# Reconnaissance du code postal sur une enveloppe

PROBLÉMATIQUE : COMMENT PEUT-ON DÉVELOPPER UN PROGRAMME PERMETTANT D'OBTENIR LE CODE POSTAL INSCRIT SUR UNE ENVELOPPE À PARTIR DE SA PHOTO ?

Mousieur Pierre MARQUÉ
Saint Rene
Saint EVRAN

#### Plan:

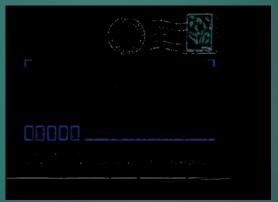
- I Récupération des chiffres sur une photo d'enveloppe
- II Méthodes de reconnaissances d'images
   Classifiation Bayesienne
   Perceptron multicouche
   Deep Belief Network

### Présentation de l'algorithme

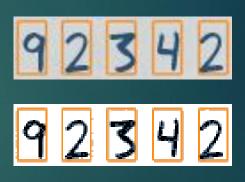












92342

92342



#### Détection de contour







#### Détection de contour par opérateur de Sobel















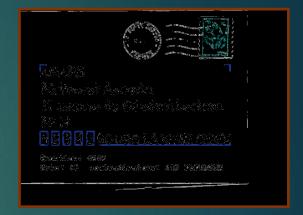
Module

I – Récupération des chiffres sur une photo d'enveloppe

### Filtrage sur les couleurs







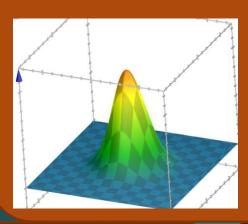




I – Récupération des chiffres sur une photo d'enveloppe

### Lissage

#### Filtre gaussien



$$exp\left(-\left(\frac{x^2+y^2}{2\,\sigma^2}\right)\right)$$

Exemple pour  $\sigma = 1.6$ 

$$M = \frac{1}{103} \begin{pmatrix} 10 & 12 & 10 \\ 12 & 15 & 12 \\ 10 & 12 & 10 \end{pmatrix}$$

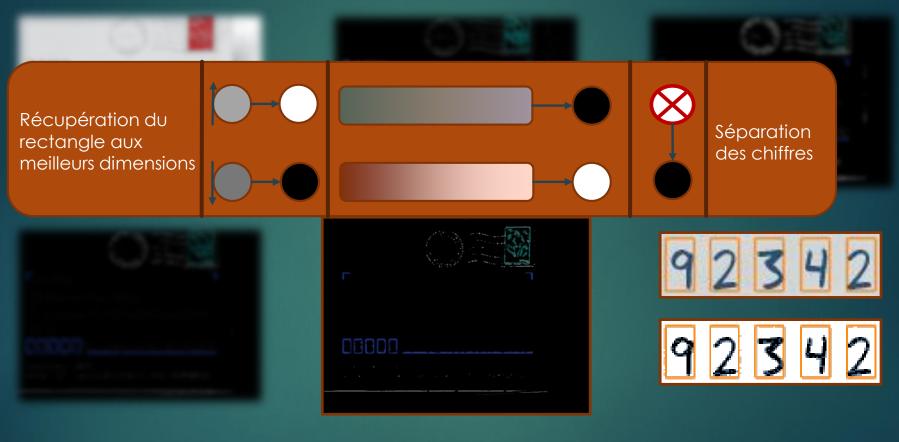








### Fin de l'algorithme



92342 92342

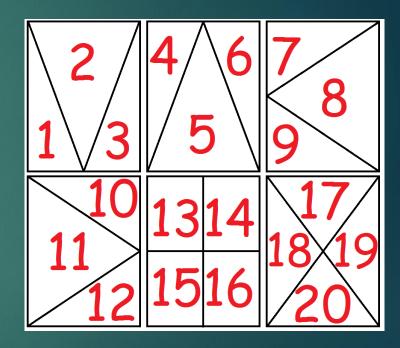


### Variables caractéristiques



- Profil orienté (PFO)
- Profil gauche (PFG
- Profil droit (PFD)

Total de 100 variables :  $X_1, X_2, ... X_{100}$  dans  $[0, 1]^{100}$ 



### Classification naïve Bayésienne

C variable de classe dans [0,9]. Les  $X_i$  sont indépendants.

Formule de Bayes : 
$$\mathbb{P}(C = k \mid X_1 ... X_{100}) = \frac{\mathbb{P}(C=k)}{\mathbb{P}(X_1 ... X_{100})} \prod_{i=1}^{100} \mathbb{P}(X_i \mid C=k)$$

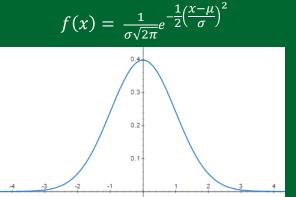


Calcul des  $X_i$ 

Calcul des  $\mathbb{P}(C = k \mid X_1 \dots X_{100})$ 

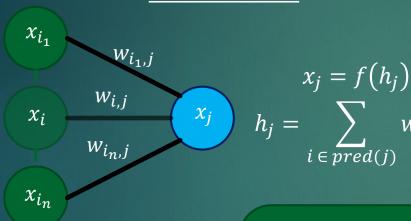
Renvoie de la valeur k pour laquelle  $\mathbb{P}(C = k \mid X_1 \dots X_{100})$  est maximale.

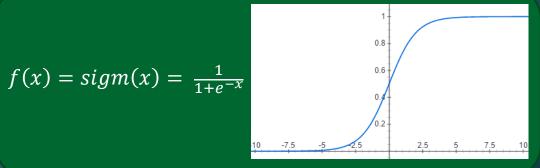
Modélisation : loi normale

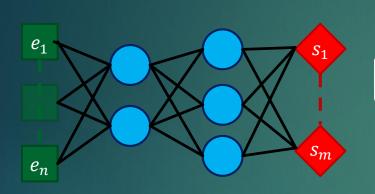


Résultat : 65,19%

#### Un neurone







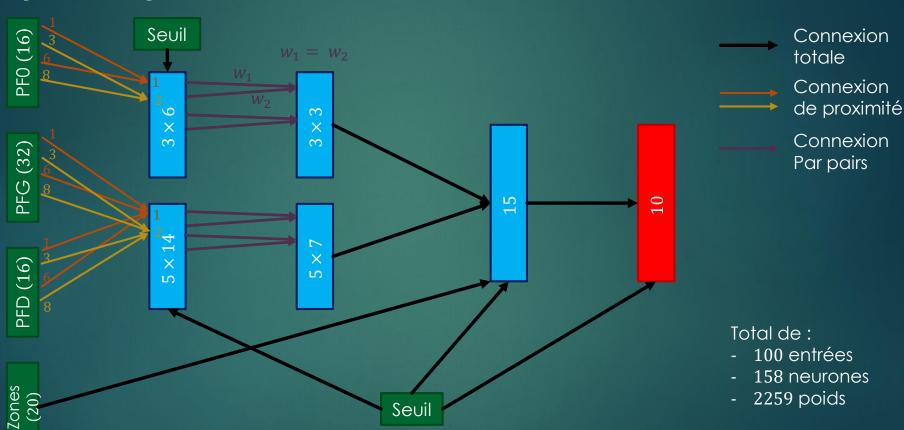
Obtention de e et de la sortie attendue a.

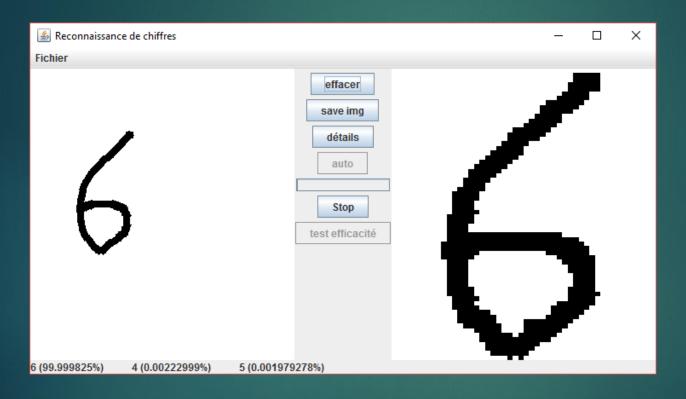
Mise à jour des valeurs des neurones jusqu'à obtenir s.

Erreur quadratique : 
$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{m} (s_j - a_j)^2$$

Calcul de E, mise à jour des poids pour faire diminuer E.

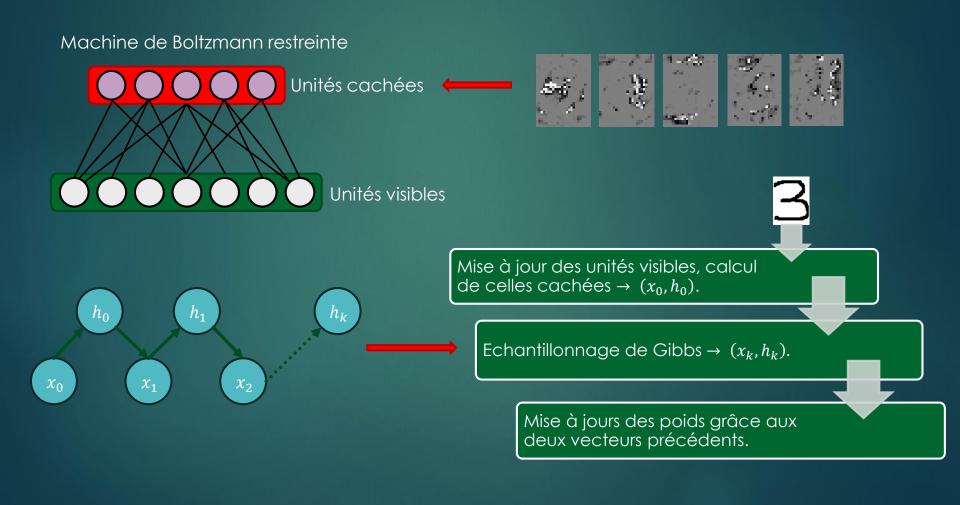
Mise à jour des poids : 
$$w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}}$$



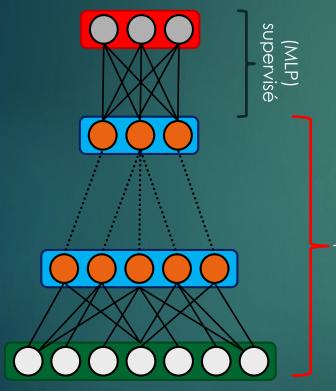


Résultat : 99,76%  $e_Q=2,07$ 

# Deep Belief Network (DBN)



# Deep Belief Network (DBN)



1achines de Boltzmann non supervisé



Résultat : 97,21%  $e_0 = 31,37$ 

### Conclusion

enveloppes	Réseau bayésien : N	$(MLP): e_Q$	(DBN): $e_Q$
1	2	0,0036	0,84
2	2	0,033	3,2
3	2	0,021	0,00040
4	3	0,00054	0,18
5	erreur	erreur	erreur
6	0	3,3	3,8
7	2	1,0	2,5
8	2	1,9	2,1
9	2	0,000019	1,2
10	2	0,00035	2,3
11	0	0,00033	0,22
12	4	0,012	0,039
13	2	0,0056	2,0
14	1	0,000049	1,3
15	3	1,5	0,31
16	4	1,4	0,013
17	2	0,044	1,5
18	5	0,00032	0,00031
moyenne	N = 2,2	$N = 4.7 \ e_Q = 0.012$	$N = 3.9 \ e_Q = 0.28$

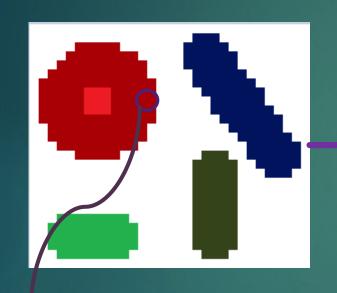
13 6

N = 5 N = 4 N = 3 N = 2 N = 1N = 0

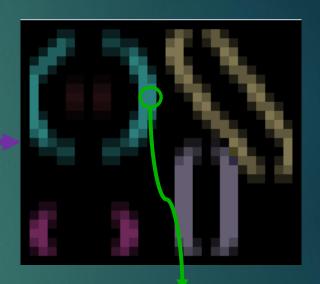
### Programme final

Reconnaissance de code postal : enveloppe18.jpg - aze.net				_#		×			
	Ouvrir Image	Choisir Réseau	Obtenir Images	Résultats					
5 2 7 5 9									
( 99.75387 97.907845 95.76867 78.090744 99.7454 )									
Clémence L'Espérance Régie des Rentes du Auébec Case postale 5200 Québec G1K 759 52759 (Québec)									
CANADA									
5	2	? 7	2 5	S	9				

#### Matrice de convolution



$$\frac{1}{4} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$



V: 0

B: 4

$$\frac{1}{4} \begin{pmatrix} -168 + 0 \times 168 + 255 \\ -2 \times 168 + 0 \times 168 + 2 \times 255 \\ -168 + 0 \times 168 + 255 \end{pmatrix}$$

### Erreur (MLP)

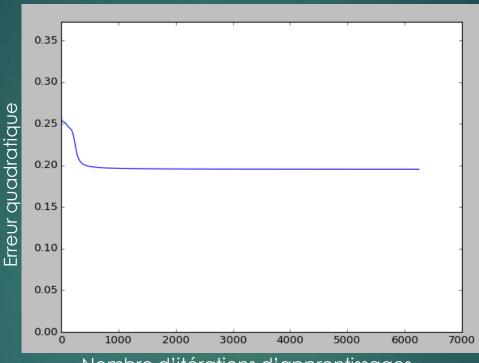
On cherche la dérivée de l'erreur par rapport à  $w_{i,j}$ :  $\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial h_j} \frac{\partial h_j}{\partial w_{i,j}} = \delta_j x_i$  où  $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial h_j} = \frac{\partial E}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial h_j}$ 

Pour la couche de sortie on a alors :  $\delta_j = (x_j - a_j) f'(h_j)$ 

Sinon on a: 
$$\delta_j = \left(\sum_{k \in succ(j)} \frac{\partial E}{\partial h_k} \frac{\partial h_k}{\partial x_j}\right) f'(h_j) = \left(\sum_{k \in succ(j)} w_{i,j} \delta_k\right) f'(h_j)$$

En prenant f = sigm on obtient : f' = sigm' = sigm (1 - sigm) soit  $f'(h_j) = x_j (1 - x_j)$ 

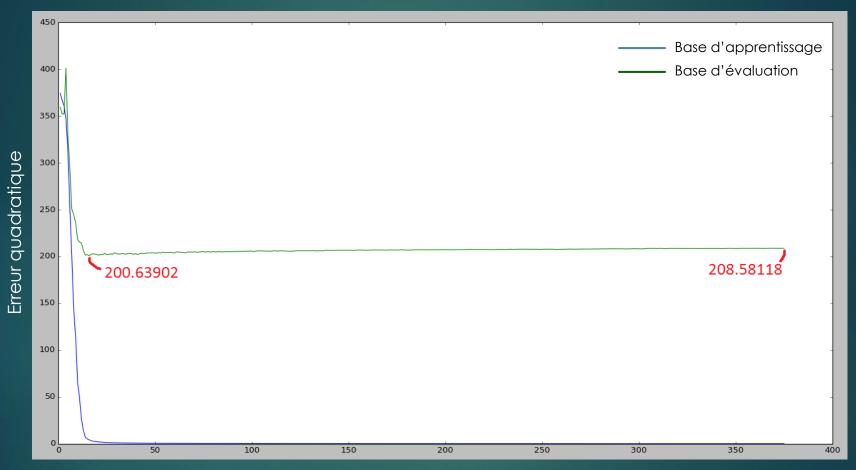
### Inertie (moment)



Nombre d'itérations d'apprentissages

$$\begin{array}{c} \text{Solution:} \\ w_{i,j}(t+1) \leftarrow w_{i,j}(t) + \Delta w_{i,j}(t) + \lambda \Delta w_{i,j}(t-1) \\ \\ \lambda \, \epsilon \, [0,1] \end{array}$$

### Surapprentissage



Nombre d'itérations d'apprentissages (en milliers)

### Génération d'exemples

7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
test3.png	test4.png	test5.png	test6.png	test7.png	test8.png	test9.png	test10.png	test11.png	test12.png
test13.png	test14.png	test15.png	test16.png	test17.png	test18.png	test19.png	test20.png	test21.png	test22.png
7	7	7	7	3	3	$\mathcal{F}$	$\mathcal{J}$	$\mathcal{J}$	7
test23.png	test24.png	test25.png	test26.png	test27.png	test28.png	test29.png	test30.png	test31.png	test32.png
$\mathcal{F}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$ \mathcal{I} $	$ \mathcal{I} $	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$
test33.png	test34.png	test35.png	test36.png	test37.png	test38.png	test39.png	test40.png	test41.png	test42.png
$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathcal{I}$	$\mathbf{Z}$	$\mathbf{Z}$	$\mathcal{I}$	$\mathbf{Z}$	$\mathbf{Z}$	3
test43.png	test44.png	test45.png	test46.png	test47.png	test48.png	test49.png	test50.png	test51.png	test52.png
2	2	2	2	2	2	7	2	2	2
test53.png	test54.png	test55.png	test56.png	test57.png	test58.png	test59.png	test60.png	test61.png	test62.png

