



# Soutenance de stage

Thomas Rolland

Master IARF  
Université Toulouse 3



# Statistical methods vs. Neural networks

*Comparison of methods for learning units  
using Dictionary Learning and Sparse Coding  
vs Auto-encoders*

Thomas Pellegrini - SAMoVA  
Adrian Basarab - MINDS

---



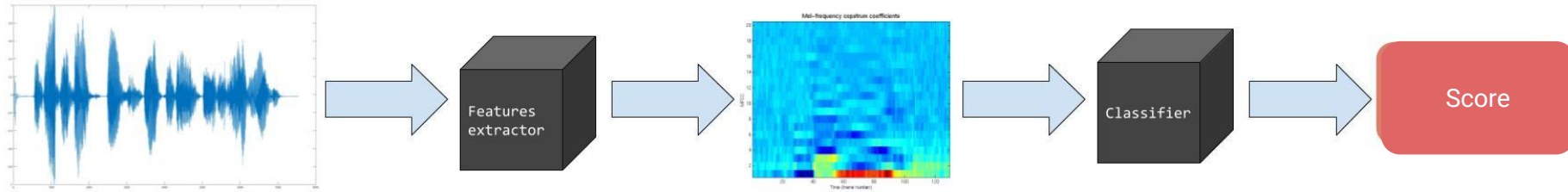
# Equipe SAMoVA

Le groupe SAMoVA concentre ses activités de recherche principalement sur les contenus audiovisuels. Affilié au Thème 1: Analyse et synthèse de l'information de l'IRIT.

Leurs travaux sont appliqués sur différents types de contenu pour différents types d'applications telles que:

- Analyse structurée du contenu audiovisuel
- Analyse du contenu oral
- analyse de la voix pathologique
- ...

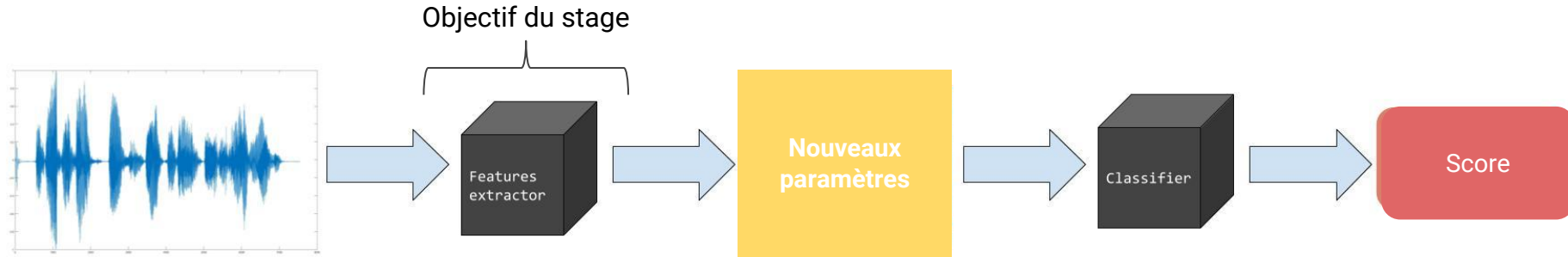
# Contexte



Reconnaissance de forme d'un signal:

1. Extraction des paramètres
2. Classification des paramètres

# Contexte



Reconnaissance de forme d'un signal:

1. Extraction des paramètres
2. Classification des paramètres

# Nos objectifs

## Objectif 1

### **Etat de l'art**

Réaliser un état de l'art sur les différentes méthodes Statistiques et Deep learning dans l'extraction de paramètres

## Objectif 2

### **Resultats de classification**

Utiliser les différentes méthodes choisies pour obtenir les résultats de reconnaissance sur les nouveaux paramètres

## Objectif 3

### **Comparaison**

Comparer les résultats des différentes méthodes, Statistique et Deep learning.

# Classification - MNIST



Base de données composée de chiffres écrits à la main, de taille (28x28) avec

- 50 000 images pour l'entraînement
- 10 000 images pour le test

- 10 Classes  $\{0, 1, 2, 3, \dots, 8, 9\}$

Nous allons utiliser comme classifieurs:

- K-means (non supervisé)
- SVM (supervisé)

# Partie I

# Méthodes Statistiques

---

1. **Méthodes Statistique**
  - a. **Sparse Coding**
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. Deep Learning
  - a. AutoEncoder
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# Sparse Coding

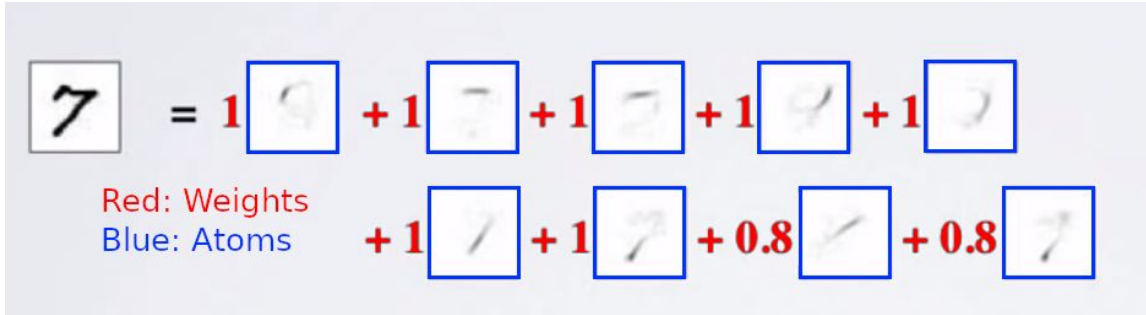


# Sparseland

Hypothèse "Sparseland" [1]:

- *Tout signal est structuré*

Tout signal peut-être reconstruit comme une combinaison linéaire parcimonieuse (*Sparse code*) d'éléments structurants (*atomes*) contenus dans un dictionnaire.



# Apprentissage et test

## Apprentissage

Durant la phase d'apprentissage nous apprenons [2]:

- Le dictionnaire (**Dictionary Learning**)
  - On fixe les coefficients
  - On cherche le Dictionnaire
  - On fixe le Dictionnaire
  - On cherche les coefficients (**Sparse coding**)

## Test

Durant la phase de test nous calculons uniquement les coefficients parcimonieux donc l'étape de **Sparse Coding**.

# Sparse Coding Traditionnel

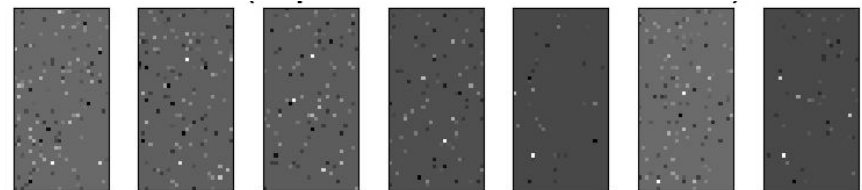
Original



Reconstruction



Coefficients sparse



Résultat de classification sur MNIST:

- K-means: 0.13
- SVM: 0.90

Dans un cadre non supervisé les résultats de classification ne sont pas bons.

1. **Méthodes Statistique**
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD**
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. Deep Learning
  - a. AutoEncoder
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# Label-Consistent K-SVD

# Label-Consistent K-SVD [3]

Atom \ Signal	signal 1	signal 2	signal 3	signal 4	signal 5
k1	0	1	0	1	0
k2	0	1	0	1	0
k3	1	0	1	0	0
k5	1	0	1	0	0
k6	0	0	0	0	1
k7	0	0	0	0	1
k8	0	0	0	0	0

Matrice Q

L'idée est d'apprendre une matrice A tel que:

$$\min_{A\gamma} \|Q - A\gamma\|_2^2$$

Avec:

- Q une matrice discriminante
- $A\gamma$  les nouveaux paramètres discriminants

# Label-Consistent K-SVD [3]

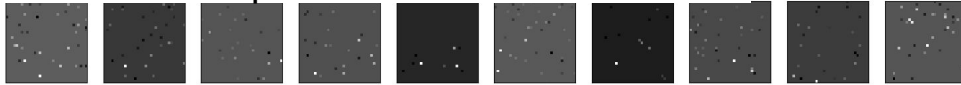
Original



Reconstruction



Coefficients sparse



Coefficients discriminative ( $A * \text{Coefficients}$ )



Résultat de classification sur MNIST:

- K-means: 0.78
- SVM: 0.91

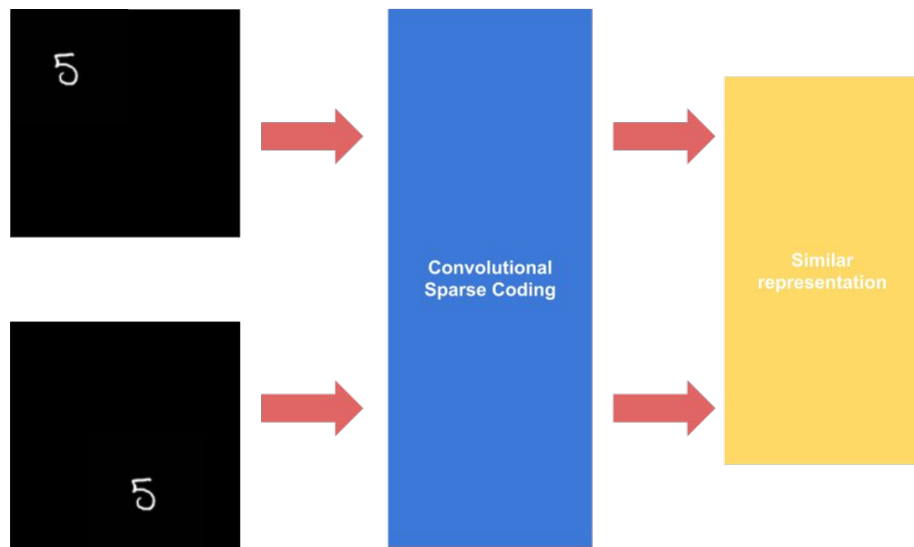
Néanmoins, ces méthodes ne fonctionnent pas sur de la parole car un motif n'est pas toujours au même emplacement dans le signal.

1. **Méthodes Statistique**
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding**
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. Deep Learning
  - a. AutoEncoder
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# Convolutional Sparse Coding

# Convolutional Sparse Coding

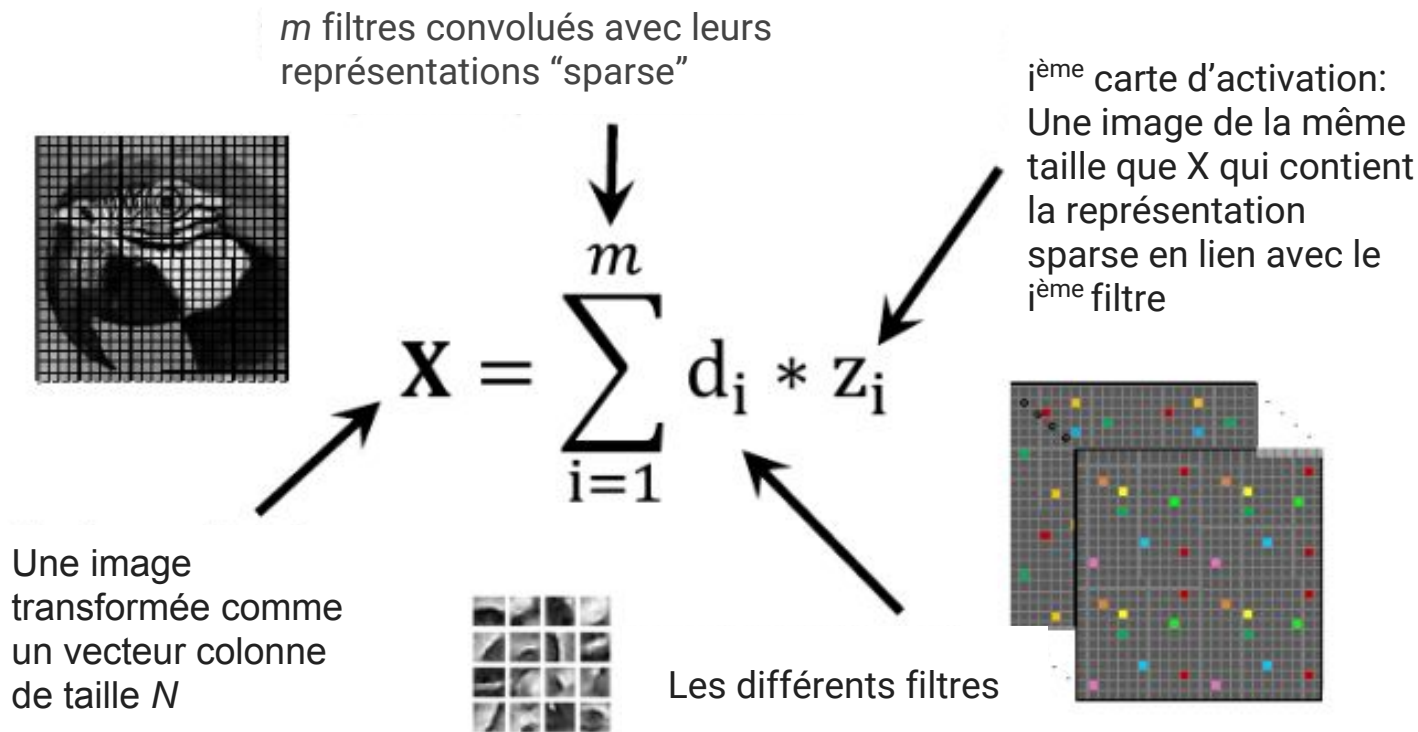
## Idée



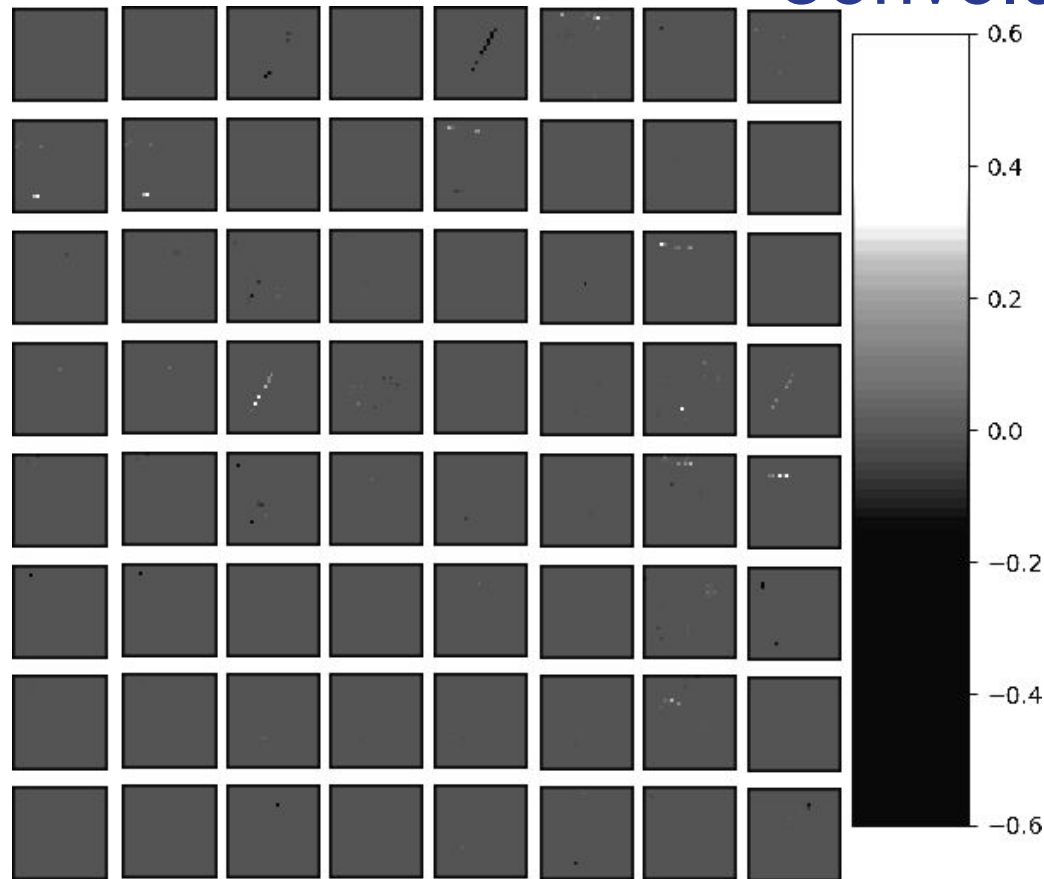
Pour un même motif, peu importe son emplacement dans le signal, il faut que les paramètres (représentations) en sortie soient similaires.



# Convolutional Sparse Coding[4]

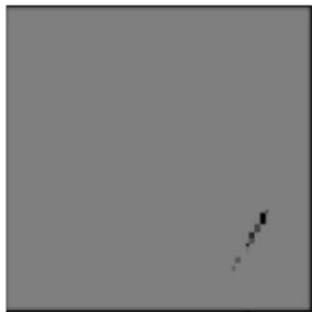
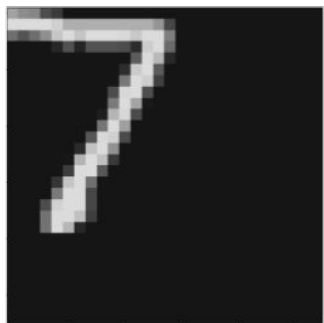


# Convolutional Sparse Coding



Ici l'utilisation du Convolutional Sparse Coding permet d'obtenir des cartes d'activation (ici pour un chiffre 7), néanmoins nous observons qu'il y a encore la présence du problème du déplacement du motif dans les cartes d'activation.

# Convolutional Sparse Coding

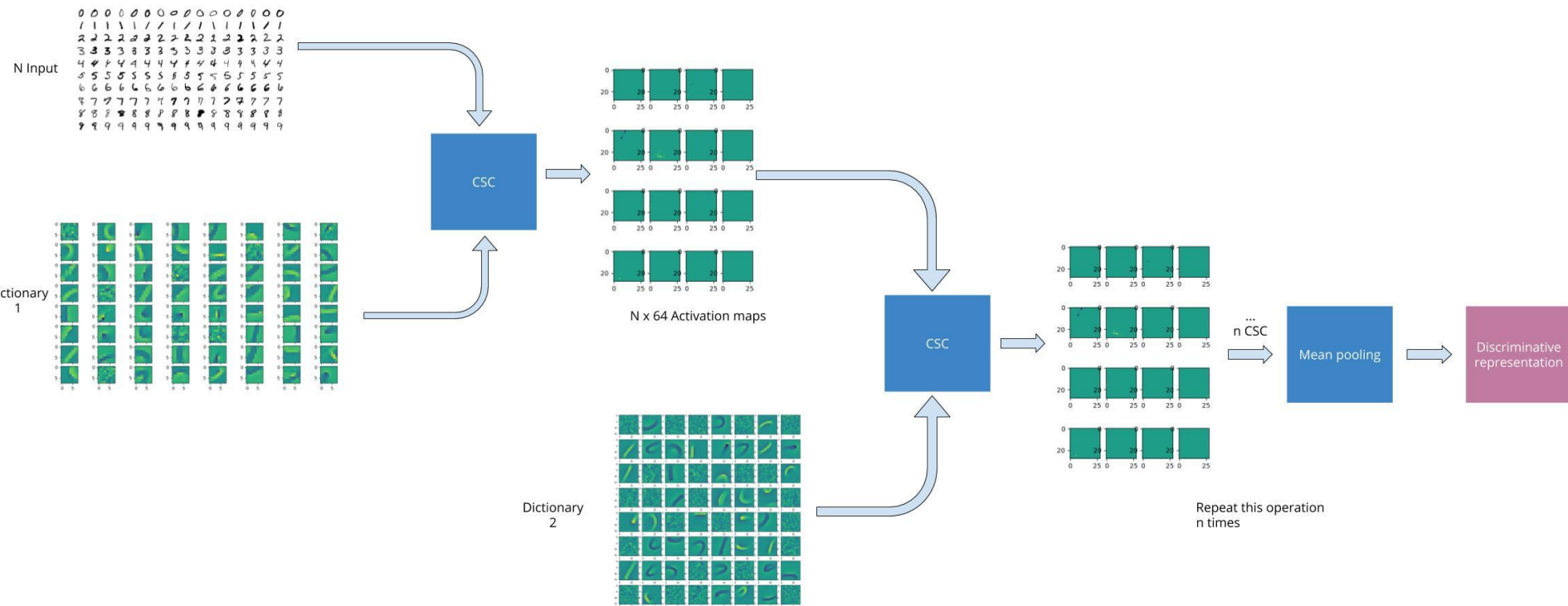


Ici l'utilisation du Convolutional Sparse Coding permet d'obtenir des cartes d'activation (ici pour un chiffre 7), néanmoins nous observons qu'il y a encore la présence du problème du déplacement du motif dans les cartes d'activation.

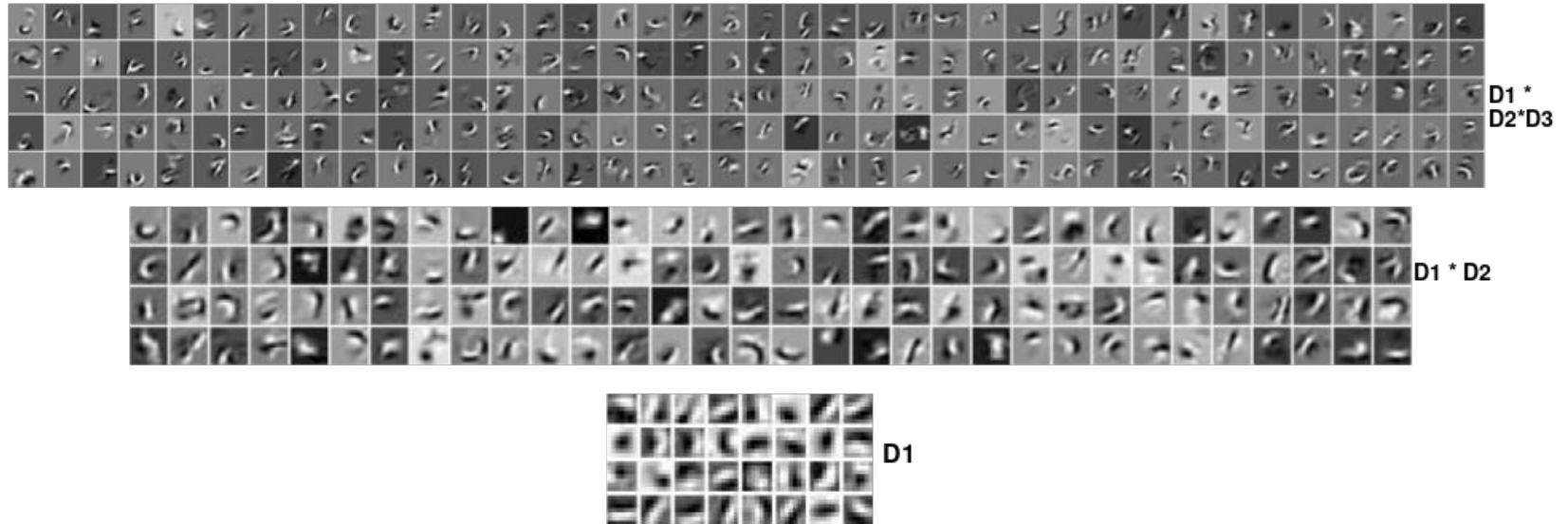
# Multi-Layer Convolutional Sparse Coding

1. **Méthodes Statistique**
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. **Multi-Layer Convolutional Sparse Coding**
2. Deep Learning
  - a. AutoEncoder
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# Multi-Layer Convolutional Sparse Coding

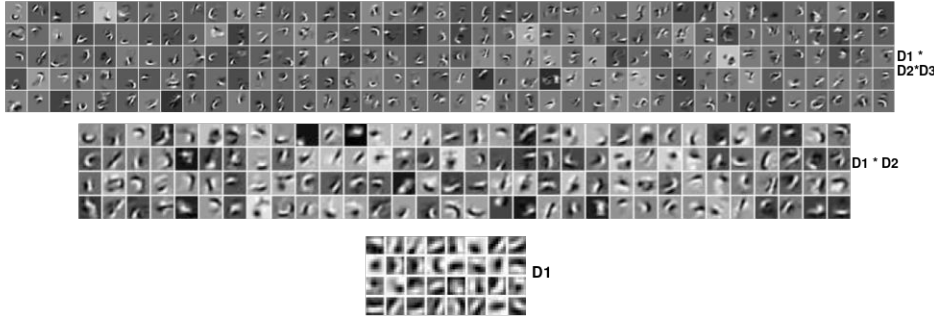


# Multi-Layer Convolutional Sparse Coding [1]



Merci à Jeremias Sulam - Technion Computer Science Faculty

# Multi-Layer Convolutional Sparse Coding [1]



Résultat de classification sur MNIST:

- K-means: 0.11
- SVM: 0.94

# Label Consistent Multi-layer Convolutional Sparse Coding

---

**Algorithm 10** Labels Consistent Multi Layers Convolutional Sparse Coding (LC-MLCSC )

---

**Require:** Y: input data, Q: discriminative matrix

**for**  $k = 1, \dots, K$  **do**

$y_k \leftarrow$  The  $k^{th}$  batch of Y

*/\* Sparse Coding \*/*

$$z_{kL} = \arg \min_{z_k} \underbrace{\|y_k - D^L z_k\|_2^2 + \alpha \|z_k\|_1}_{CSC \text{ normal}} + \underbrace{\beta \|Q - A z_k\|}_{LC \text{ composant}}$$

$$= z_k - \alpha(D^T(Dz_k - y_k) + \lambda(\text{sign}(z_k)) + \beta(A^T(Az_k - Q)))$$

*/\* Dictionary Update \*/*

**for**  $i = L, \dots, L$  **do**

$$D_i \leftarrow \mathcal{H}[D_i - \alpha((y_k - D_i z_k) z_k^T)]$$

**end for**

*/\* Update Matrix A \*/*

$$A \leftarrow A + \alpha(\beta(Q - A z_k) z_k^T)$$

**end for**

**return**  $z_k, D, A$

---

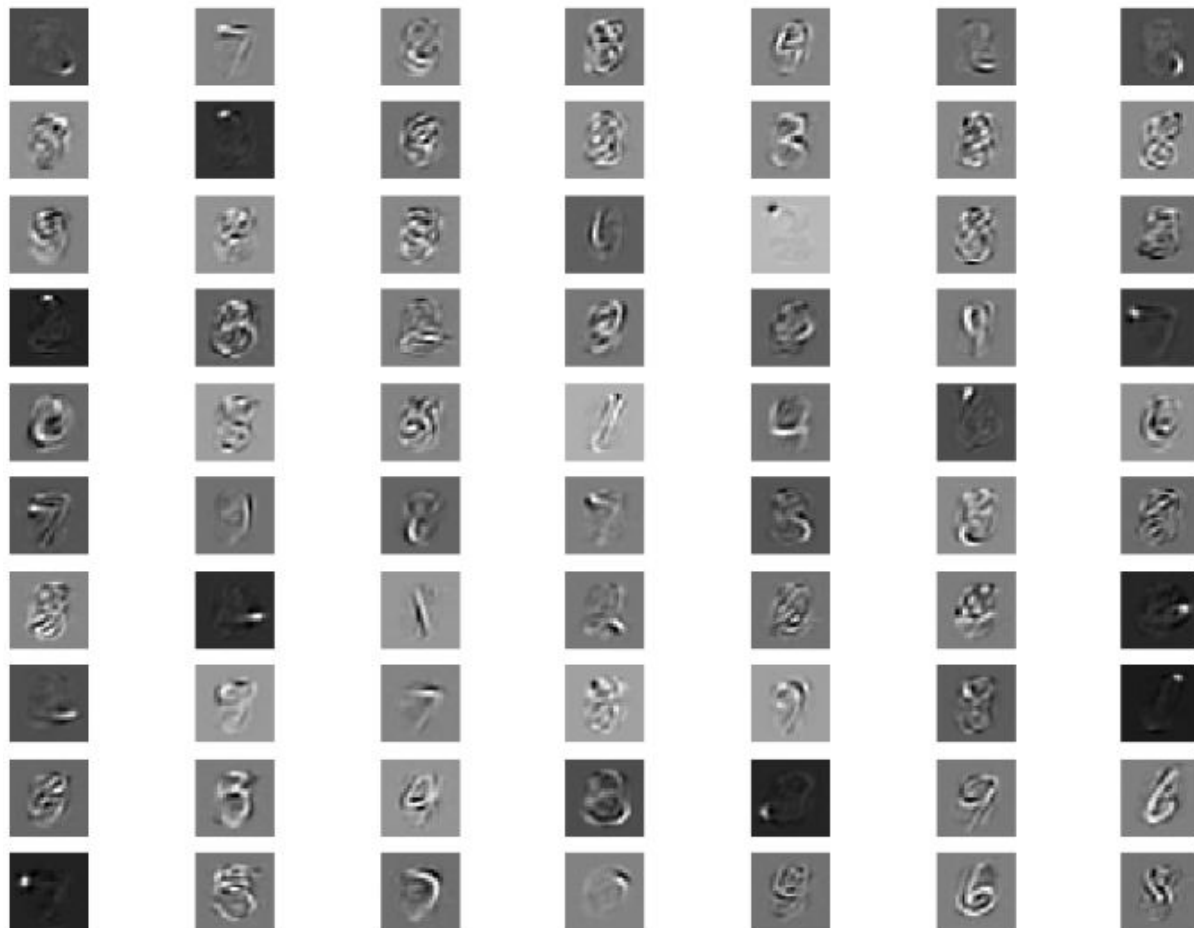


# Conclusion

## Méthodes

### Statistiques

- Statique -> Dynamique
- Non supervisé -> Supervisé
- Score : 0.90 -> 0.94 (SVM)



# Partie II

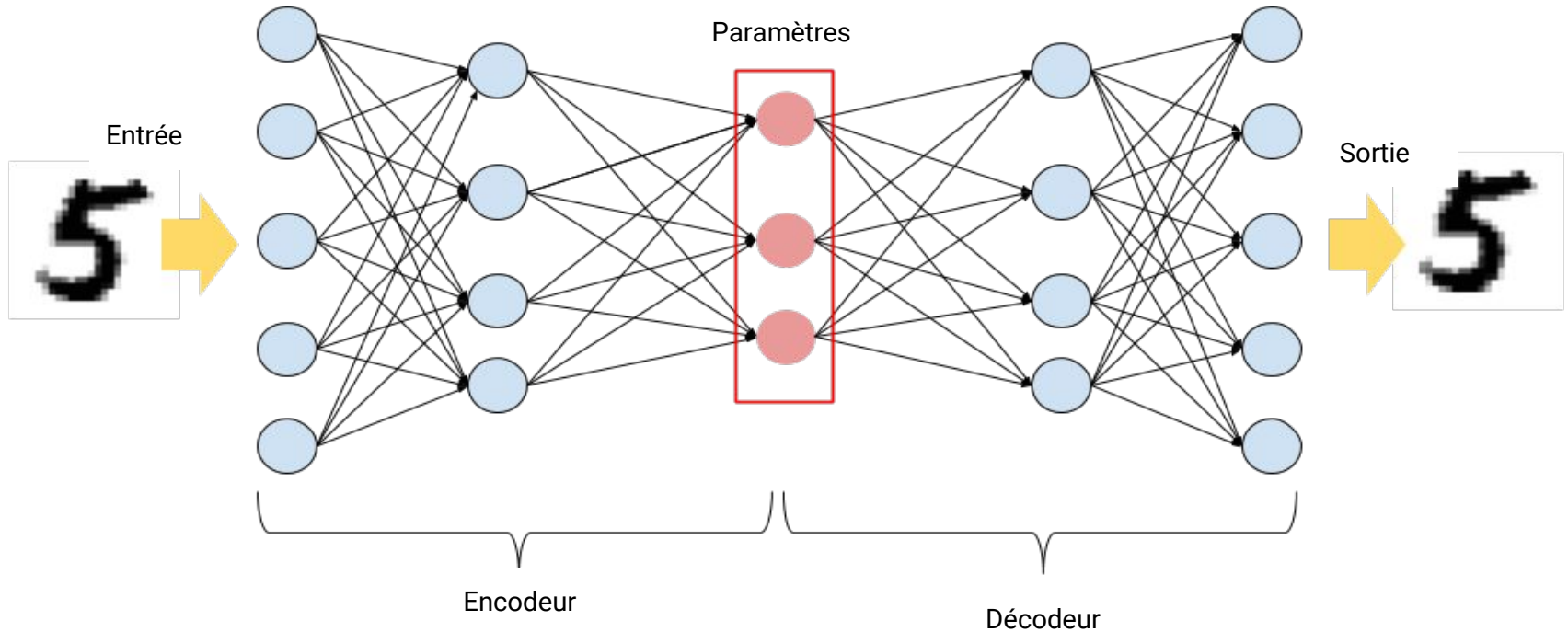
# Deep Learning

---

1. Méthodes Statistique
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. **Deep Learning**
  - a. **AutoEncoder**
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# AutoEncoder

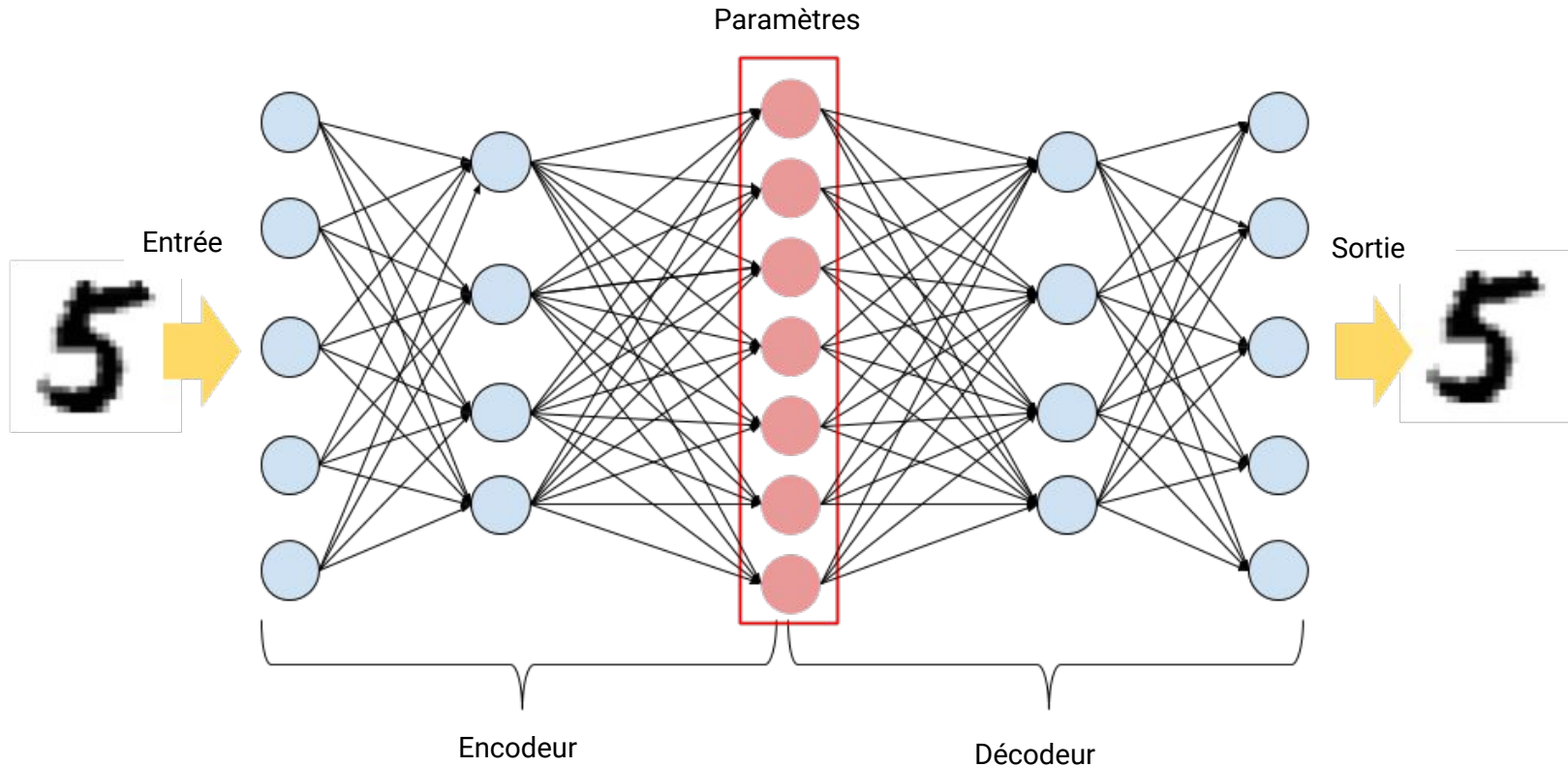
# AutoEncodeur traditionnel



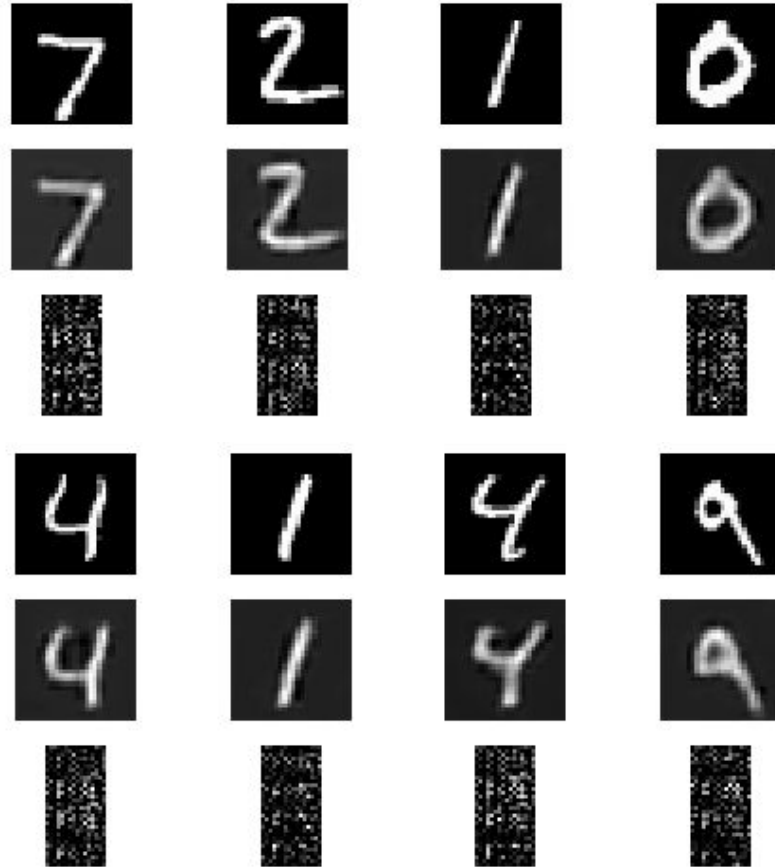
1. Méthodes Statistique
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. **Deep Learning**
  - a. AutoEncoder
  - b. **Sparse Convolutional AutoEncoder**
  - c. Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

# Sparse Convolutional AutoEncoder

# Sparse AutoEncodeur [5]



# Sparse AutoEncodeur [5]



Résultat de classification sur MNIST:

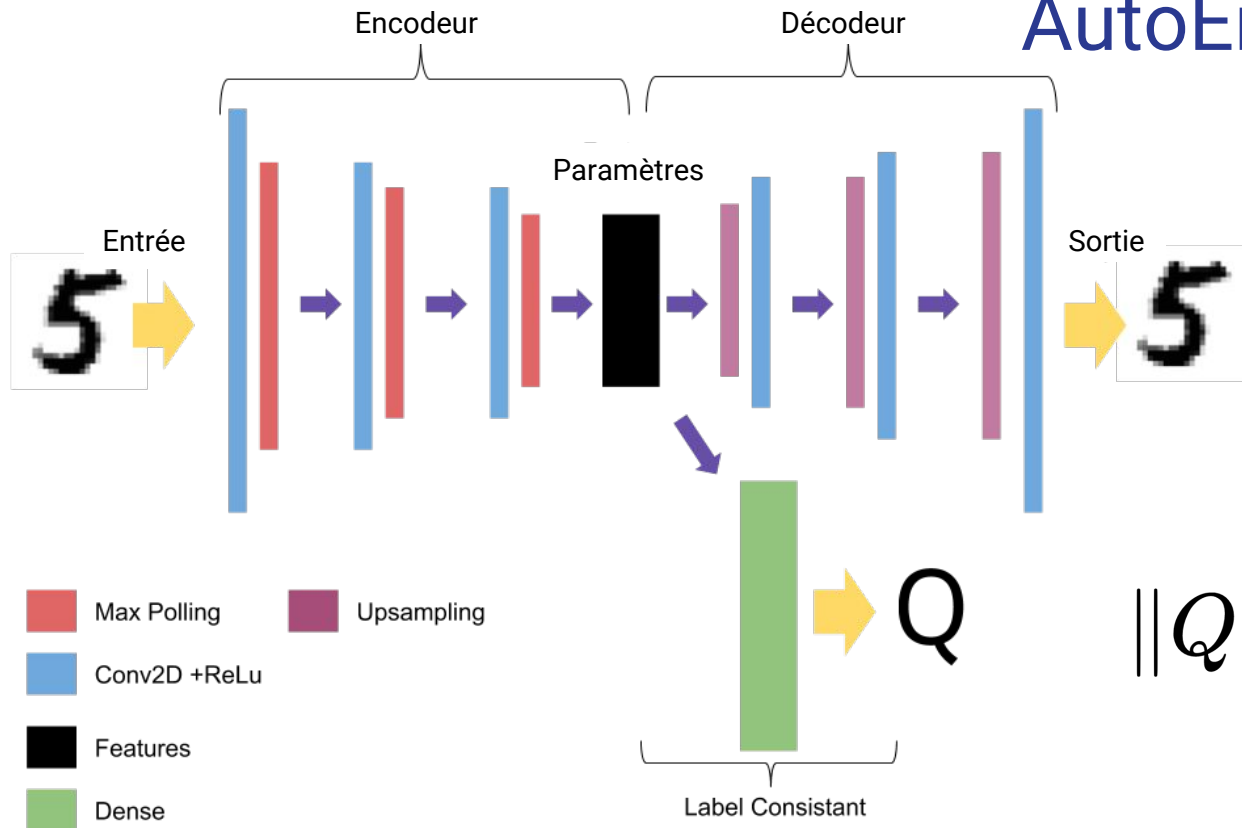
- K-means: 0.19
- SVM: 0.96

1. Méthodes Statistique
  - a. Sparse Coding
  - b. Label-Consistent K-SVD
  - c. Convolutional Sparse Coding
  - d. Multi-Layer Convolutional Sparse Coding
2. **Deep Learning**
  - a. AutoEncoder
  - b. Sparse Convolutional AutoEncoder
  - c. **Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder**

# Label-Consistent (Sparse) AutoEncodeur



# Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder



# Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

Originals



Reconstruction



Coefficients



Coefficients Discriminants ( $A * \text{coefficients}$ )



Résultat de classification sur MNIST:

- K-means: 0.98
- SVM: 0.981

Label-Consistent AE

# Label-Consistent (Sparse) Convolutional AutoEncoder

Originals



Reconstruction



Coefficients



Coefficients Discriminants ( $A * \text{coefficients}$ )



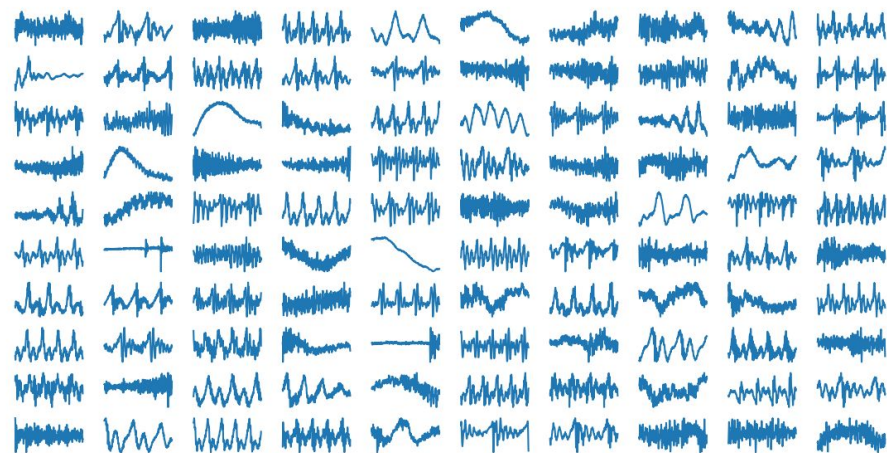
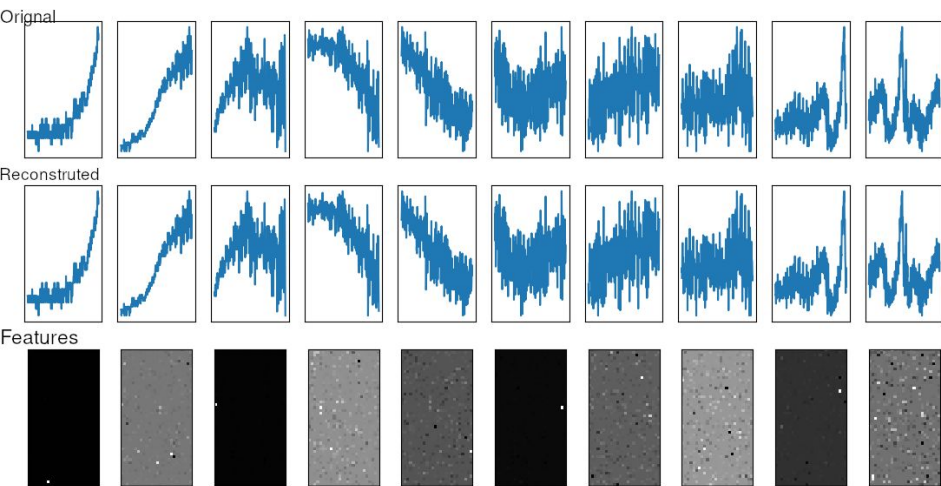
Résultat de classification sur MNIST:

- K-means: 0.98
- SVM: 0.983

Label-Consistent Sparse AE

# Conclusion

Récapitulatif	K-means	SVM
Sparse Coding	0.13	0.90
Label Consistent-KSVD	0.78	0.91
Multi Layer-Convolutional Sparse Coding	0.11	0.94
Sparse Convolutional AutoEncoder	0.19	0.96
Label Consistent-(Sparse) Convolutional AutoEncoder	0.98	0.98



# Perspectives

- Sujet qui va être repris par une ou plusieurs personnes
  - Étendre le ML-CSC avec un terme Label-Consistant
  - Continuer d'exploiter les capacités du Label Consistent (Sparse)
- Convolutional AE

# Perspectives

---

- Découverte du monde de la recherche depuis l'intérieur
- Rencontres personnelles/professionnelles
- Conforte mon projet professionnel
  - Thèse à Lisbonne sur la parole pathologique chez l'enfant

# Bilan

---

Merci de votre  
attention



# Bibliographie

---

[1] V. Papayan, Y. Romano, J. Sulam, and M. Elad. Theoretical foundations of deep learning via sparse representations: A multilayer sparse model and its connection to convolutional neural networks. 2018

[2] Julien Mairal, Francis Bach, Jean Ponce, and Guillermo Sapiro. Online dictionary learning for sparse coding. 2009

[3] Z. Jiang, Z. Lin, and L. S. Davis. Label consistent k-svd: Learning a discriminative dictionary for recognition.2013.

[4] H. Bristow, A. Eriksson, and S. Lucey. Fast convolutional sparse coding.2013

[5] Alireza Makhzani and Brendan J. Frey. k-sparse autoencoders, 2013.

# Questions ?

# Formulation

## Reconstruction

Mathématiquement parlant on définit:

$$x_i = D\gamma_i$$

Avec

- $x$  le signal d'entrée
- $D$  le dictionnaire
- $\gamma$  le Sparse code

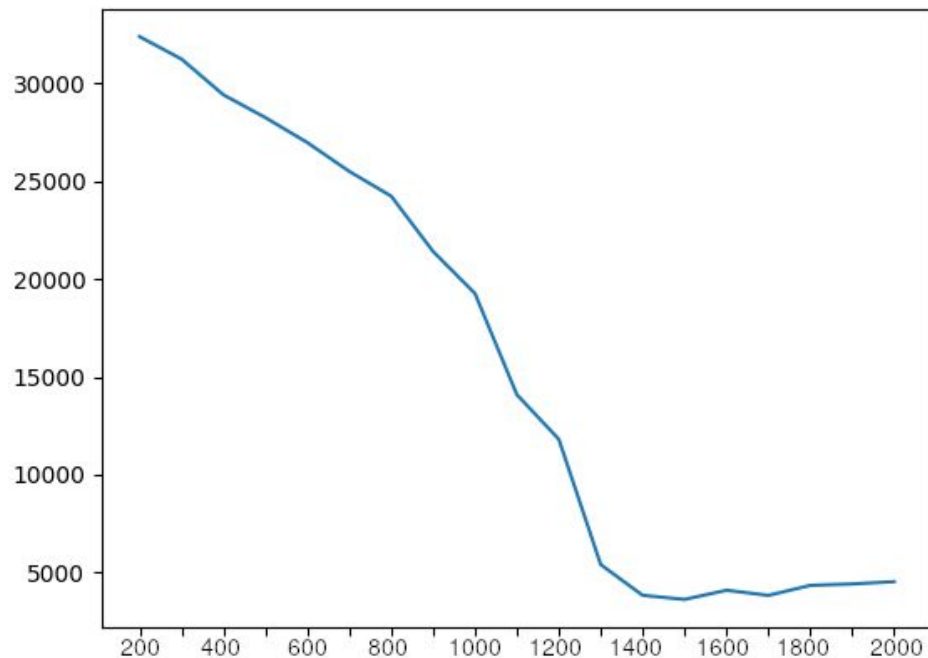
## Optimisation

Nous allons donc chercher à optimiser la fonction suivante:

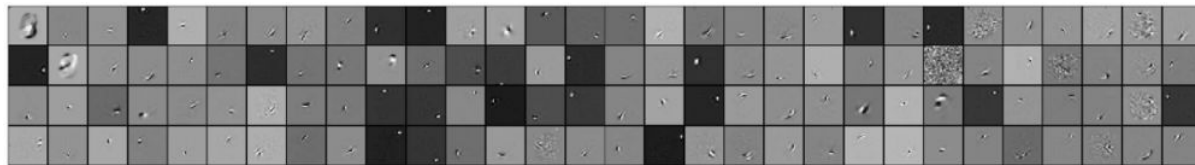
$$\min_{\gamma_i} \underbrace{\frac{1}{2} \|x_i - D\gamma_i\|_2^2}_{\text{Squared error}} + \lambda \underbrace{\|\gamma_i\|_0}_{\text{Sparsity term}}$$

# Nombre d'atomes

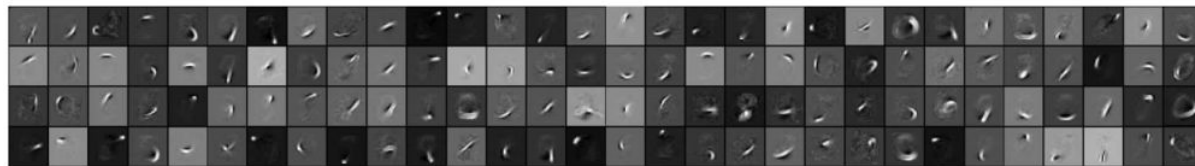
Evolution of the cost as a function of the number of atoms



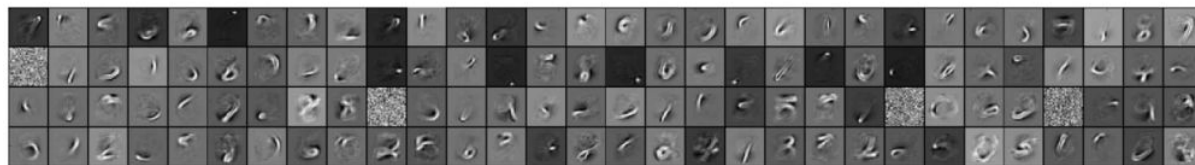
# Décodeur en fonction du nombre de filtres



(a)  $k = 70$



(b)  $k = 40$



(c)  $k = 25$



(d)  $k = 10$

# Learning phase

---

**Algorithm 1** Learning phase

---

**Require:**  $X$  the input signal

$D_0$  initialized randomly,  $\gamma$  is a zeros matrix

**while**  $D$  and  $\gamma$  not converged **do**

    Fix  $D$

    Find  $\gamma$         */\* Sparse Coding step \*/* (1)

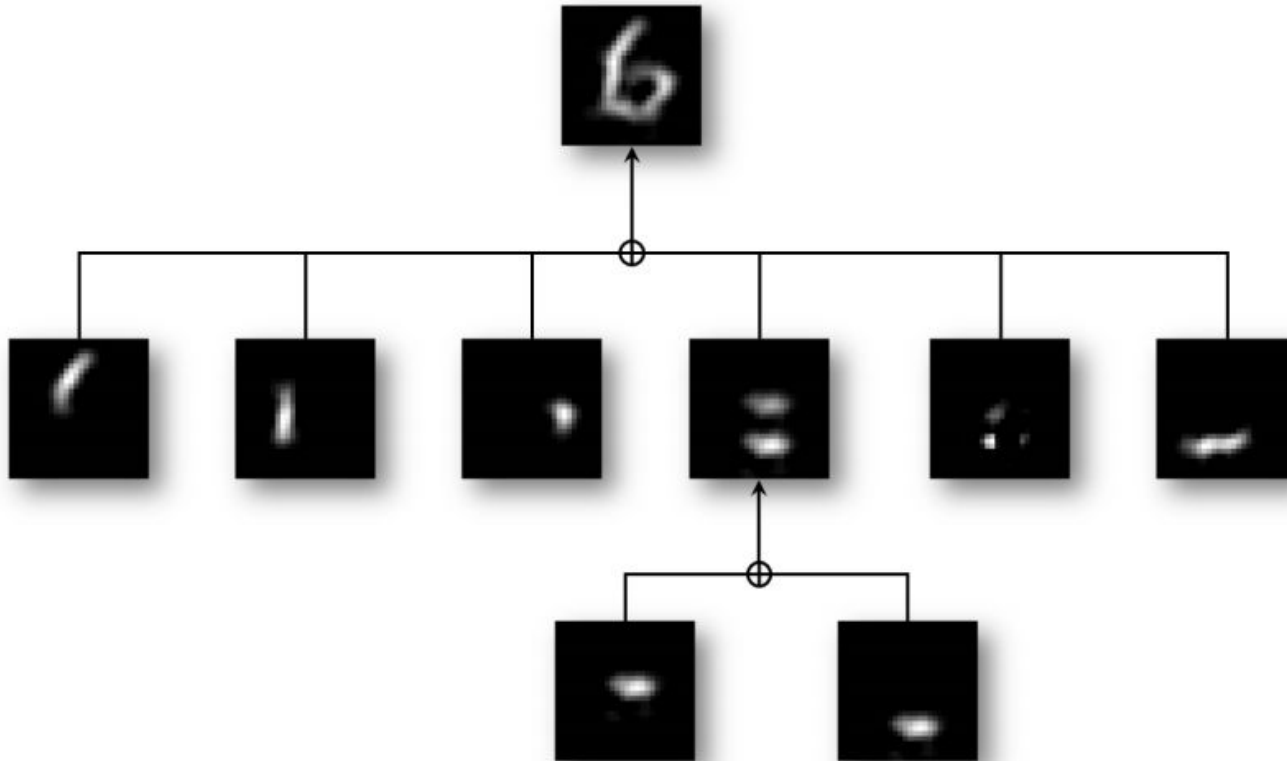
    Fix  $\gamma$

    Find  $D$         */\* Dictionary Learning \*/* (2)

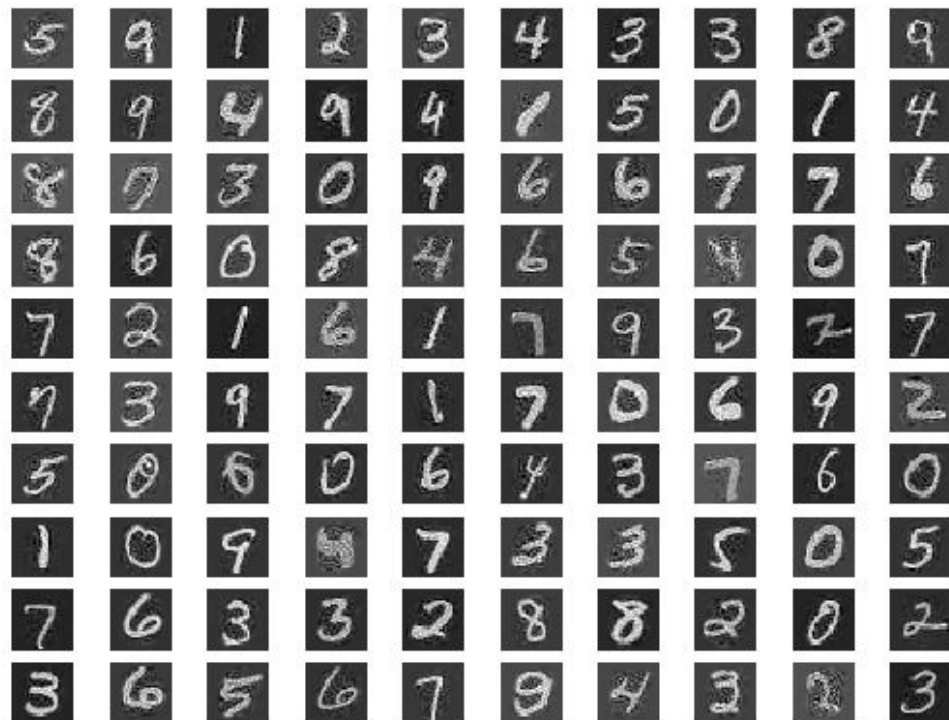
**end while**

---

# ML-CSC reconstruction

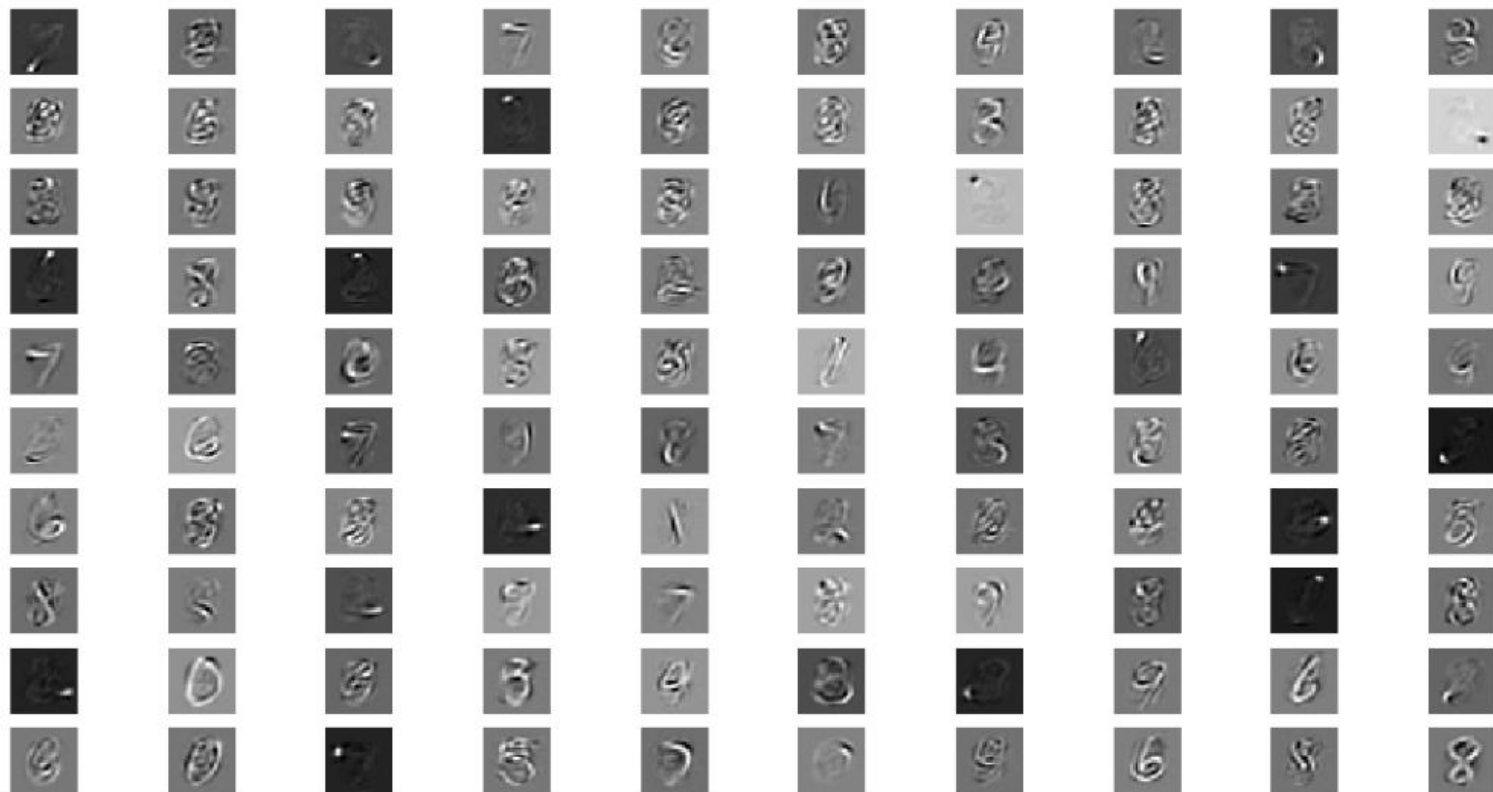


# Quelques dictionnaires

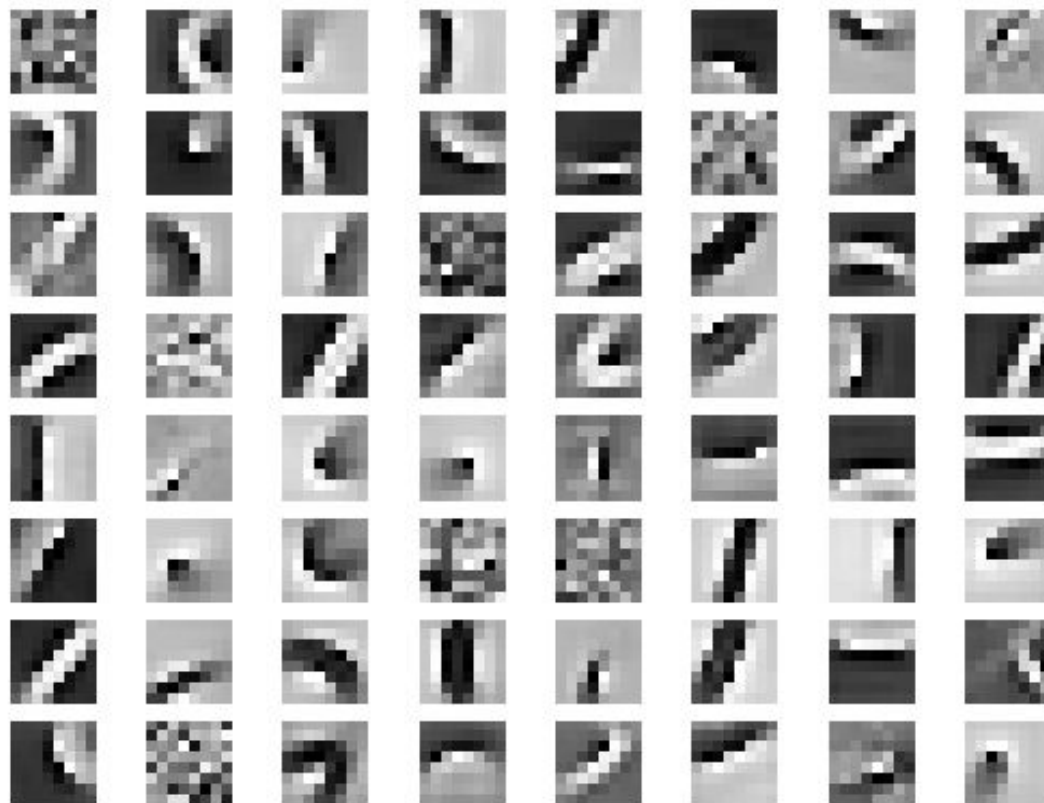




## Quelques dictionnaires

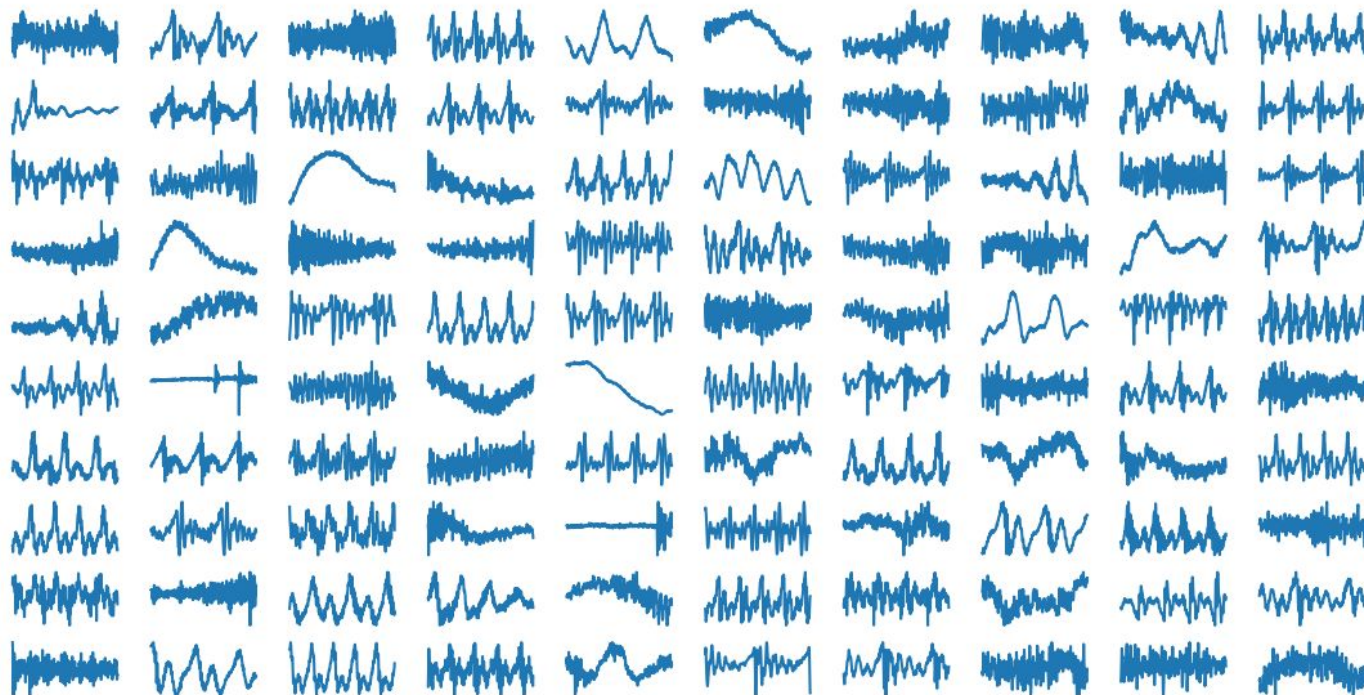


# Quelques dictionnaires



Dictionnaire  
Convolutif

# Quelques dictionnaires

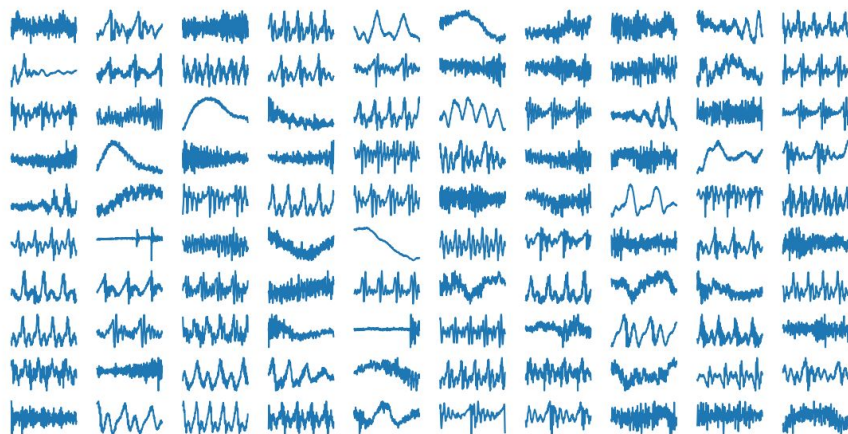
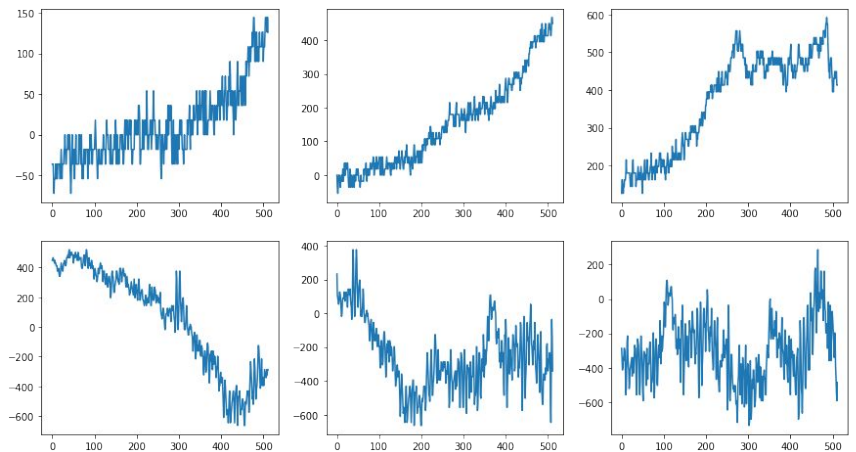


# Sparseland

Hypothèse “Sparland”:

- *Tout signal est structuré*

Tout signal peut-être reconstruit comme une combinaison linéaire parcimonieuse (*Sparse code*) d'éléments structurants (*atomes*) contenus dans un dictionnaire.



# Convolutional Sparse Coding

