

Deep learning par la pratique

Leçon 1 : L'auto-encodeur

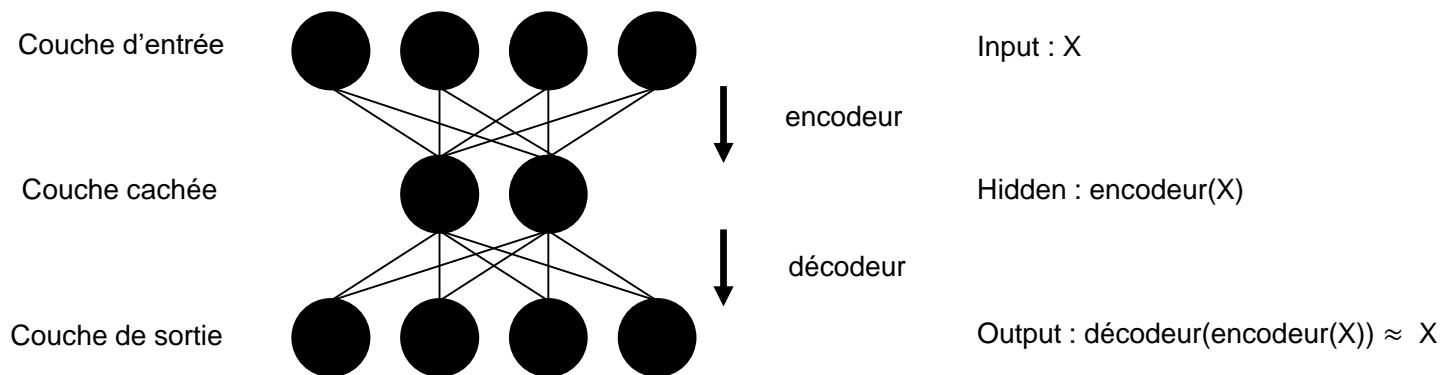


Présenté par **Morgan Gautherot**



Auto-encodeurs

- Le but de l'auto-encodeur est de prendre des données et de les encoder dans une dimension plus petite à partir de laquelle elles peuvent ensuite être restaurées avec précision.



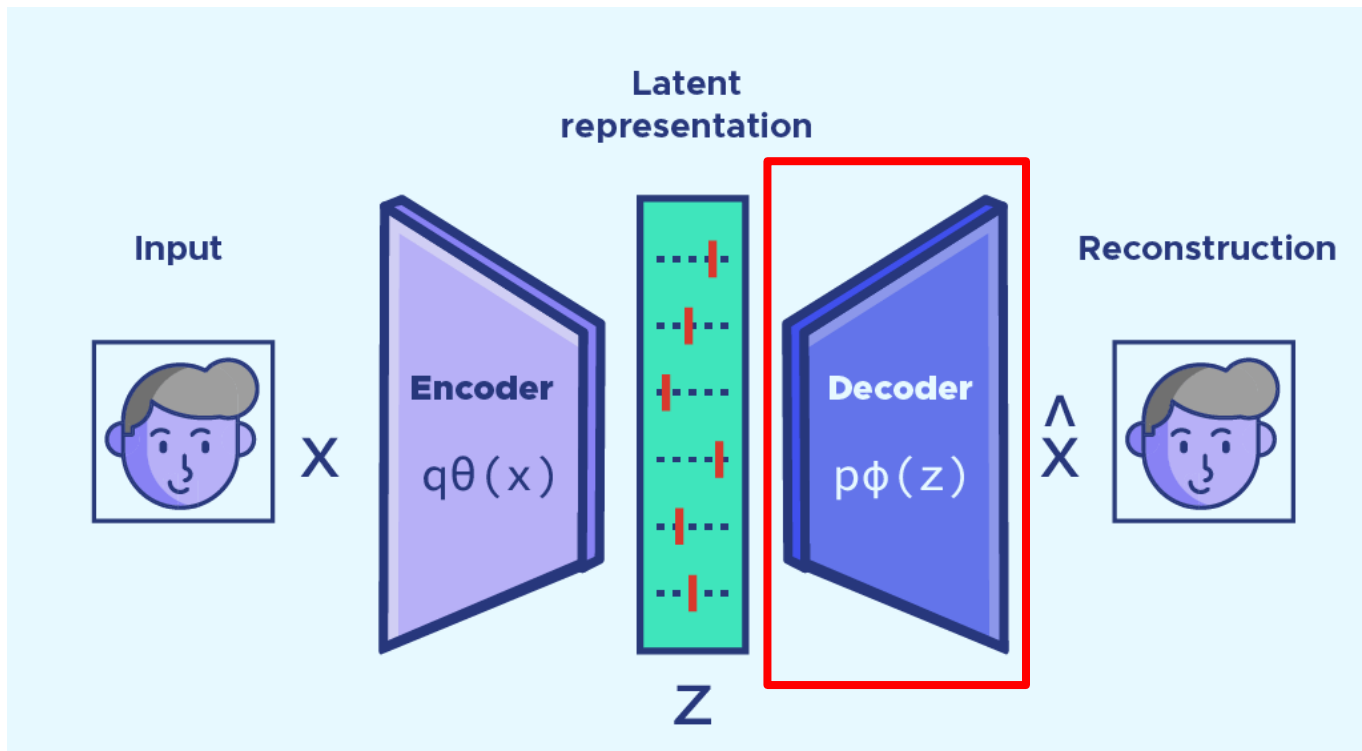


Quand l'utilisons-nous ?

- Compression des données
- Réduction de la dimensionnalité
- Apprendre des caractéristiques intéressantes
- Pré-entraînement non supervisé
- Générer de nouvelles données



Auto-encodeur avec des images



Deep learning par la pratique

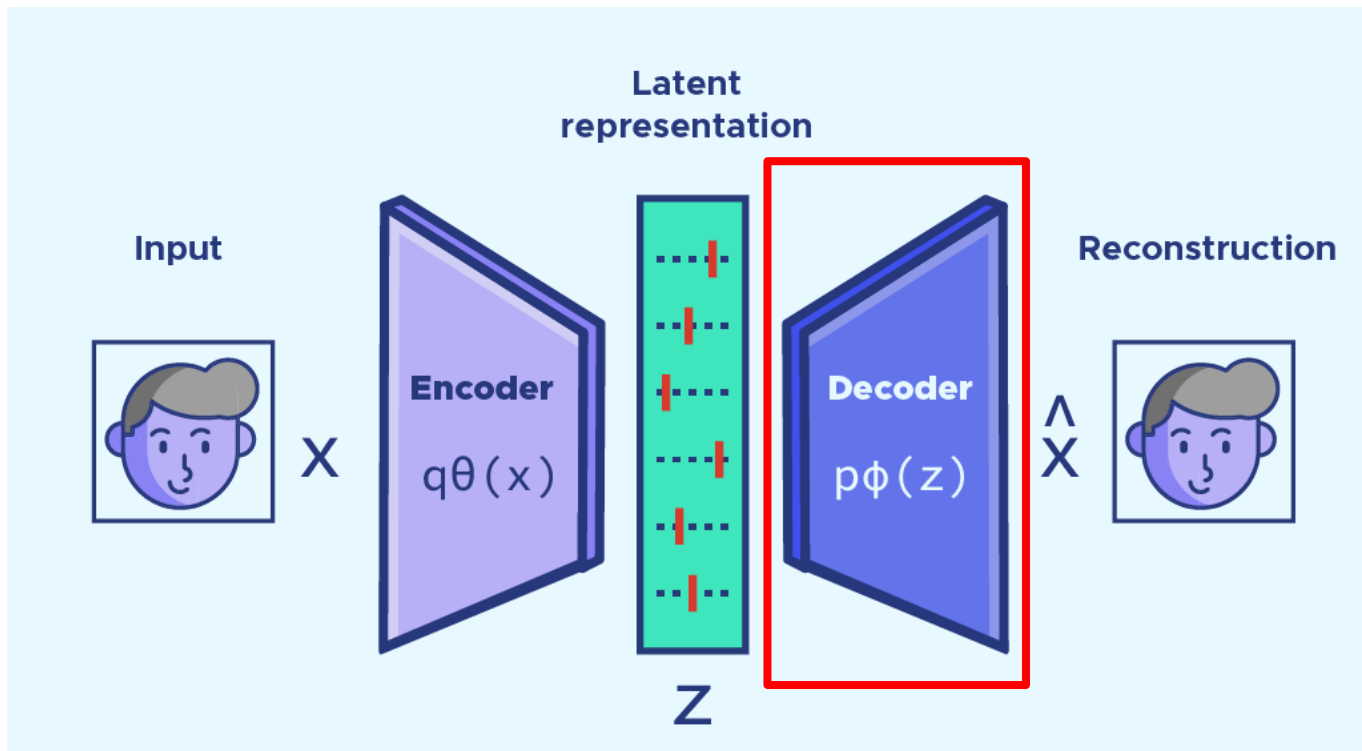
Leçon 2 : Transposed convolution



Présenté par **Morgan Gautherot**

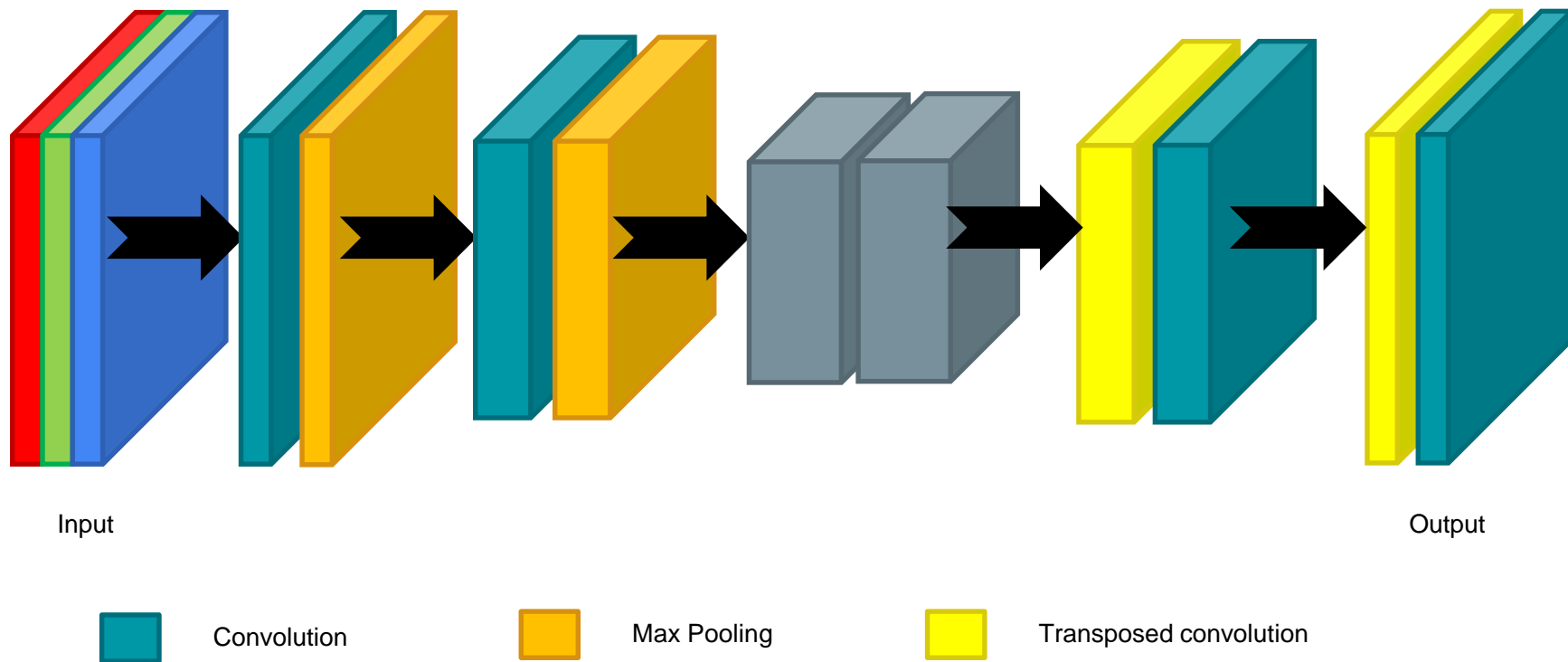


Auto-encodeur avec des images





Architecture d'un auto-encodeur





Convolution

4	5	8	7
1	8	8	8
3	6	6	4
6	5	7	8

4 x 4

*

1	4	1
1	4	3
3	3	1

3 x 3

=

122	148
126	134

2 x 2



Convolution

1	4	1
1	4	3
3	3	1

3 x 3

=

1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0	0	0	0	0
0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0
0	0	0	0	0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1

4 x 16

4	5	8	7
1	8	8	8
3	6	6	4
6	5	7	8

4 x 4

=

4
5
8
7
1
8
8
8
3
6
6
4
6
5
7
8

16 x 1



Convolution

1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0	0	0	0	0
0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1	0
0	0	0	0	0	1	4	1	0	1	4	3	0	3	3	1

4 x 16

·

4
5
8
7
1
8
8
8
3
6
6
4
6
5
7
8

16 x 1

=

122
148
126
134

4 x 1

=

122	148
126	134

2 x 2



Transposed convolution / deconvolution

55	52
57	50

2 x 2

*

1	2	1
2	1	2
1	1	2

3 x 3

=

55	162	159	52
167	323	319	154
169	264	326	204
57	107	164	100

4 x 4



Transposed convolution / deconvolution

55	52
57	50

2 x 2

=

55
52
57
50

4 x 1

1	2	1
2	1	2
1	1	2

3 x 3

=

1	0	0	0
2	1	0	0
1	2	0	0
0	1	0	0
2	0	1	0
1	2	2	1
2	1	1	2
0	2	0	1
1	0	2	0
1	1	1	2
2	1	2	1
0	2	0	2
0	0	1	0
0	0	1	1
0	0	2	1
0	0	0	2

16 x 4



Transposed convolution / deconvolution

1	0	0	0
2	1	0	0
1	2	0	0
0	1	0	0
2	0	1	0
1	2	2	1
2	1	1	2
0	2	0	1
1	0	2	0
1	1	1	2
2	1	2	1
0	2	0	2
0	0	1	0
0	0	1	1
0	0	2	1
0	0	0	2

16 x 4

122
148
126
134

4 x 1

=

55
110
55
0
110
55
110
0
55
55
110
0
0
0
0
0

+

0
52
104
52
0
104
52
104
0
52
52
104
0
0
0
0

+

0
0
0
0
57
114
57
0
114
57
117
0
57
57
114
0

+

0
0
0
0
0
50
100
50
0
100
50
100
0
50
50
100

=

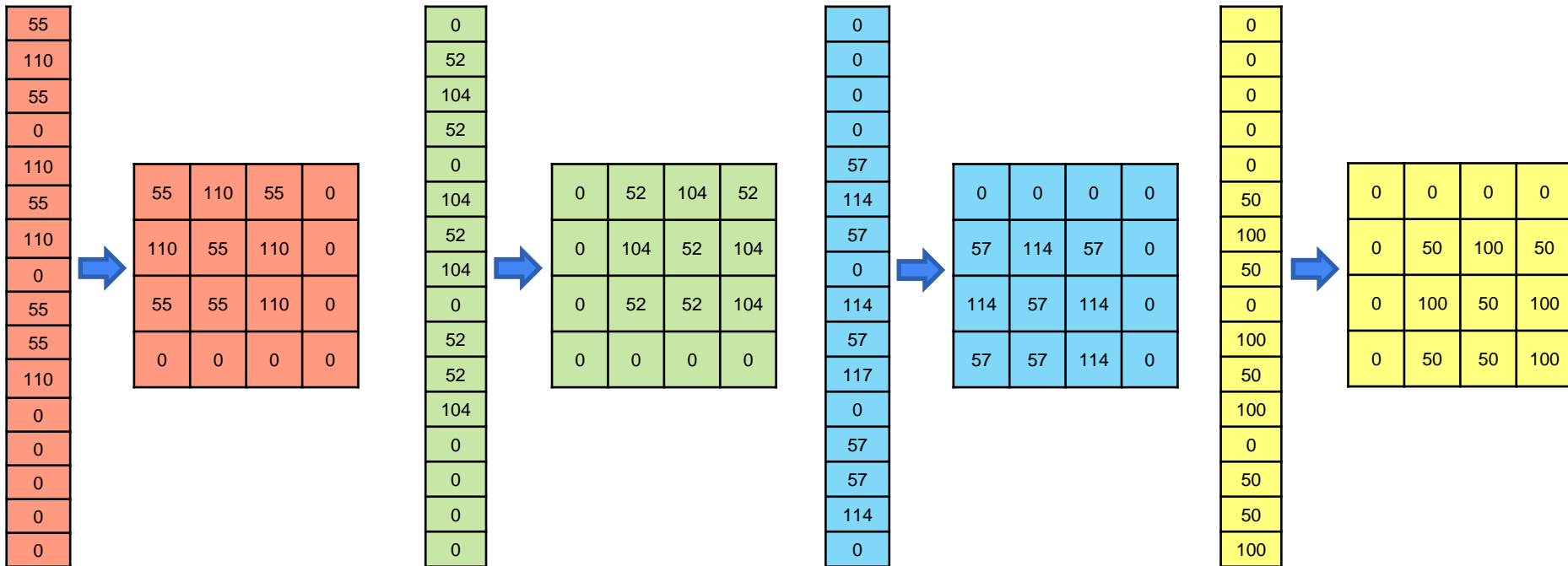
55
162
159
52
167
323
319
154
169
264
326
204
57
104
164
100



55	162	159	52
167	323	319	154
169	264	326	204
57	107	164	100

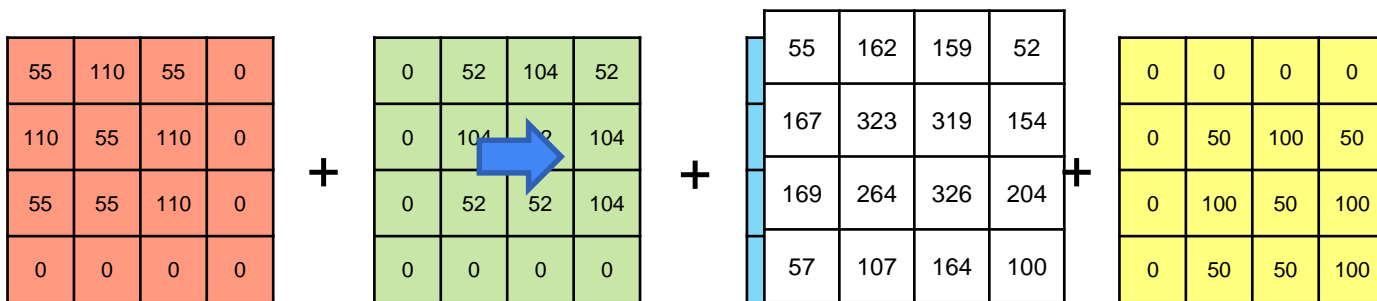


Transposed convolution / deconvolution





Transposed convolution / deconvolution





Transposed convolution / deconvolution

1	0	0	0
2	1	0	0
1	2	0	0
0	1	0	0
2	0	1	0
1	2	2	1
2	1	1	2
0	2	0	1
1	0	2	0
1	1	1	2
2	1	2	1
0	2	0	2
0	0	1	0
0	0	1	1
0	0	2	1
0	0	0	2

16 x 4

122
148
126
134

4 x 1

.

=

55	162	159	52
167	323	319	154
169	264	326	204
57	107	164	100

4 x 4

Deep learning par la pratique

Leçon 3 : Applications



Présenté par **Morgan Gautherot**



Cas linéaire

- Exemple: Factorisation de matrices

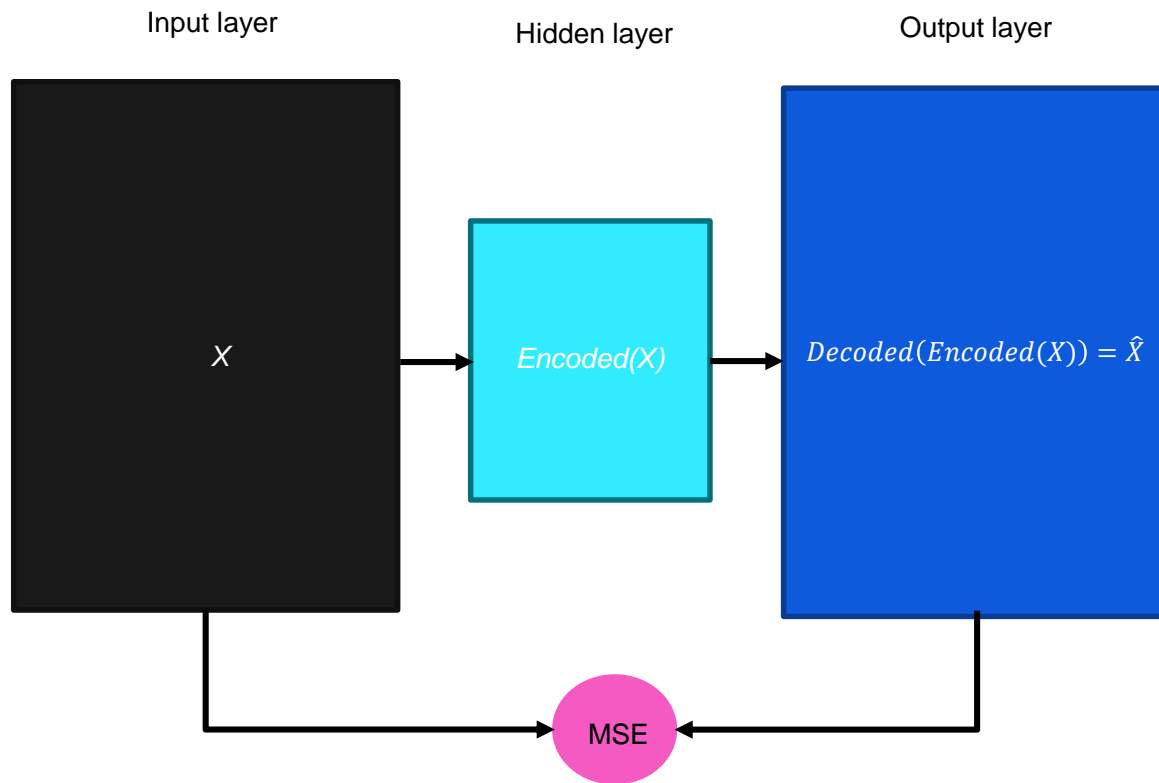
$$X = U \cdot V^T$$

L'objectif est de minimiser l'erreur de reconstruction

$$\min_{U,V} \|X - U \cdot V^T\|$$

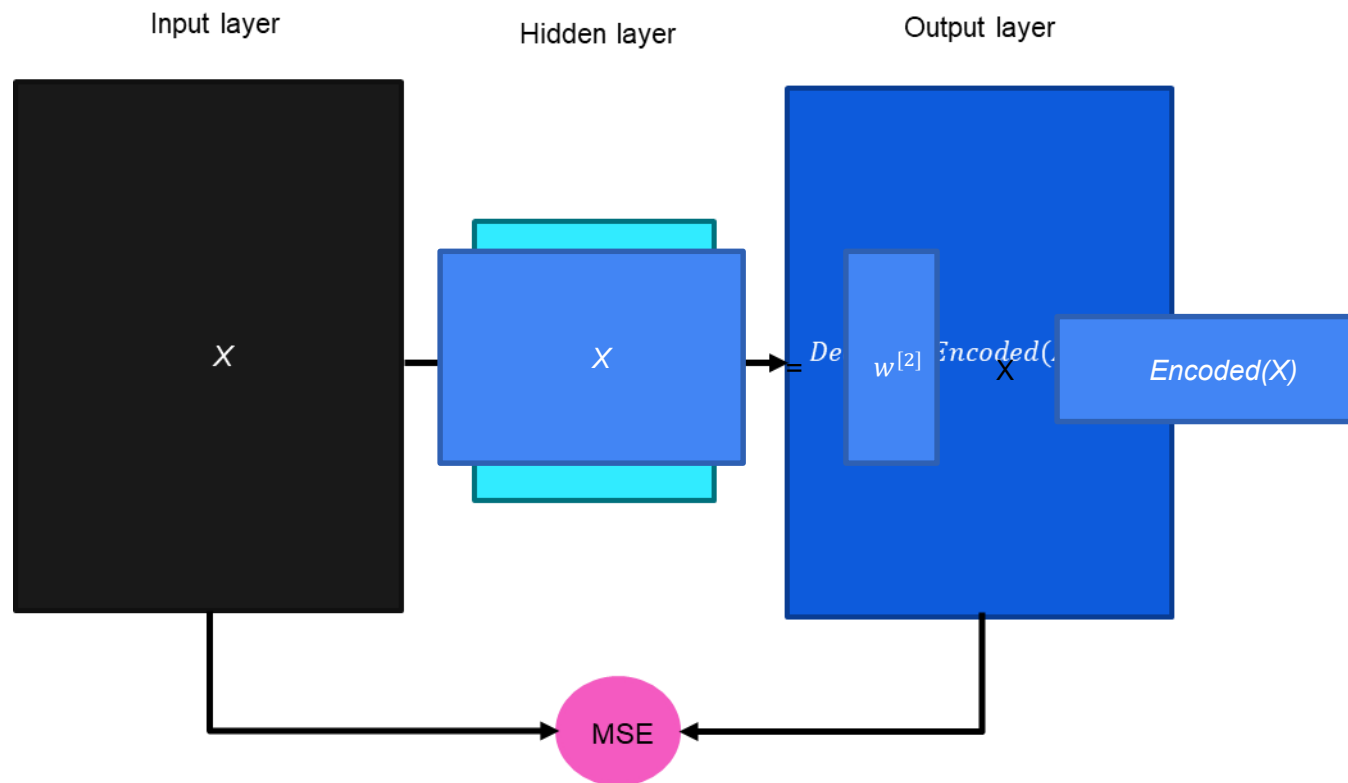


Décompositions de matrices





Décompositions de matrices



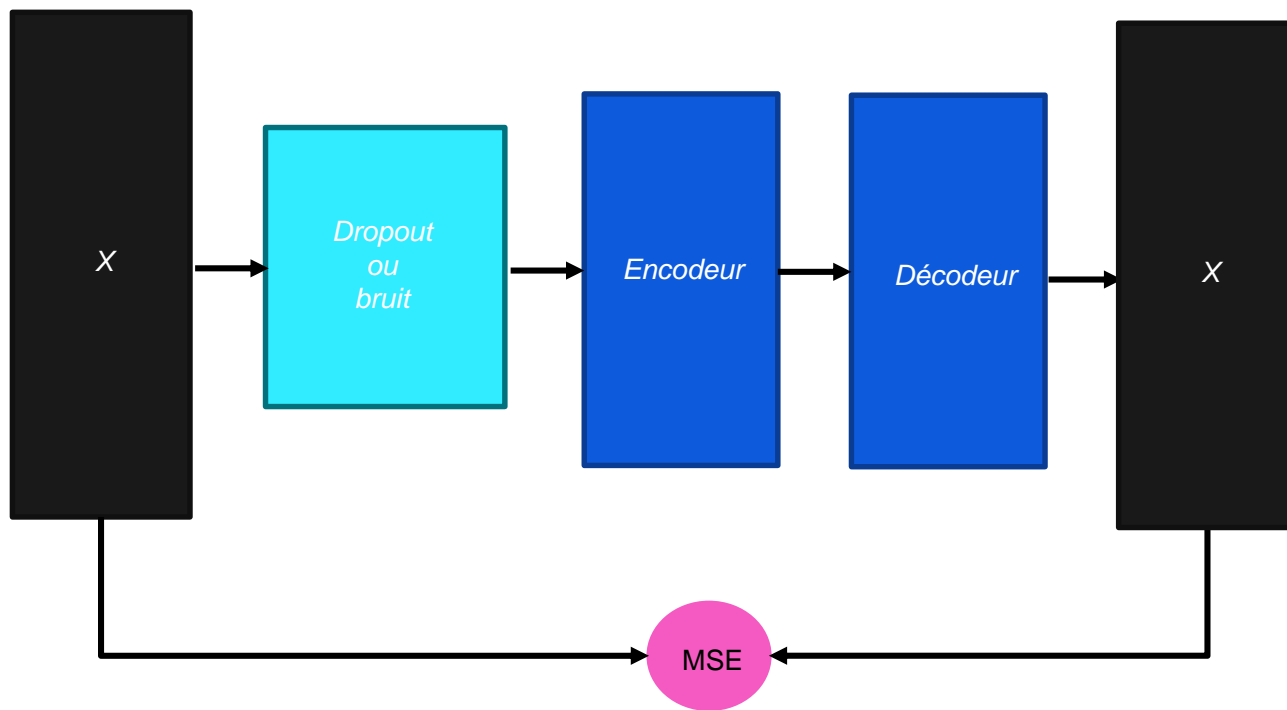


Débruitage

Couche d'entrée

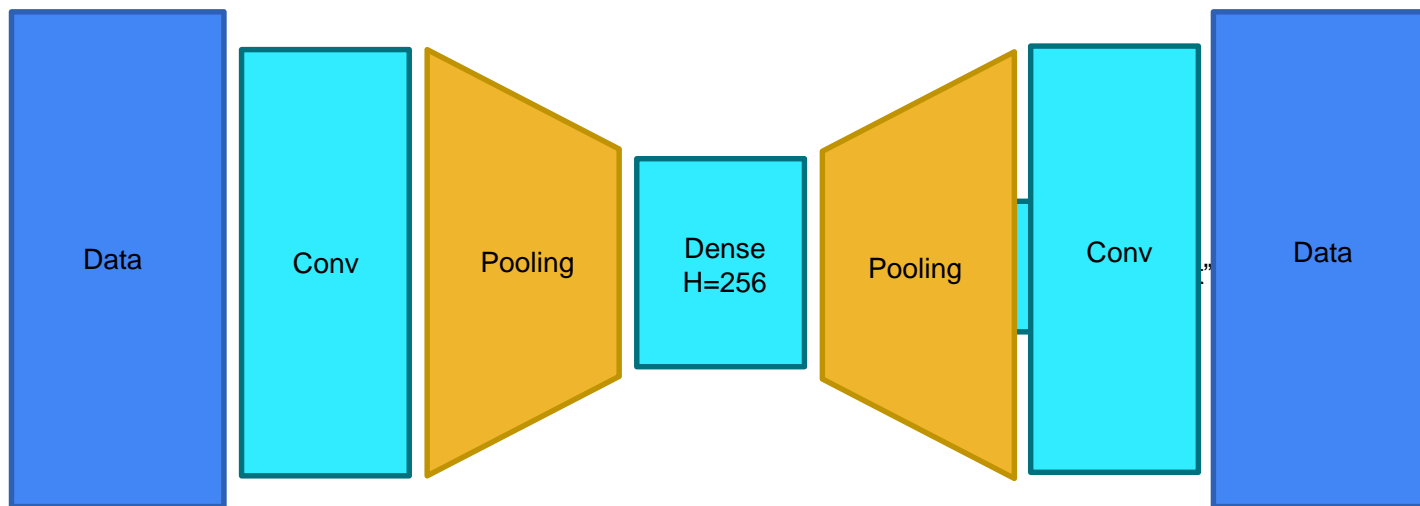
Couches cachées

Couche de sortie



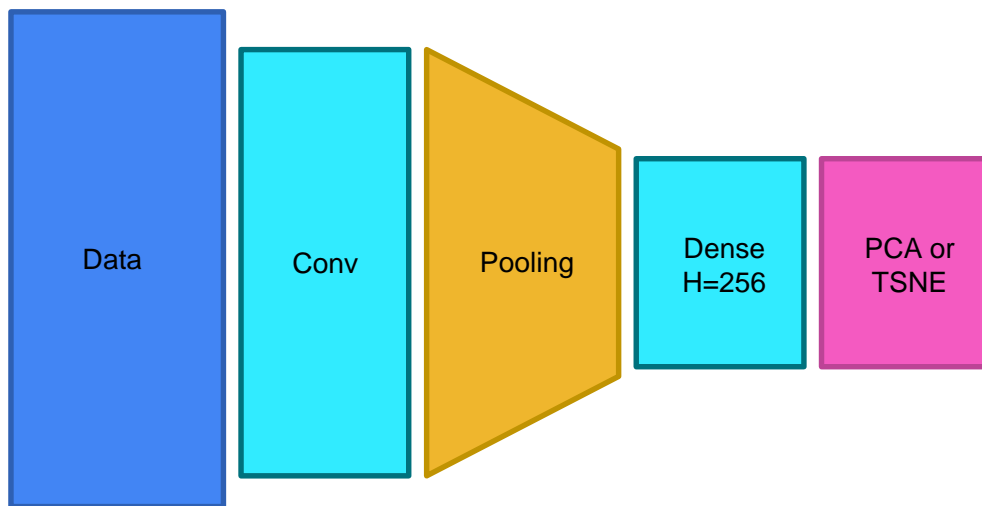


Pré-entraînement non supervisé



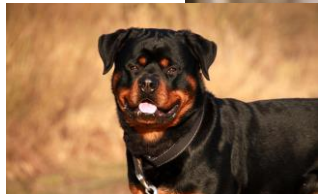
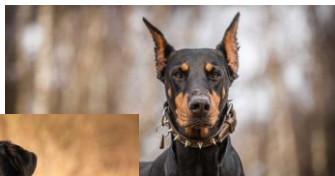


Analyse exploratoire des données





Analyse exploratoire des données





Morphing d'images

Si

$\text{Enc}(\text{Image1}) = C1$

$\text{Enc}(\text{Image2}) = C2$

Alors $(C1+C2)/2$ est une moyenne sémantique des deux images



Avec ce type de modèle, vous pouvez modifier les images pour ajouter une moustache ou rendre une personne plus âgée.