

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

Apprentissage profond, réseau de neurones, etc.

Antoine BIARD & Vincent BODIN

May 20, 2014

Table of Contents

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

- 1 Revue élémentaire des méthodes de deep learning
 - Réseau de neurones
 - Multilayer Perceptron (MLP)
- 2 Implémentation et résultats

Réseau de neurones

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

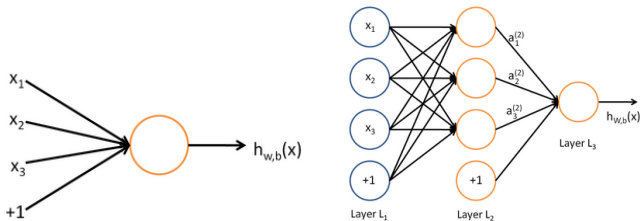


Figure: (gauche) Un neurone avec trois entrées (x_1, x_2, x_3) et un *offset* ; (droite) un réseau de neurones de taille (3, 3, 1) avec des *offset* aux deux premières couches.

Sortie d'un neurone simple

$$h_{w,b}(x) = \sigma(w^T x) = \sigma \left(\sum_{i=1}^p w_i x_i + b \right) \quad (1)$$

Multilayer Perceptron (MLP)

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
**Multilayer
Perceptron
(MLP)**

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

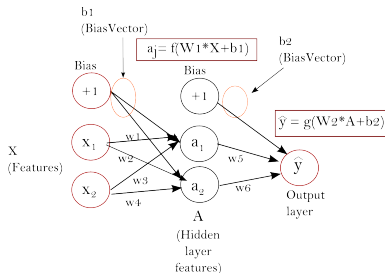
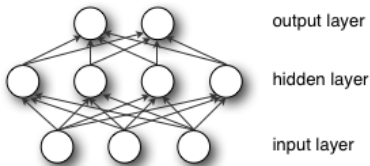


Figure: (gauche) Un MLP avec une seule couche de variables cachées ; (droite) structure de MLP avec l'ajout de biais et les poids.

Multilayer Perceptron (MLP)

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
**Multilayer
Perceptron
(MLP)**

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

Sortie d'un nœud

$$s(x) = \sigma(Wx + b) \quad (2)$$

Le MLP diffère par la manière d'entraîner :

Forward pass. On part des variables visibles v et on remonte le graphe avec les poids de la structure.

Backpropagation. Chemin inverse en descendant le graphe et en comptabilisant les erreurs commises, mise à jour les poids.

Table of Contents

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

1 Revue élémentaire des méthodes de deep learning

2 Implémentation et résultats

- Implémentation
- Résultats

Données utilisées

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
**Données
utilisées**

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

Processus
complet

Travail sur la base de données MNIST

- MNIST réduite : 8×8 pixels, 1800 digits
- MNIST originale : 28×28 pixels, 50000 digits (figure 3)

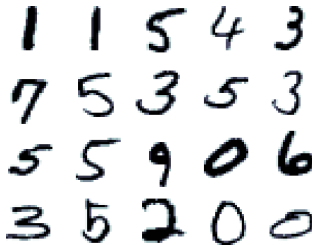


Figure: Exemple de digits de la base MNIST.

Implémentation du RBM

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

**Implémentation
du RBM**

Implémentation
du MLP

Processus
complet

Gradient analytique

$$\frac{\partial \log(P(x; \theta))}{\partial \theta} = - \sum_h P(h|x) \frac{\partial E(x, h; \theta)}{\partial \theta} + - \sum_{x, h} P(x, h) \frac{\partial E(x, h; \theta)}{\partial \theta} \quad (3)$$

Plusieurs techniques de calcul :

- Contrastive divergence (CD)
- Persistent Contrastive Divergence

Utilisation de la bibliothèque scikit-learn qui implément CD

Implémentation du MLP

		precision	recall	f1-score	support
Apprentissage profond, réseau de neurones, etc.	0	0.90	0.96	0.93	174
	1	0.67	0.58	0.62	184
Antoine BIARD & Vincent BODIN	2	0.86	0.87	0.86	166
	3	0.75	0.74	0.75	194
	4	0.86	0.85	0.86	186
Revue élémentaire des méthodes de deep learning	5	0.75	0.80	0.77	181
	6	0.90	0.94	0.92	207
Réseau de neurones Multilayer Perceptron (MLP)	7	0.84	0.90	0.87	154
	8	0.80	0.65	0.72	182
	9	0.69	0.78	0.73	169
Implémentation et résultats	avg / total	0.80	0.80	0.80	1797

Figure: Résultats avec le MLP seul et la petite base MNIST - méthode de classification SVM

Processus complet

Apprentissage
profond,
réseau de
neurones,
etc.

Antoine
BIARD &
Vincent
BODIN

Revue
élémentaire
des
méthodes de
deep learning

Réseau de
neurones
Multilayer
Perceptron
(MLP)

Implémentation
et résultats

Implémentation
Données
utilisées

Implémentation
du RBM

Implémentation
du MLP

**Processus
complet**

Algorithm 1 Entrainement d'un DBN

```
H ← digits
for currentRBM in RBMs do
    Entraîner currentRBM à partir de H
    if currentRBM n'est pas le dernier then
        Echantillonner une base H
    end if
    previousRBM ← currentRBM
end for
MLP.weights ← RBMs.weights
Entraînement du MLP à partir de digits
Entraînement de la regression logistique
Test à partir d'une base de test
```

Résultats du RBM

	precision	recall	f1-score	support
Apprentissage profond, réseau de neurones, etc.	0	0.99	0.99	174
	1	0.92	0.95	184
Antoine BIAUD & Vincent BODIN	2	0.95	0.98	166
	3	0.97	0.91	194
	4	0.97	0.95	186
Revue élémentaire des méthodes de deep learning	5	0.93	0.93	181
	6	0.98	0.97	207
Réseau de neurones Multilayer Perceptron (MLP)	7	0.95	1.00	154
	8	0.90	0.88	182
	9	0.91	0.93	169
Implémentation et résultats	avg / total	0.95	0.95	1797

Figure: Résultats avec le RBM seul et la petite base MNIST - méthode de classification régression logistique.

Résultats du DBN

		precision	recall	f1-score	support
Apprentissage profond, réseau de neurones, etc. Antoine BIARD & Vincent BODIN Revue élémentaire des méthodes de deep learning Réseau de neurones Multilayer Perceptron (MLP) Implémentation et résultats Implémentation Données utilisées Implémentation du RBM Implémentation du MLP Processus complet	0	0.99	0.99	0.99	174
	1	0.94	0.92	0.93	184
	2	0.93	0.98	0.95	166
	3	0.94	0.91	0.92	194
	4	0.97	0.91	0.94	186
	5	0.94	0.91	0.92	181
	6	0.98	0.95	0.96	207
	7	0.93	0.98	0.96	154
	8	0.86	0.92	0.89	182
	9	0.89	0.93	0.91	169
	avg / total	0.94	0.94	0.94	1797

Figure: Résultats avec le DBN et la petite base MNIST - méthode de classification régression logistique.

Résultats du DBN

		precision	recall	f1-score	support
Apprentissage profond, réseau de neurones, etc.	0.0	0.97	0.98	0.98	1312
	1.0	0.99	0.98	0.98	1604
	2.0	0.95	0.96	0.95	1348
	3.0	0.94	0.95	0.95	1427
	4.0	0.97	0.97	0.97	1362
Antoine BIARD & Vincent BODIN	5.0	0.96	0.93	0.94	1280
	6.0	0.97	0.98	0.97	1397
	7.0	0.96	0.95	0.96	1461
	8.0	0.94	0.96	0.95	1390
	9.0	0.94	0.94	0.94	1419
Revue élémentaire des méthodes de deep learning	avg / total	0.96	0.96	0.96	14000
Réseau de neurones Multilayer Perceptron (MLP)					
Implémentation et résultats					
Implémentation					
Données utilisées					
Implémentation du RBM					
Implémentation du MLP					
Processus complet					

Figure: Résultats avec le DBN et la grande base MNIST - méthode de classification régression logistique.