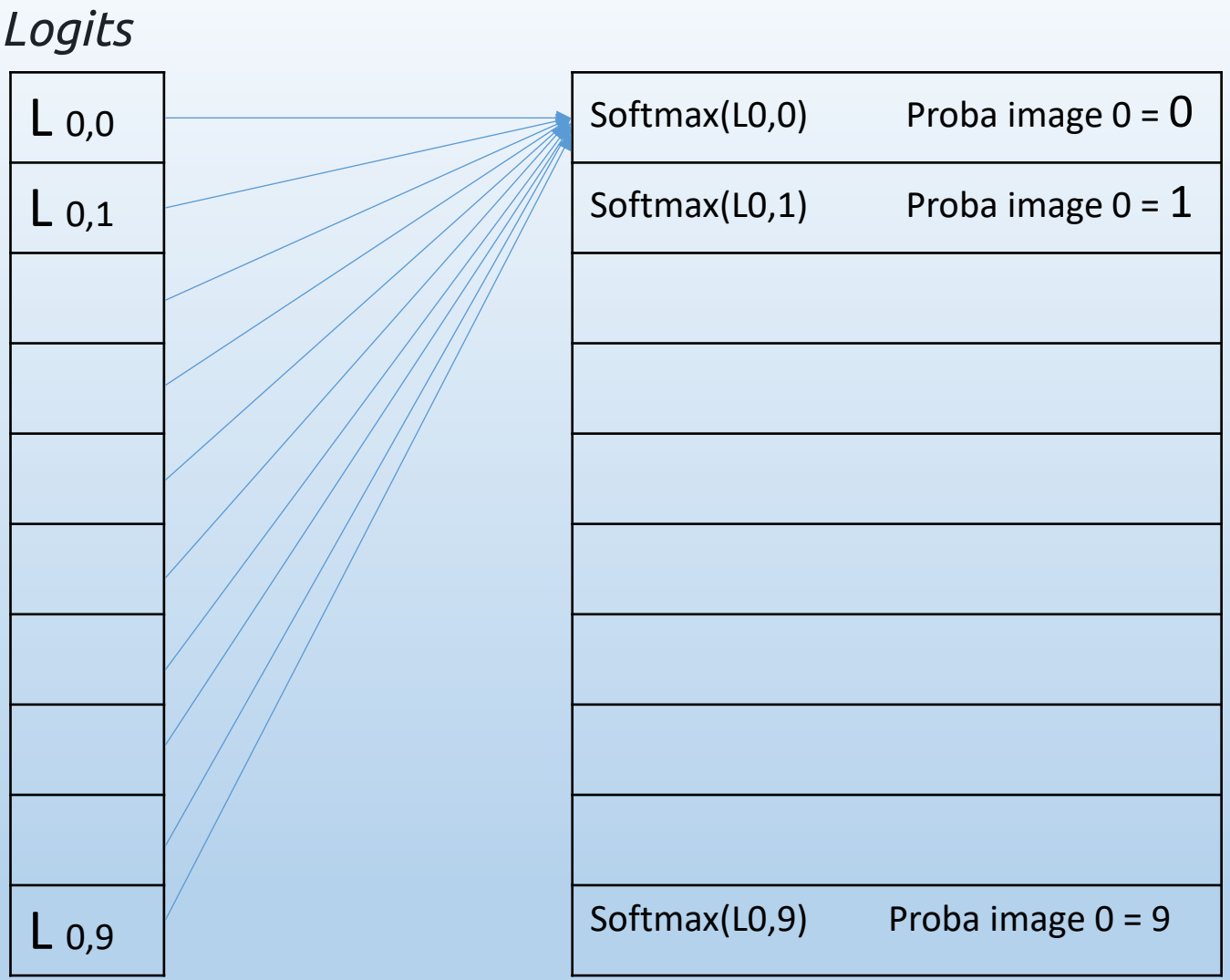
Y = softmax(L) **L = X . W + b**



Softmax

$$L = X \,.\, W + b$$

$$Y_i = softmax(L_i) = \frac{e^{L_i}}{\sum_{j=1}^{k} e^{L_j}}$$



Fonction Soft max

Illustration

Explicateur CNN

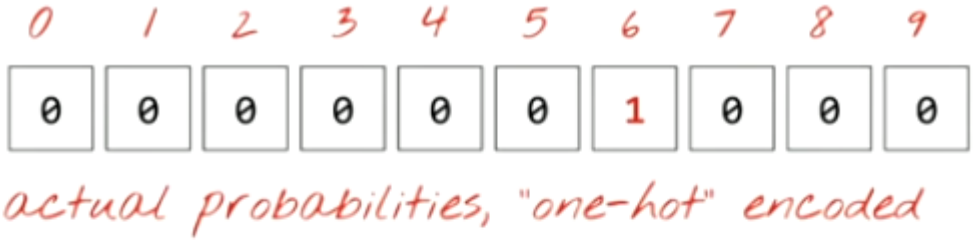
https://poloclub.github.io/cnn-explainer/

Entrainement

Source Devox France

Descente de gradient
Minimisation de la fonction de coût

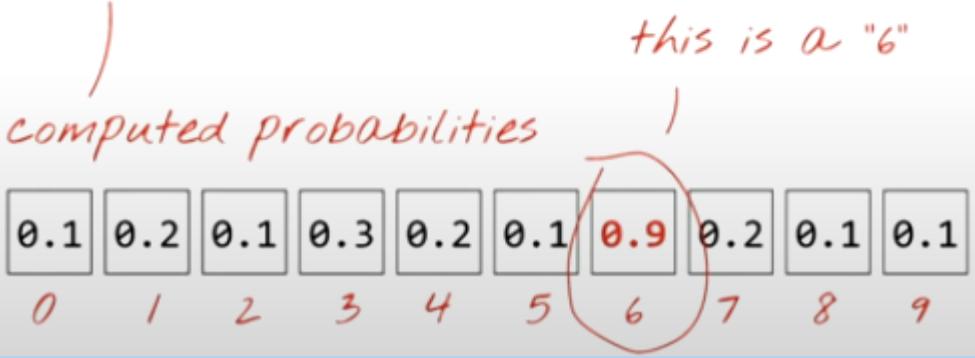
Y'_i



Fonction de coût utilisée

Cross entropy: $-\sum Y'_i . log(Y_i)$

$Y_i = softmax(L_i)$



Entrainement

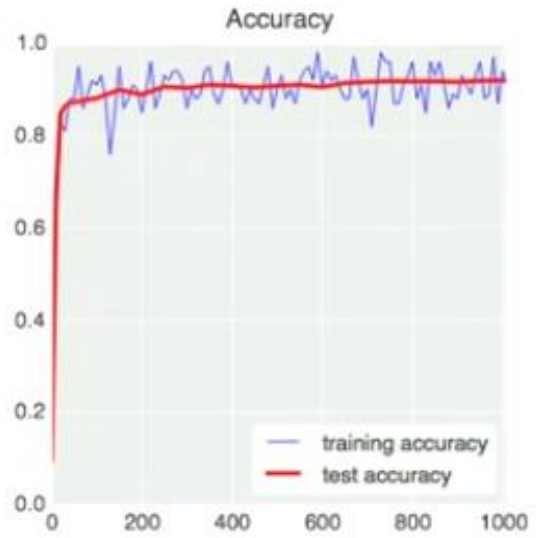
Source Devoxx France

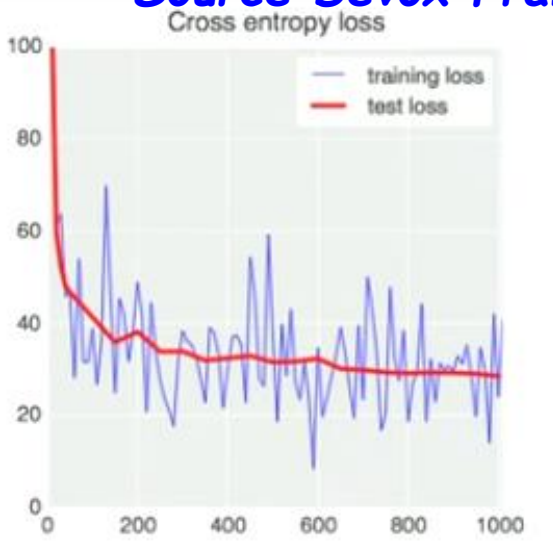
Tensorflow et l'apprentissage profond, sans les équations différentielles (Martin Görner) (youtube.com)

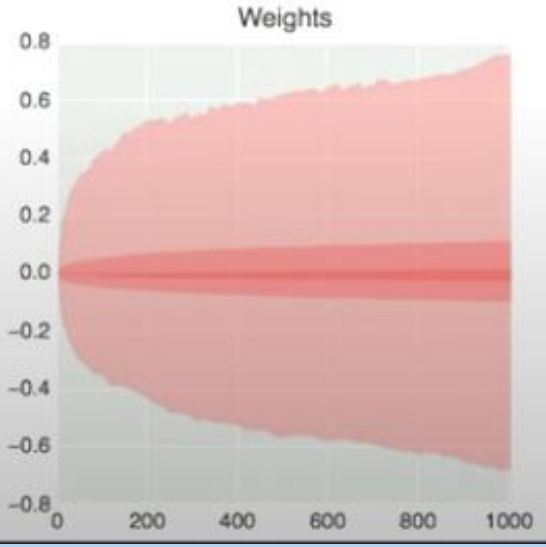
Séquence entraînement début 11'50"

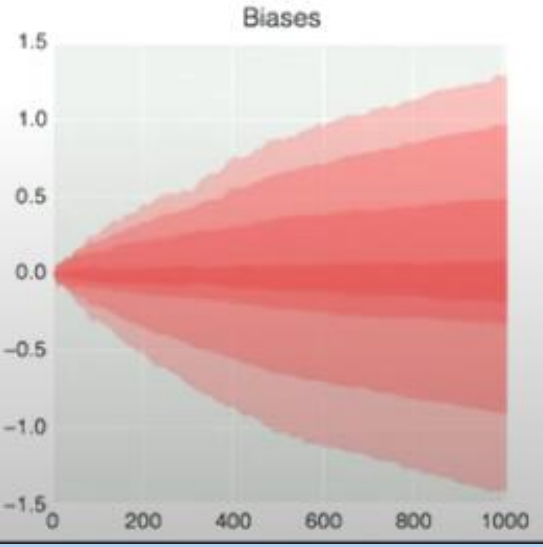
Entrainement

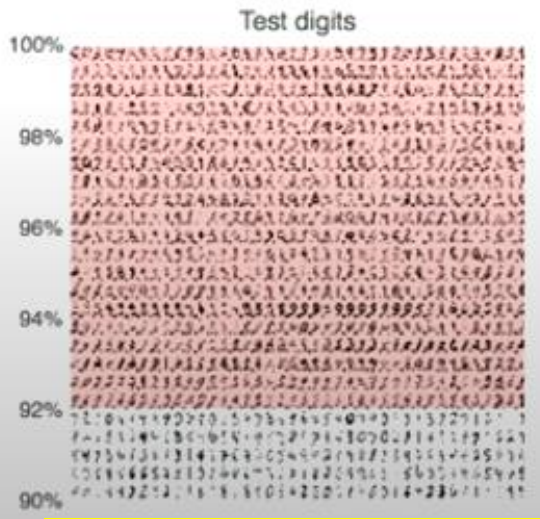
Source Devox France











Entrainement

Lots de 100 images

(60 000 chiffres d'entrainement)

Test

10 000 images non connues

Perfo du modèle 92 % !!!!

```
import tensorflow as tf

X = tf.placeholder(tf.float32, [None, 28, 28, 1])
W = tf.Variable(tf.zeros([784, 10]))
b = tf.Variable(tf.zeros([10]))

init = tf.initialize_all_variables()
```

this will become the batch size, 100

28 x 28 grayscale images

Training = computing variables W and b

```
# model
Y = tf.nn.softmax(tf.matmul(tf.reshape(X, [-1, 784]), W) + b
# placeholder for correct answers
Y_ = tf.placeholder(tf.float32, [None, 10])

# loss function
cross_entropy = -tf.reduce_sum(Y_ * tf.log(Y))

# % of correct answers found in batch
is_correct = tf.equal(tf.argmax(Y,1), tf.argmax(Y_,1))
accuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(is_correct, tf.float32))
```

flattening images

"one-hot" encode

"one-hot" decoding

```
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.003)
train_step = optimizer.minimize(cross_entropy)
```

Taux d'apprentissage

Source Devoxx France

Source Devox France

Exécution

```
sess = tf.Session()
sess.run(init)

for i in range(1000):
    # load batch of images and correct answers
    batch_X, batch_Y = mnist.train.next_batch(100)
    train_data={X: batch_X, Y_: batch_Y}

    # train
    sess.run(train_step, feed_dict=train_data)

    # success ?
    a,c = sess.run([accuracy, cross_entropy], feed_dict=train_data)

    # success on test data ?
    test_data={X: mnist.test.images, Y_: mnist.test.labels}
    a,c = sess.run([accuracy, cross_entropy], feed=test_data)
```

running a Tensorflow computation, feeding placeholders

Tip: do this every 100 iterations

Affichage Perfo, a et c

Source Devox France

initialisation

```
import tensorflow as tf
```

```
X = tf.placeholder(tf.float32, [None, 28, 28, 1])
W = tf.Variable(tf.zeros([784, 10]))
b = tf.Variable(tf.zeros([10]))
init = tf.initialize_all_variables()
```

model

```
# model
Y=tf.nn.softmax(tf.matmul(tf.reshape(X,[-1, 784]), W) + b)

# placeholder for correct answers
Y_ = tf.placeholder(tf.float32, [None, 10])
```

success metrics

```
# loss function
cross_entropy = -tf.reduce_sum(Y_ * tf.log(Y))

# % of correct answers found in batch
is_correct = tf.equal(tf.argmax(Y,1), tf.argmax(Y_,1))
accuracy = tf.reduce_mean(tf.cast(is_correct,tf.float32))
```

training step

```
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.003)
train_step = optimizer.minimize(cross_entropy)
```

```
sess = tf.Session()
sess.run(init)

for i in range(10000):
        # load batch of images and correct answers
        batch_X, batch_Y = mnist.train.next_batch(100)
        train_data={X: batch_X, Y_: batch_Y}

        # train
        sess.run(train_step, feed_dict=train_data)

        # success ? add code to print it
        a,c = sess.run([accuracy, cross_entropy], feed=train_data)

        # success on test data ?
        test_data={X:mnist.test.images, Y_:mnist.test.labels}
        a,c = sess.run([accuracy, cross_entropy], feed=test_data)
```

Run

Deep Learning
Modèle à 5 couches

Martin Görner

Google Developer relations

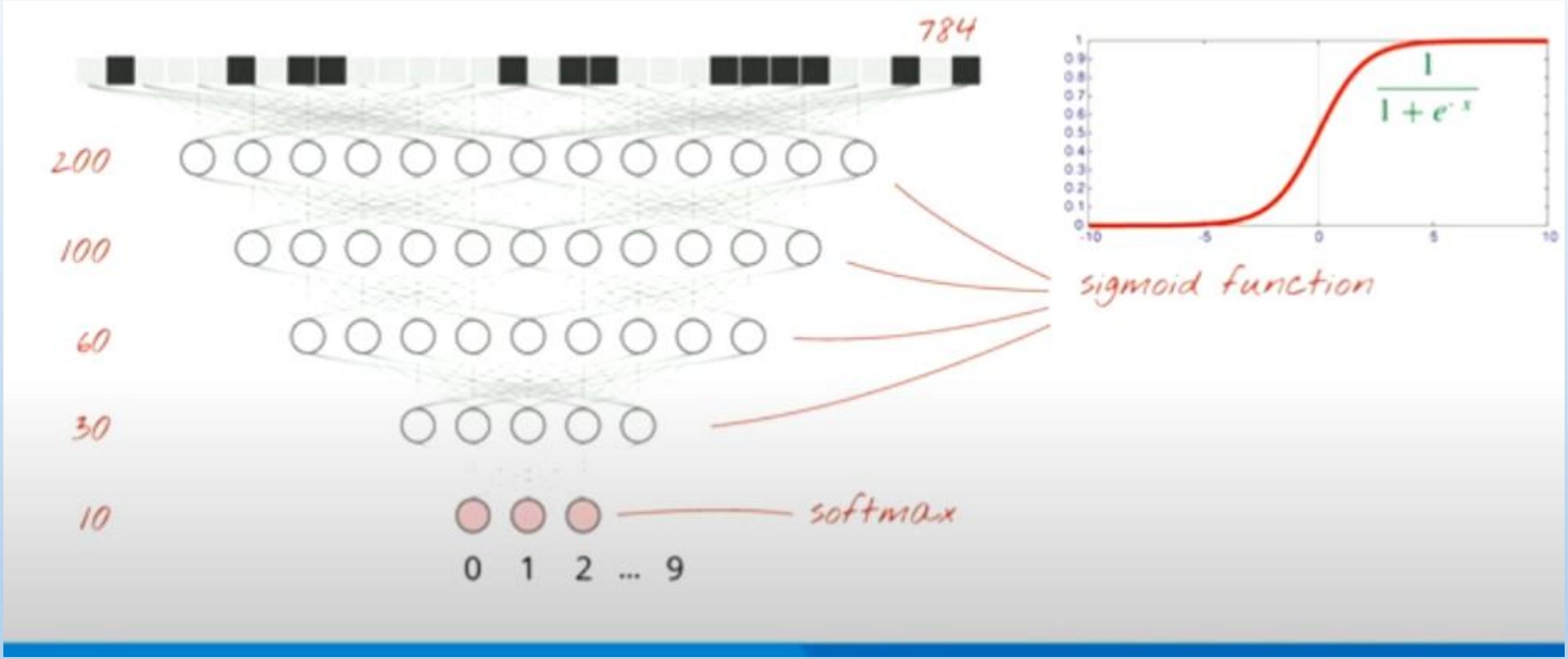
@martin_gorner

plus.google.com/+MartinGorner

Sources :
Yann Lecun
Devoxx France : Martin Gorner
https://www.youtube.com/watch?v=BtAVBeLuigI

Deep learning

Modèle à 5 couches entièrement connectées FC



Modèle à 5 couches

Source Devoxx France

TensorFlow - the model

weights and biases

```
X = tf.reshape(X, [-1, 28*28])

Y1 = tf.nn.sigmoid(tf.matmul(X, W1) + B1)
Y2 = tf.nn.sigmoid(tf.matmul(Y1, W2) + B2)
Y3 = tf.nn.sigmoid(tf.matmul(Y2, W3) + B3)
Y4 = tf.nn.sigmoid(tf.matmul(Y3, W4) + B4)
Y = tf.nn.softmax(tf.matmul(Y4, W5) + B5)
```

Entrainement

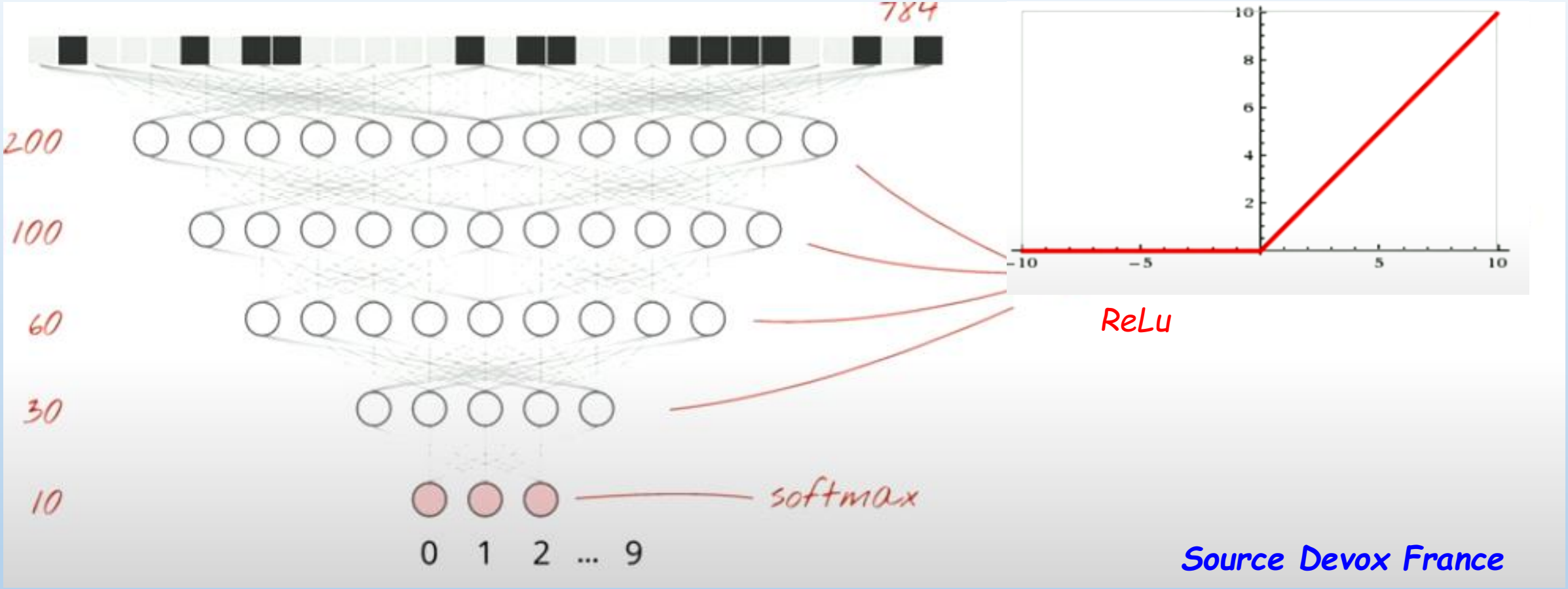
Source Devoxx France

Tensorflow et l'apprentissage profond, sans les équations différentielles (Martin Görner) (youtube.com)

Séquence entraînement début 33'50"

Deep learning

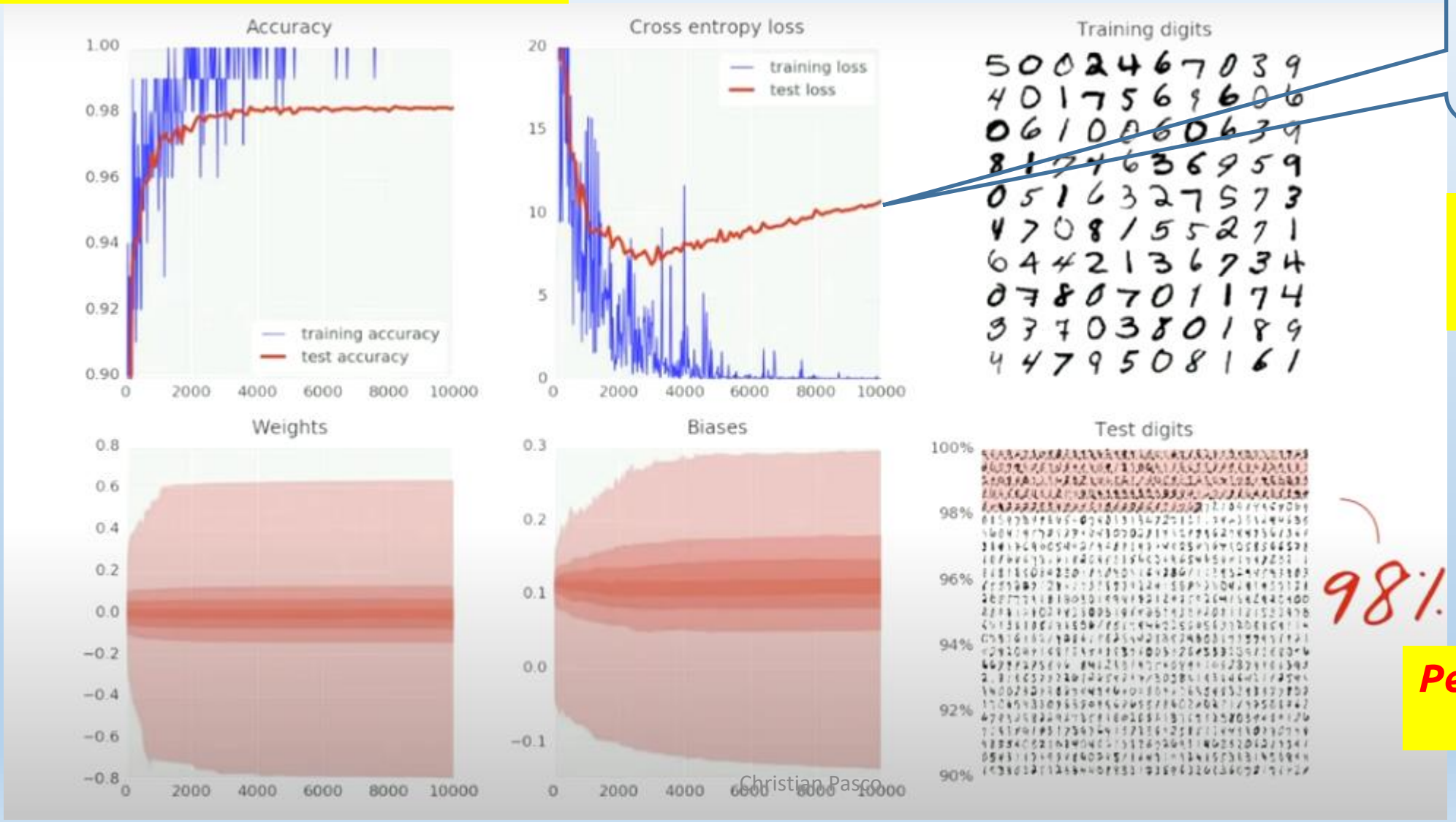
Modèle à 5 couches entièrement connectées FC



Modèle à 5 couches

Source Devoxx France 2017

Perfo du modèle 100 % sur entrainement



Overfitting

Trop de neurones

Perfo stagne

Difficultés

Overfitting

Performances

Lenteur apprentissage

Sensibilité à la translation

Comment améliorer ?

Réflexion :

Dans les années 80 => ***Systèmes Experts***

Règles :

- *Si les pixels noirs ont la forme d'une seule boucle, alors c'est un 0*
- *si deux boucles entrelacées alors c'est un 8*
- *si ligne verticale au milieu , alors c'est un 1*

Or, dans nos modèles nous prenons en entrée les valeurs des pixels sans tenir compte des caractéristiques, des formes etc.

Comment reconnaître et utiliser ces informations ?

Les réseaux convolutifs