



# Apprentissage profond sur graphes pour l'analyse et la comparaison morphofonctionnelle d'encéphales

Wébinare DIGIT-BIO  
28 novembre 2023



BOURLIER Antoine, 2<sup>ème</sup> année  
Encadrants : CHAILLOU Élodie (INRAE), RAMEL Jean-Yves (LIFAT)



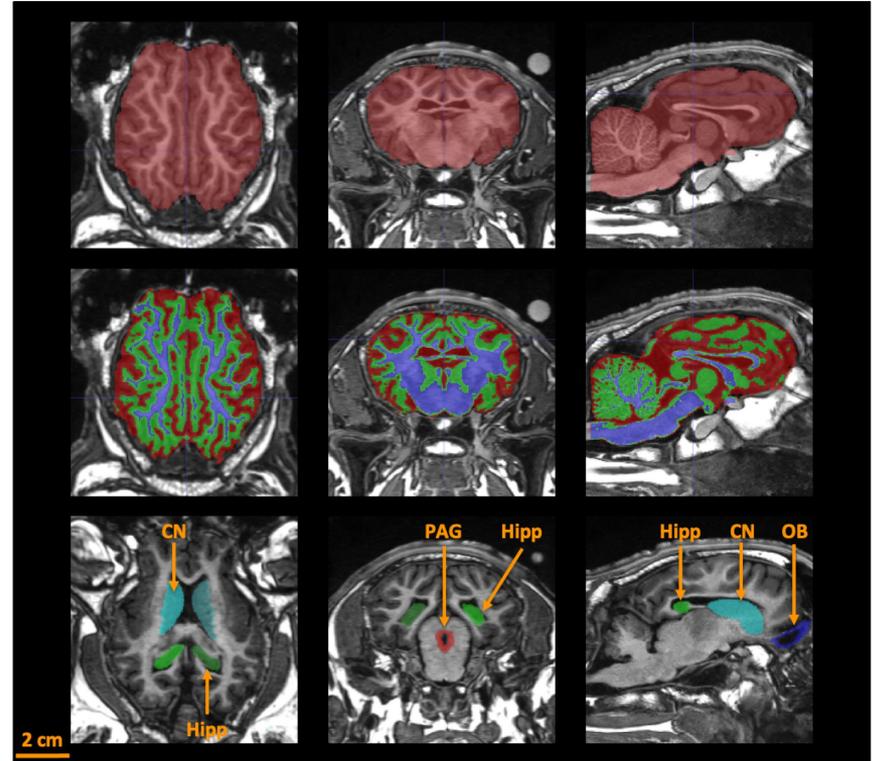
# Introduction



# Introduction :

## Contexte :

- Mode d'élevage -> impact sur le développement cérébral des agneaux<sup>1</sup>
- Étude partielle de l'encéphale
- Modèles animaux non conventionnels => peu d'outils automatisés de traitement d'images et peu de bases de données



Love et al. 2022. Maternal deprivation and milk replacement affect the integrity of gray and white matter in the developing lamb brain



# Introduction :

## Objectifs :

- Déterminer l'impact de différentes méthodes d'élevage sur le développement cérébral des ovins
- Proposer des nouvelles stratégies de représentation des images IRM sous forme de graphes
- Développer de nouvelles méthodes d'apprentissage profond sur graphes pour l'analyse d'encéphales

# Données



## Inventaire IRM

Nom du projet	MusicLamb	NeuroGéo	PrébioStress	PhénoMatHyp	Ovin2A
Sexe	Mâles et femelles	Femelles	Femelles	Femelles	Femelles
Agés pendant IRM	8-9 semaines	Adulte	1, 4, 7 et 10 semaines	1, 4 et 7 semaines	1, 4, 9, 18 semaines
Mode d'élevage	Allaitement artificiel et musique	Maternage	Allaitement artificiel avec et sans prébiotiques	Allaitement artificiel vs maternage	Allaitement artificiel vs maternage

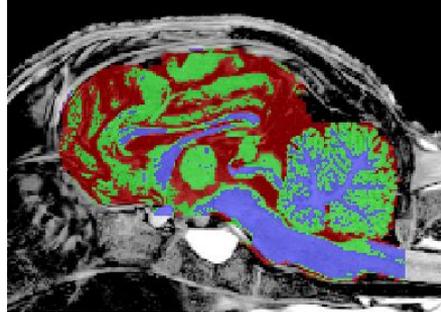
Total = 250 IRM



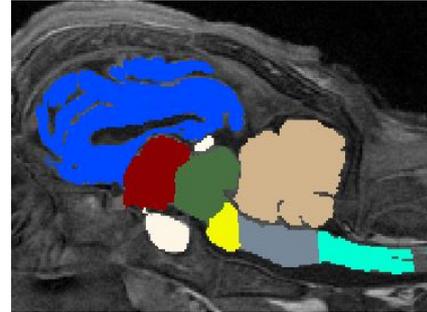
## Inventaire des données de segmentation



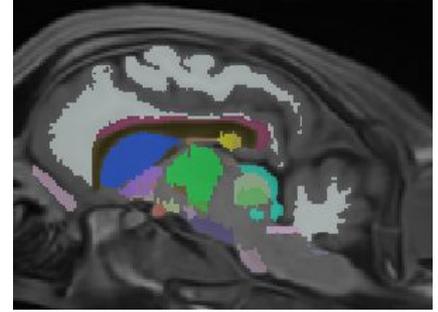
Ovin2A



Ovin2A



MusicLamb



MusicLamb

-> ≈250 IRM... mais très peu de segmentations

-> Données hétérogènes selon les projets



# Techniques de segmentation

Segmentations manuelles (ITK-SNAP)

Segmentations semi-automatiques (SILA3D)

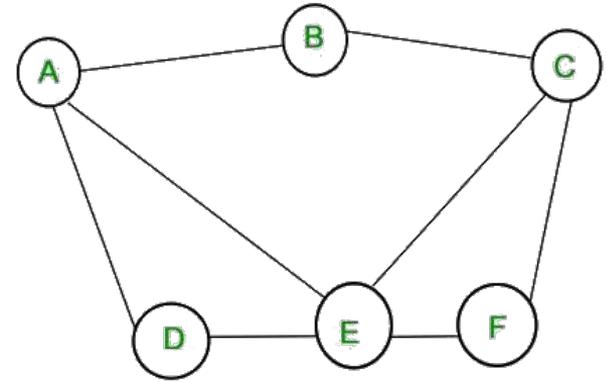
Segmentations automatiques (template, split and merge)

# Modélisation d'encéphales sous forme de graphes



## Comment modéliser un encéphale en graphe ?

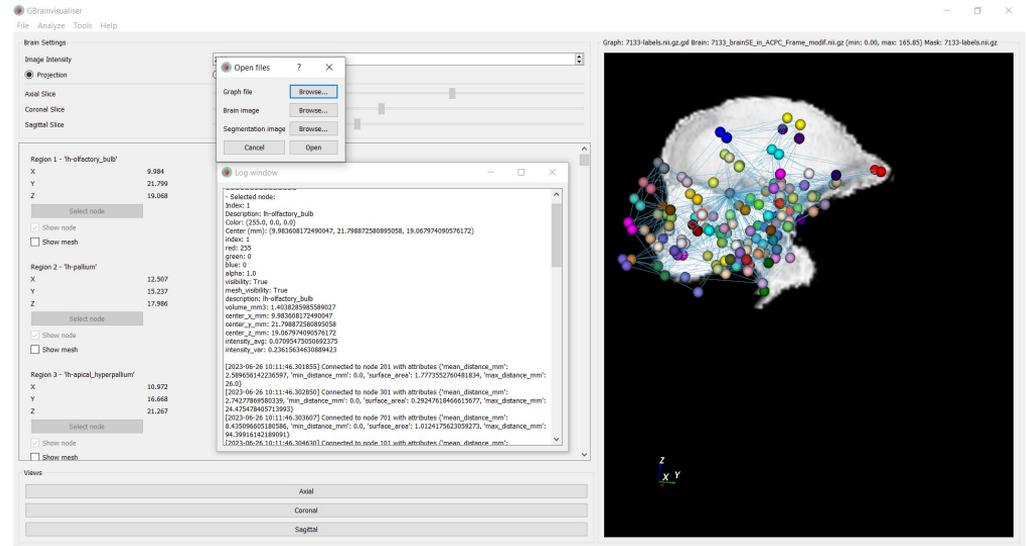
- Définition d'un graphe :  $G = (V, E, \mu, \xi)$ 
  - $V$  l'ensemble des nœuds
  - $E \subseteq V \times V$  l'ensemble des arêtes
  - $\mu : V \rightarrow L_V$  la fonction donnant les attributs des nœuds
  - $\xi : E \rightarrow L_E$  la fonction donnant les attributs des arêtes



- Représentation d'encéphales sous forme de graphes dans la littérature :
  - nœuds = structures, cellules, neurones, voxels, électrodes d'enregistrement etc. <sup>1, 2</sup>
  - arêtes = connexions structurelles, fonctionnelles etc. <sup>1, 3</sup>

# Plateforme 3DBrainMiner

- Plateforme OpenSource
- Créer des graphes à partir d'IRM
- Extraire des attributs de graphes
- Visualiser des graphes et des IRM
- Analyser et comparer des graphes



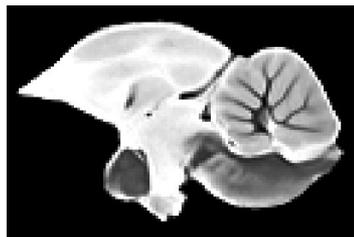
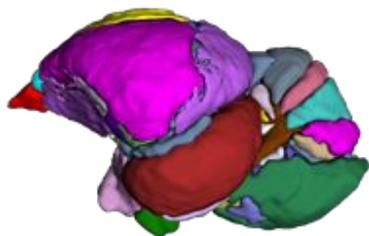


Image IRM  
.niftii



Segmentation  
.niftii

Optionnelle

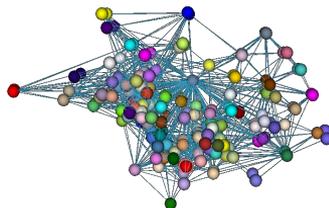
Numéro	Label
4	"Rh-olfactory_bulb"
5	"Rh-hippocampus"
104	"Lh-olfactory_bulb"
105	"Lh-hippocampus"

LUT  
.txt

Optionnelle

	0	1	2	3	4
0	0	1	0	0	1
1	1	0	1	1	1
2	0	1	0	1	0
3	0	1	1	0	1
4	1	1	0	1	0

Matrice d'adjacence  
.txt



Graphe du  
cerveau  
.gxl

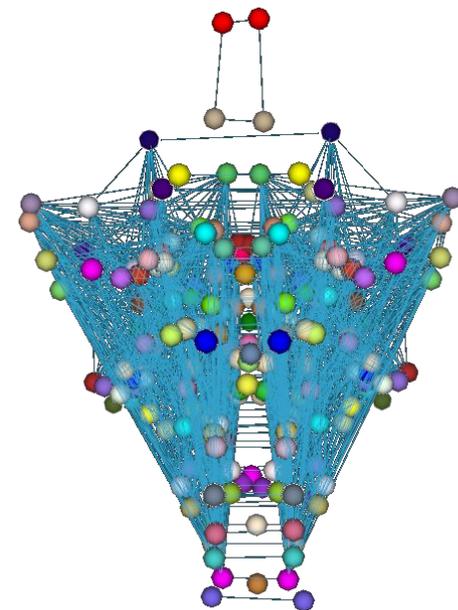
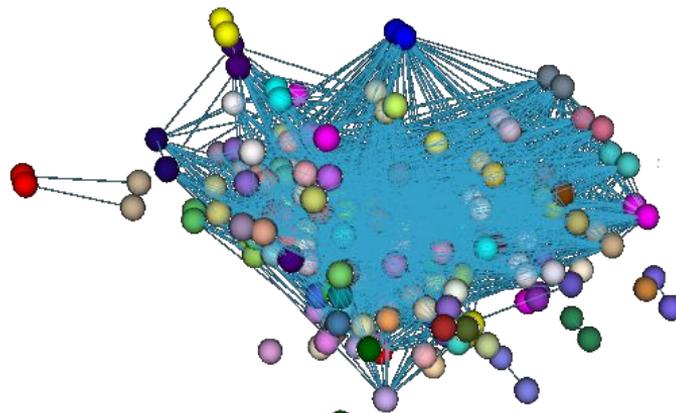
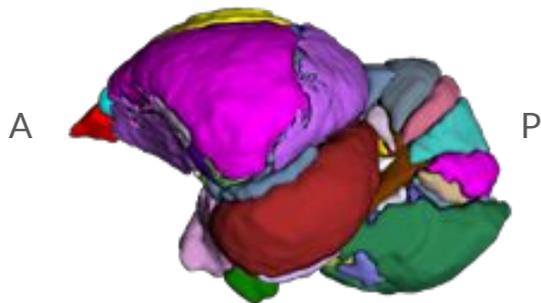


## Les attributs

- Nouveaux attributs sur les noeuds
  - descripteurs de forme (volume, sphéricité, surface)
  - intensité de signal moyenne
  - écart type de l'intensité de signal
  - position du centre de gravité
  - profil radial
- Nouveaux attributs sur les arêtes
  - distances minimale, maximale et moyenne entre deux structures
  - surface de contact

## Différentes modélisations :

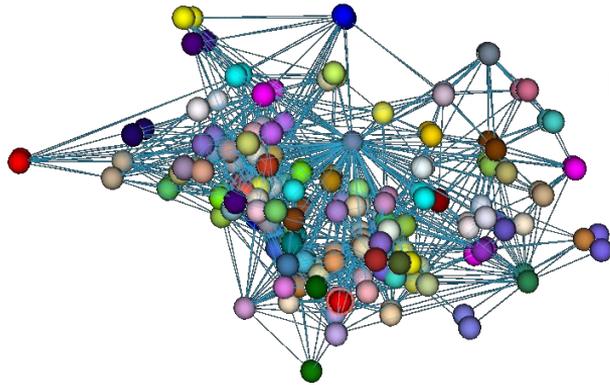
- Noeuds = structures du cerveau
- Arêtes = matrice d'adjacence "experte et théorique"<sup>1</sup> (on relie les paires de structures (gauche/droite) et en fonction des processus dans lesquels elles sont impliquées)



2043 arêtes

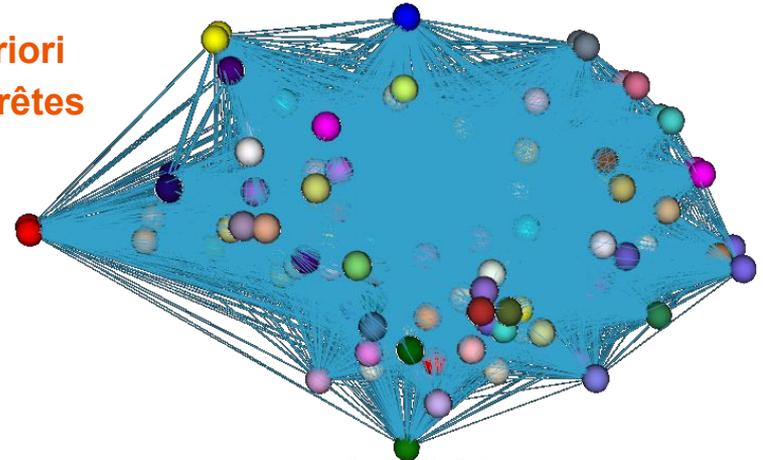
## Différentes modélisations :

- Noeuds = structures du cerveau
- Arêtes = on relie 2 noeuds si les structures sont suffisamment proches (seuil à définir)



Seuil = 0  
1400 arcs

Sans a priori  
pour les arêtes



Seuil = infini  
18721 arcs

# Analyse et comparaison de graphes grâce au machine learning

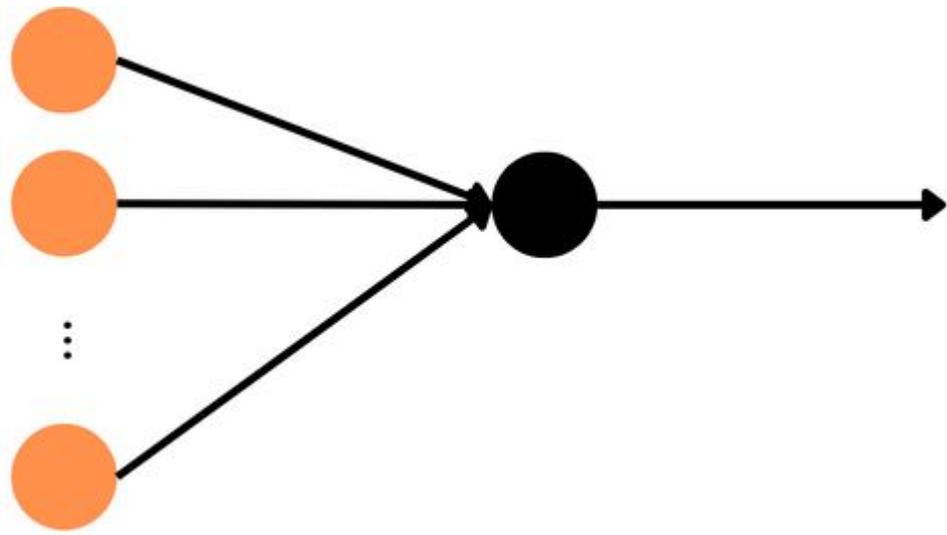
---



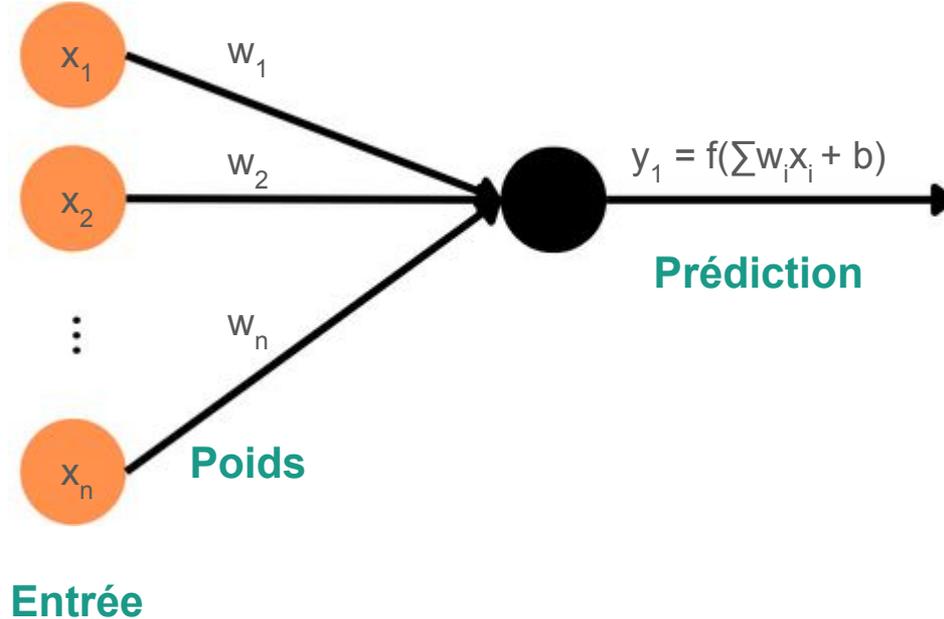
## Quelques rappels



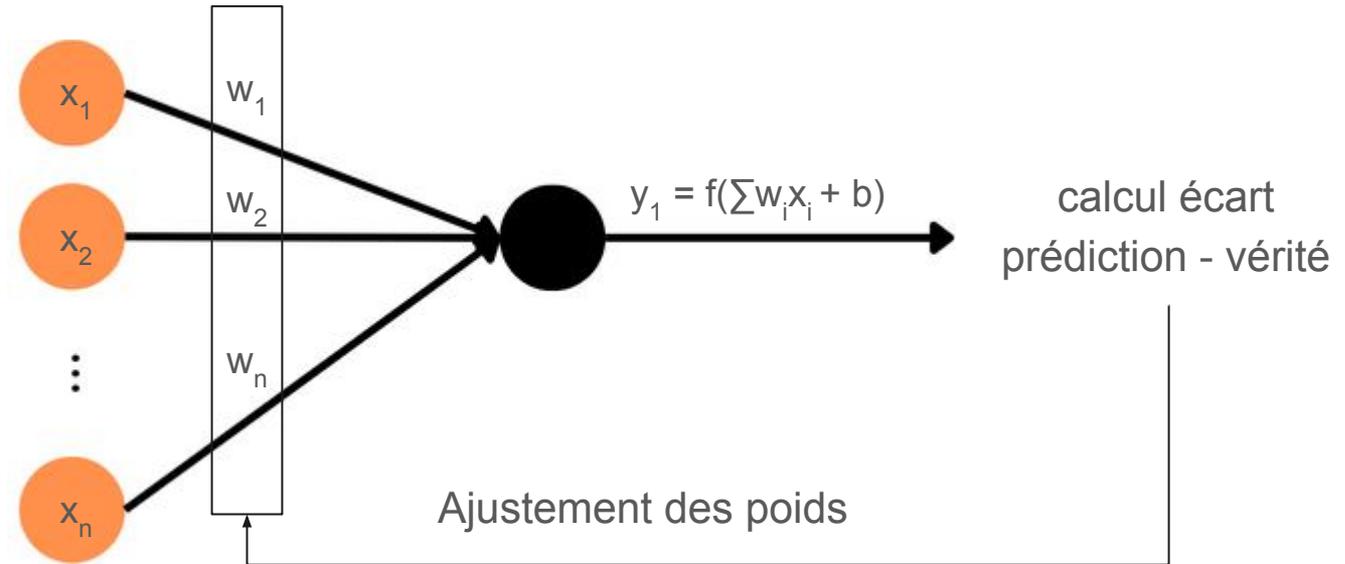
## Quelques rappels : un neurone



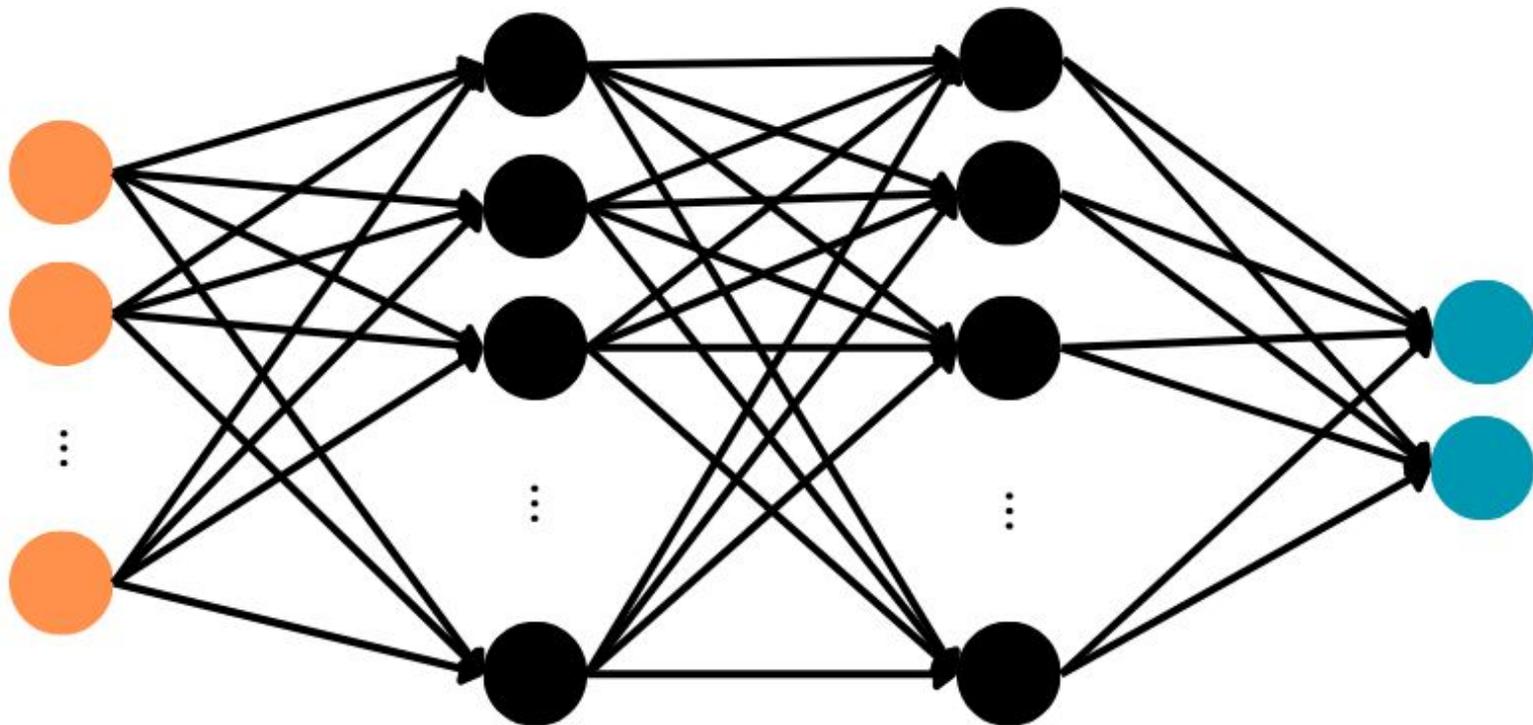
## Quelques rappels : un neurone



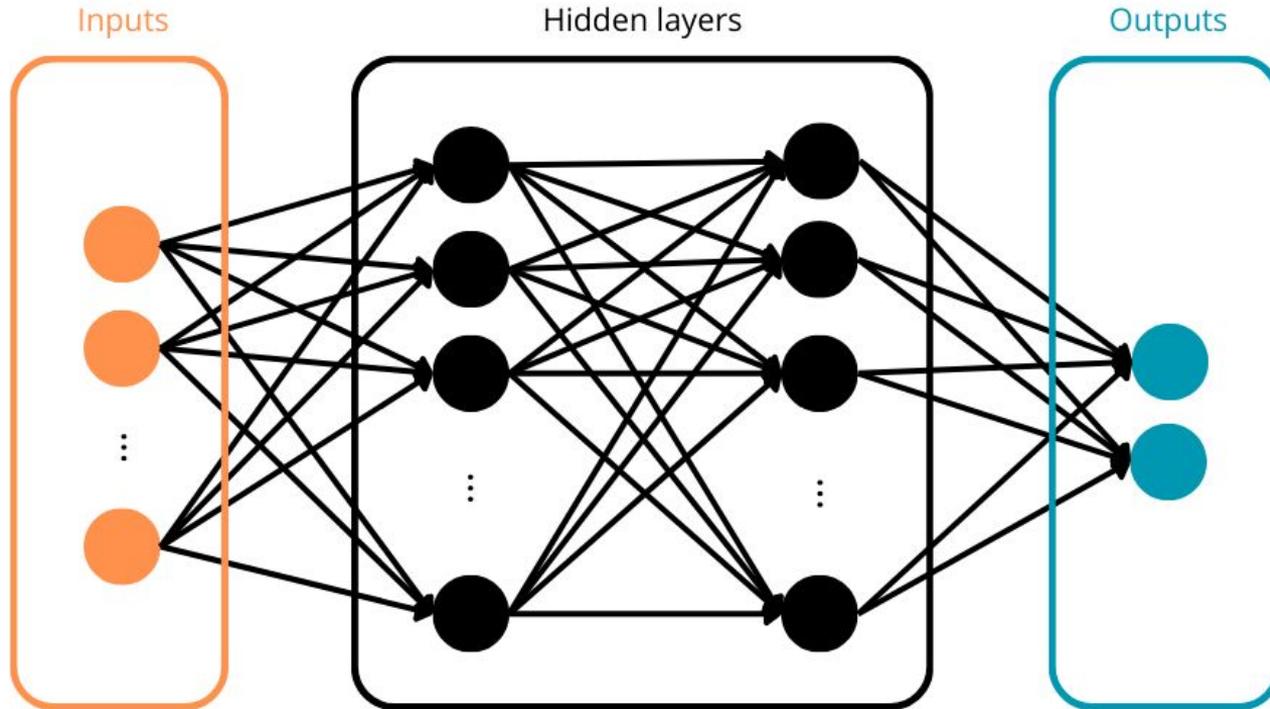
## Quelques rappels : un neurone



## Quelques rappels : perception multicouches



## Quelques rappels : perception multicouches



Permet de faire de la classification



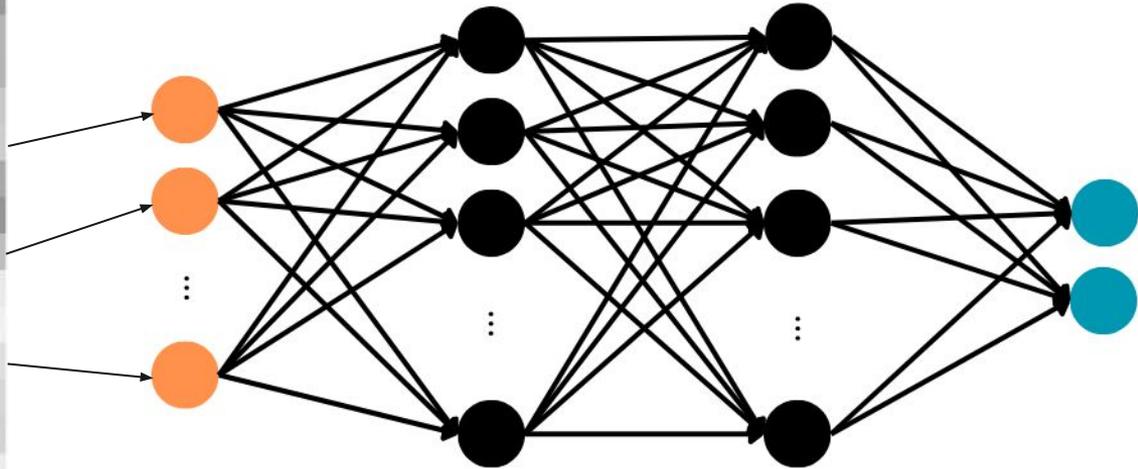
# Comment faire de la classification d'images ?

157	153	174	168	150	152	129	151	172	161	155	166
155	182	163	74	75	62	33	17	110	210	180	154
180	180	50	14	34	6	10	33	48	106	159	181
206	169	5	124	131	111	120	204	166	15	56	180
194	68	137	251	237	239	239	228	227	87	71	201
172	106	207	233	233	214	220	239	228	98	74	206
188	88	179	209	185	215	211	158	139	75	20	169
189	97	165	84	10	168	134	11	31	62	22	148
199	168	191	193	158	227	178	143	182	106	36	190
206	174	155	252	236	231	149	178	228	43	95	234
190	216	116	149	236	187	85	150	79	38	218	241
190	224	147	108	227	210	127	102	35	101	255	224
190	214	173	66	103	143	95	90	2	109	249	215
187	196	235	75	1	81	47	0	6	217	255	211
183	202	237	145	0	0	12	108	200	138	243	236
195	206	123	207	177	121	123	200	175	13	96	218

# Comment faire de la classification d'images ?



157	153	174	168	150	152	129	151	172	161	155	156
155	182	163	74	75	62	33	17	110	210	180	154
180	180	50	14	94	6	10	33	48	105	159	181
206	109	5	124	131	111	120	204	165	15	55	180
194	68	137	251	237	239	239	228	227	87	71	201
172	105	207	233	233	214	220	239	228	98	74	206
188	88	179	209	185	215	211	158	139	75	20	169
189	97	165	84	10	168	134	11	31	62	22	148
199	168	191	193	158	227	178	143	182	106	36	190
205	174	155	252	236	231	149	178	228	43	95	234
190	216	116	149	236	187	85	150	79	38	218	241
190	224	147	108	227	210	127	102	35	101	255	224
190	214	173	66	103	143	95	50	2	109	249	215
187	196	238	75	1	81	47	0	6	217	258	211
183	202	237	145	0	0	12	108	200	138	243	236
195	206	123	207	177	121	123	200	175	13	96	218





# Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

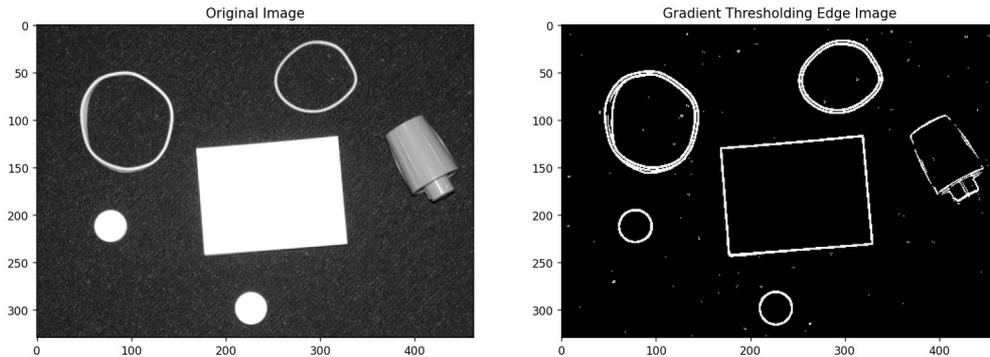
Réseau de neurones pour la classification d'images

- 1 - Extraction de caractéristiques de l'image
- 2 - Classification à partir des caractéristiques

## Extraction de caractéristiques

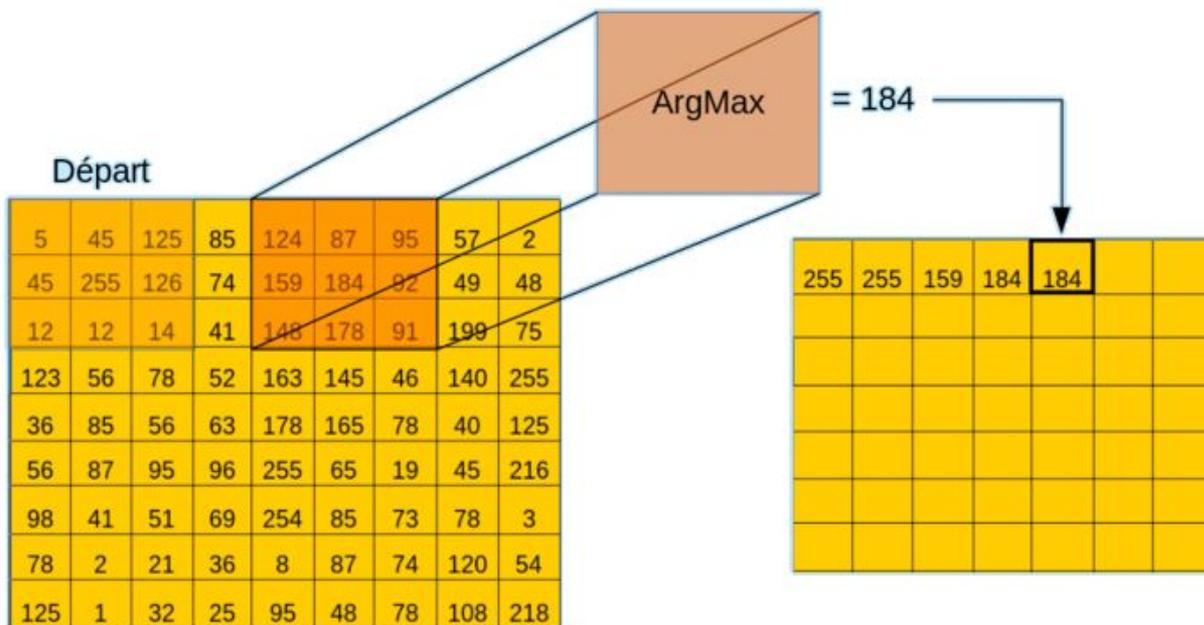
Convolution : Opération mathématique utilisée pour le traitement et la reconnaissance d'images.

Son effet est celui d'un filtre.

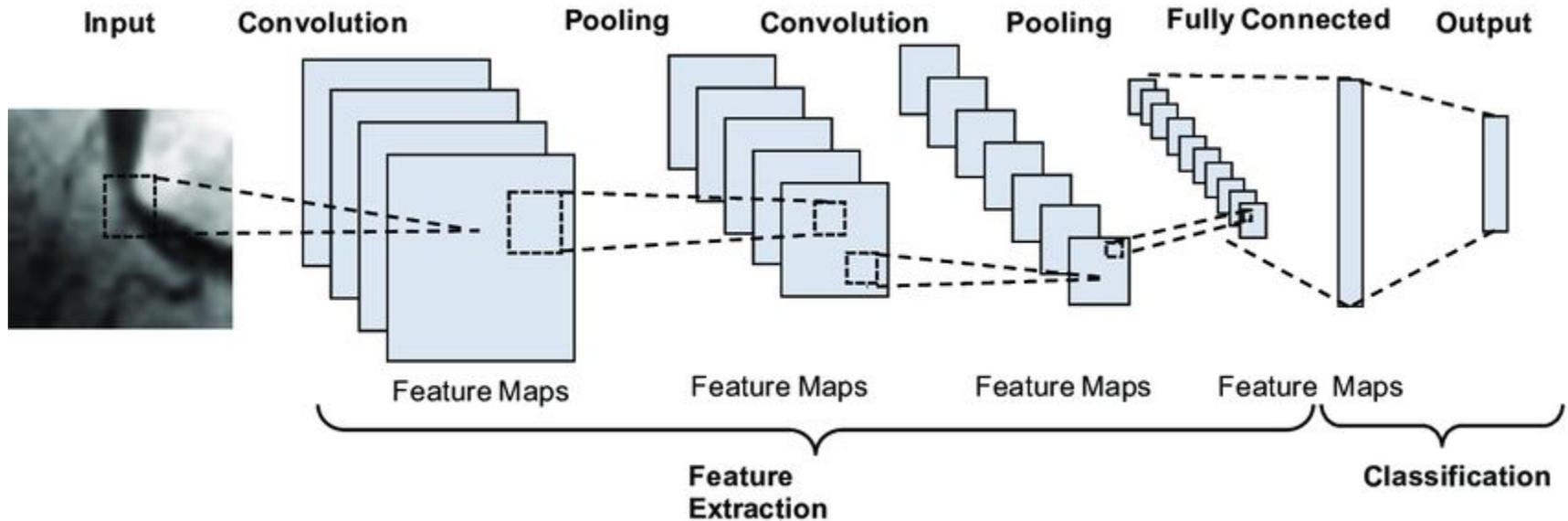


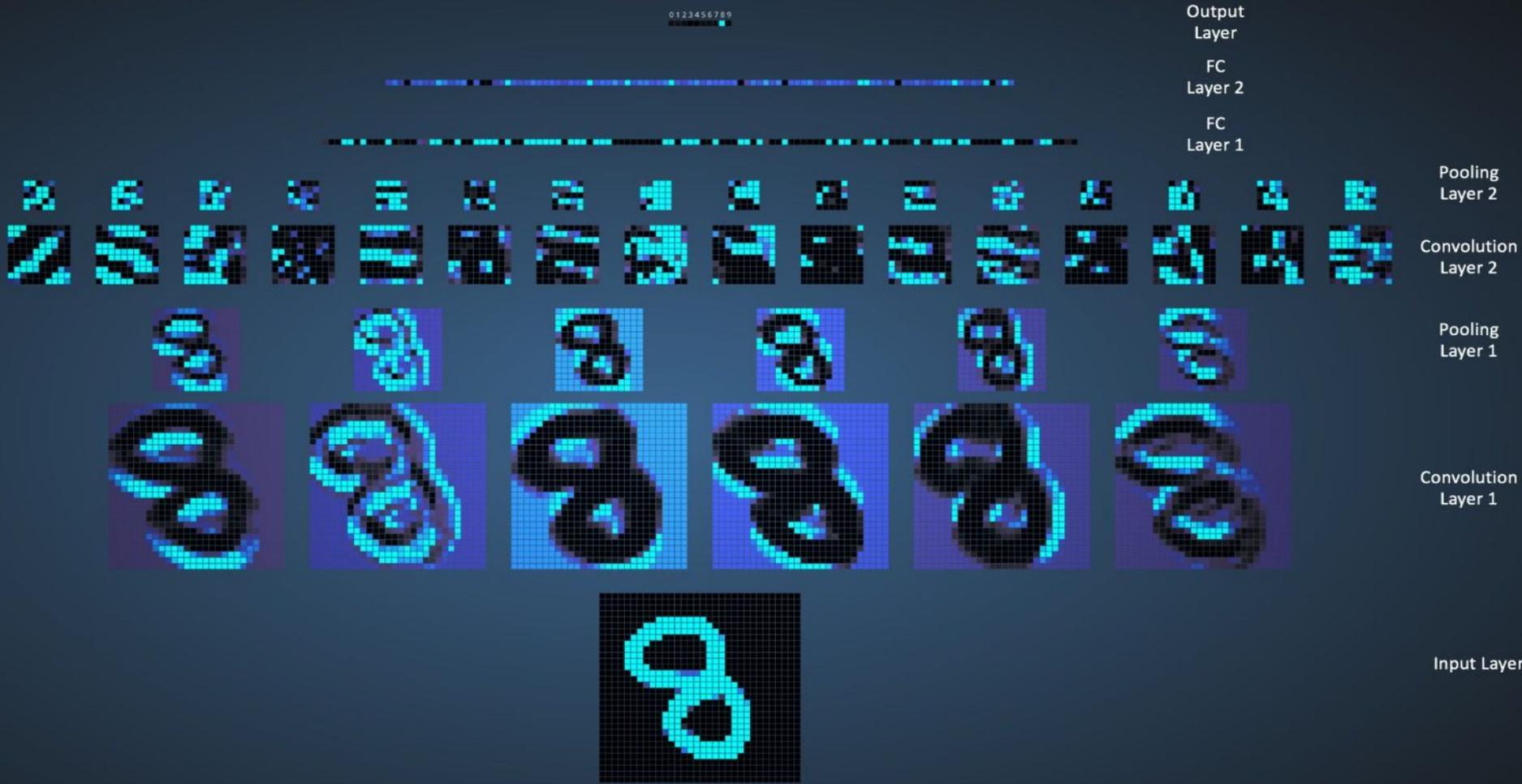
filtre dérivateur (détection de bords)

## Convolution sur une image



# Réseaux de neurones convolutifs







# Réseaux de neurones sur graphes ?

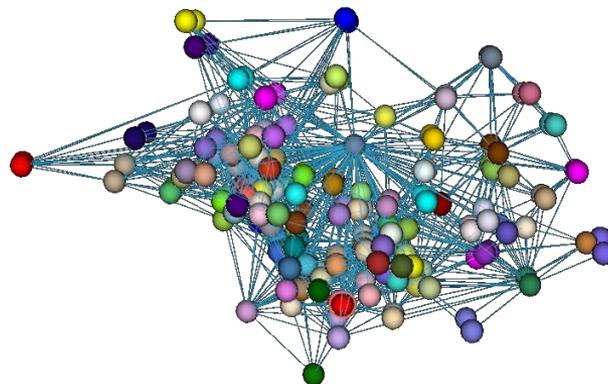


## Réseaux de neurones sur graphes ?

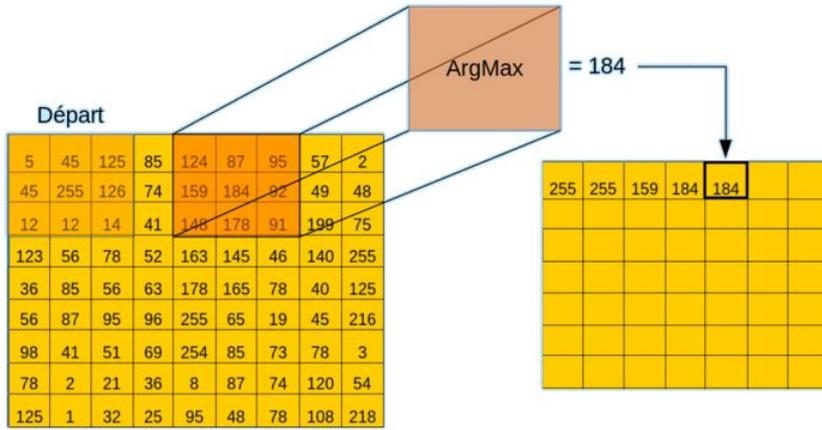




## Réseaux de neurones sur graphes ?

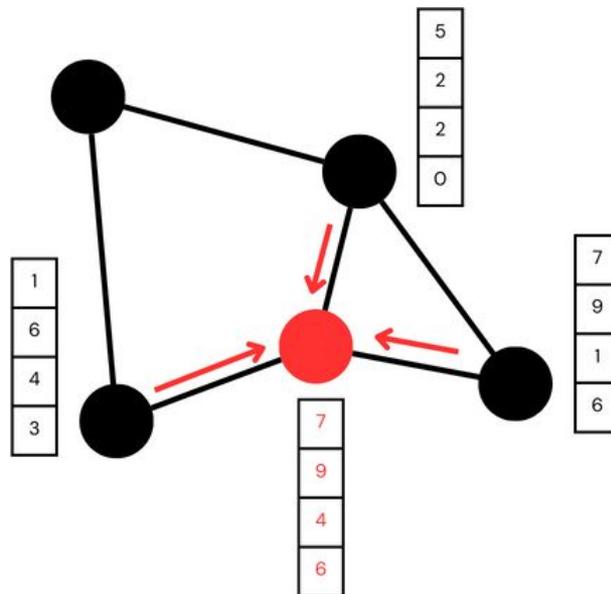
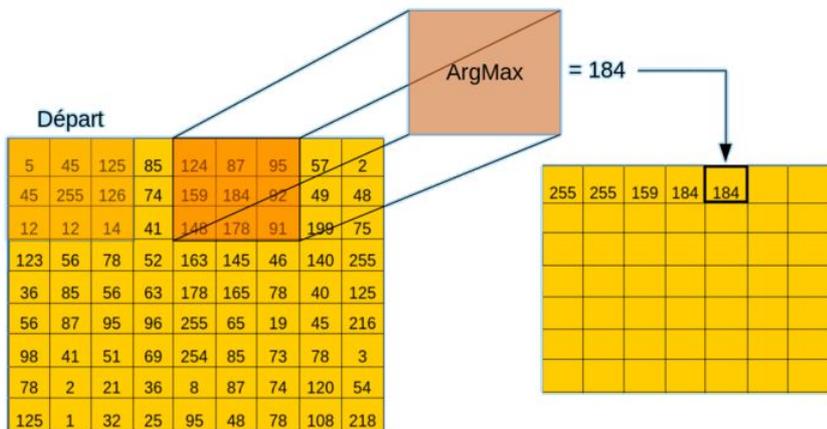


# Réseaux de neurones sur graphes

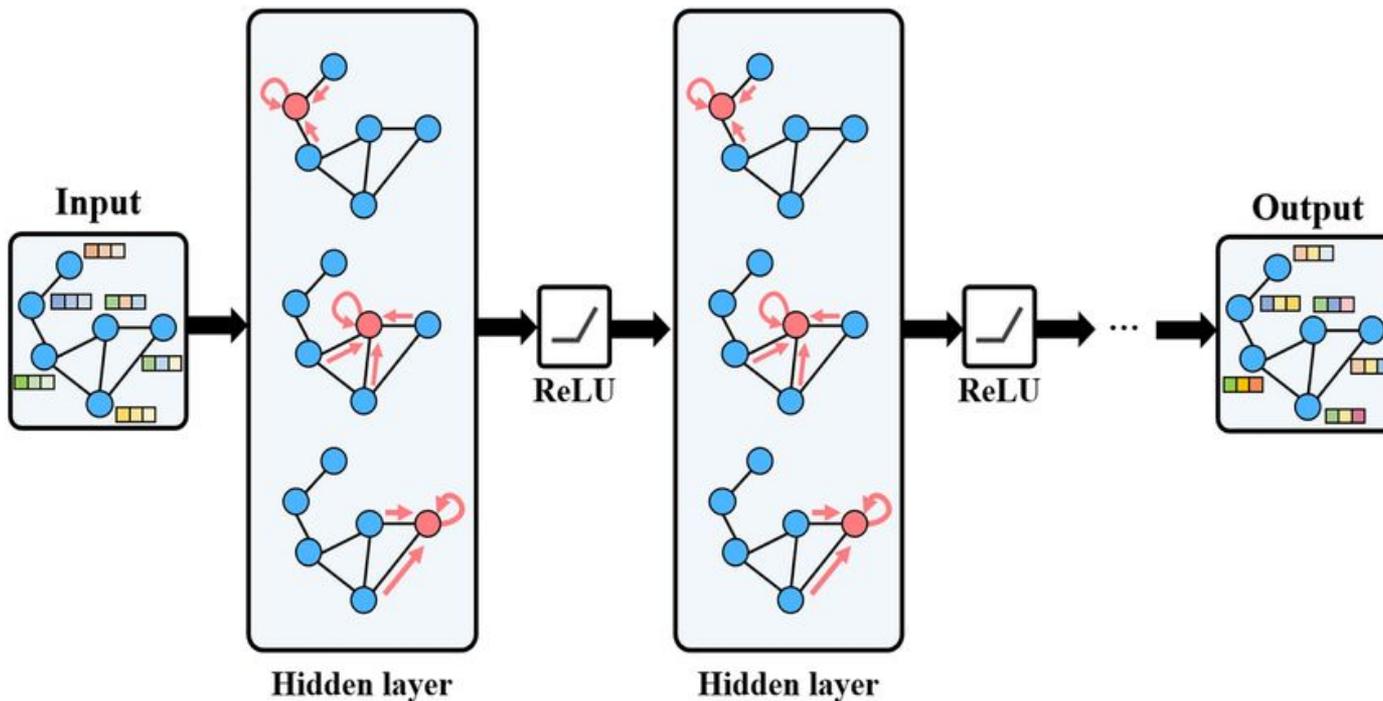


# Réseaux de neurones sur graphes

Message passing :



## Réseaux de neurones sur graphes



# Deux stratégies envisageables

---



## **Stratégie 1 : classification de graphes**



## Stratégie 1 : classification de graphes

### Définition d'une tâche à résoudre

Exemple : Apprendre à classer des graphes d'encéphales d'agneaux élevés en allaitement artificiel et en maternage

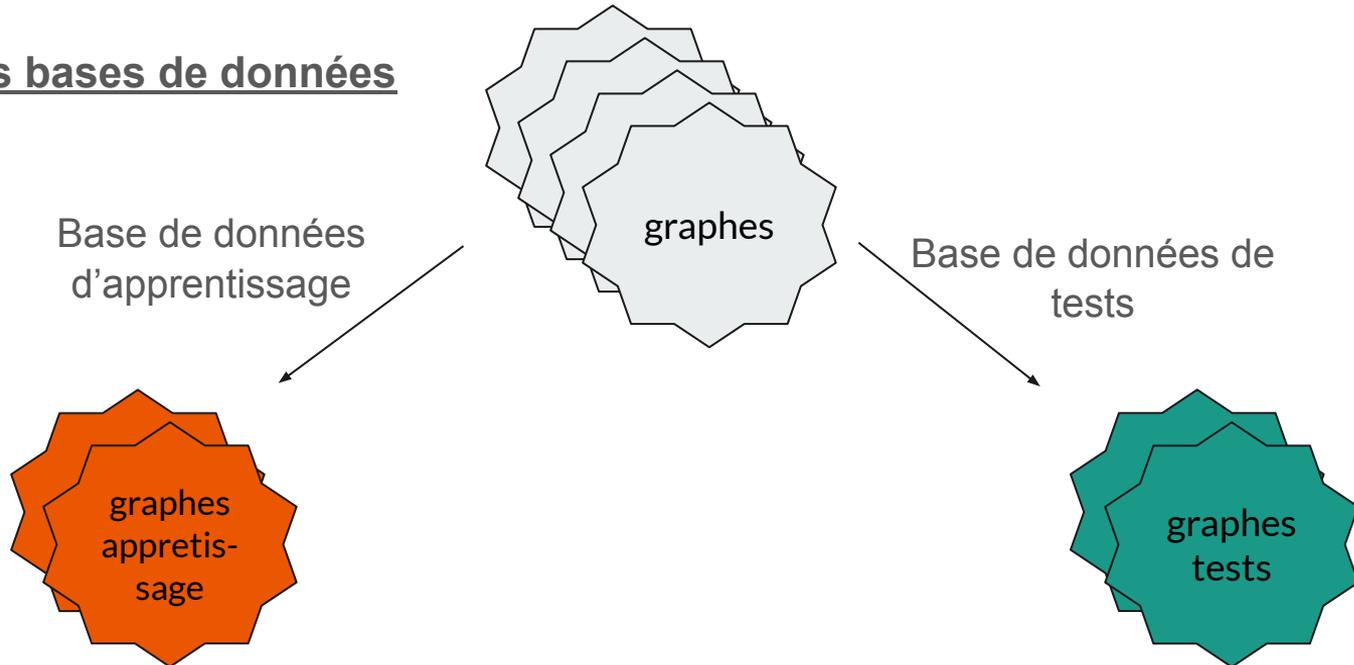
## Stratégie 1 : classification de graphes

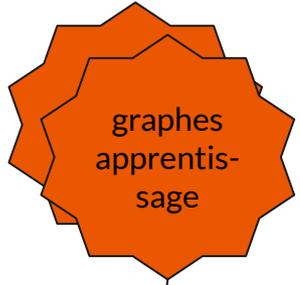
### Choix et génération des données



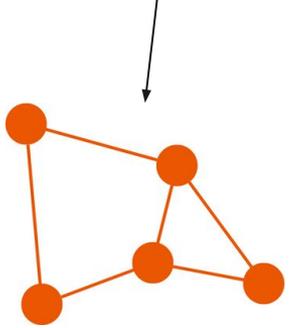
# — **Stratégie 1 : classification de graphes**

## Création des bases de données

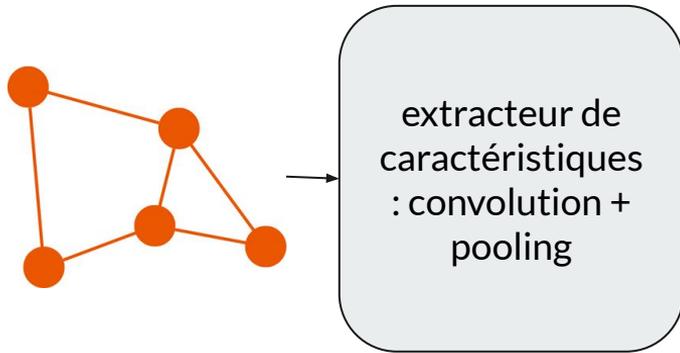




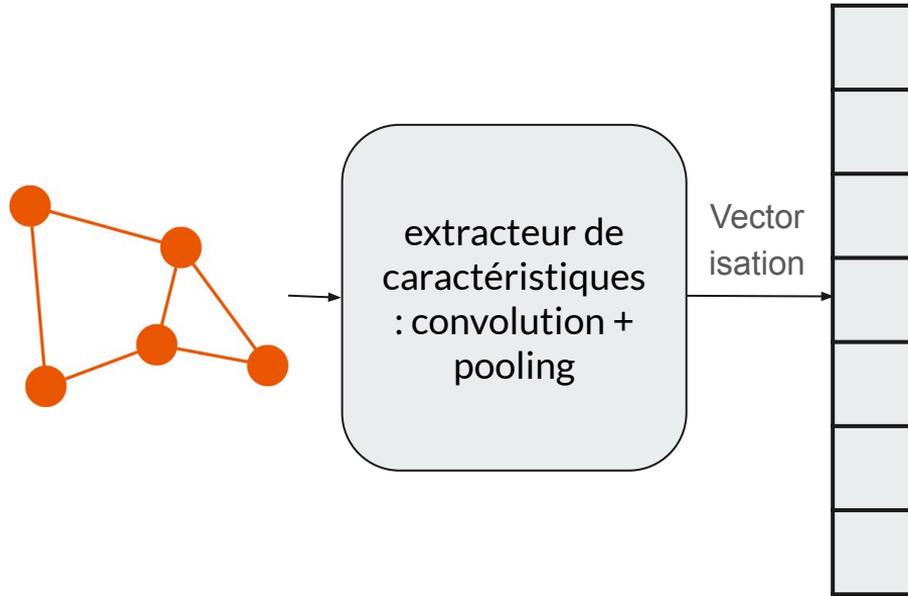
# Apprentissage



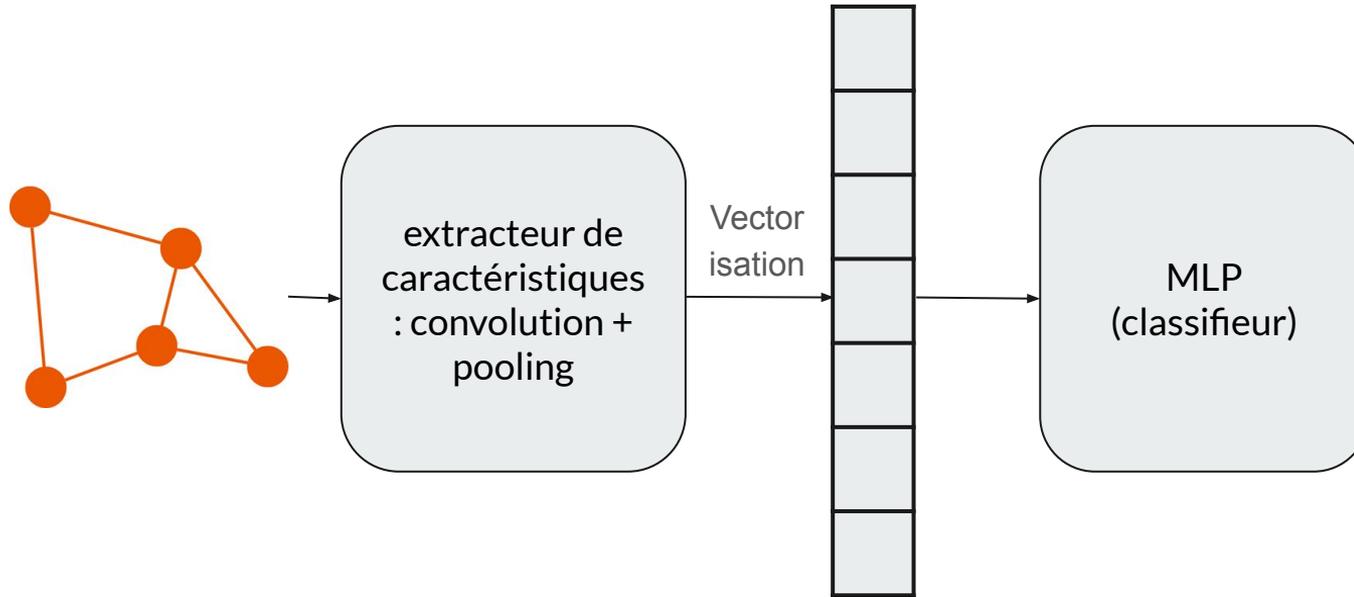
# Apprentissage



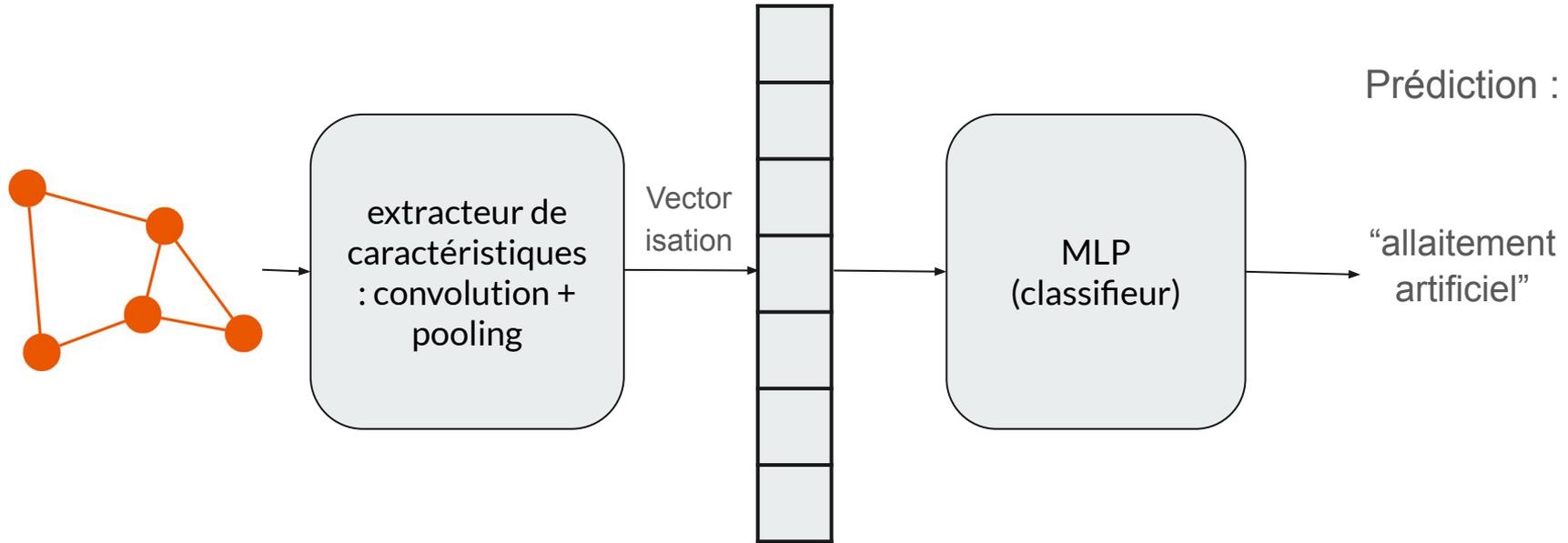
# Apprentissage



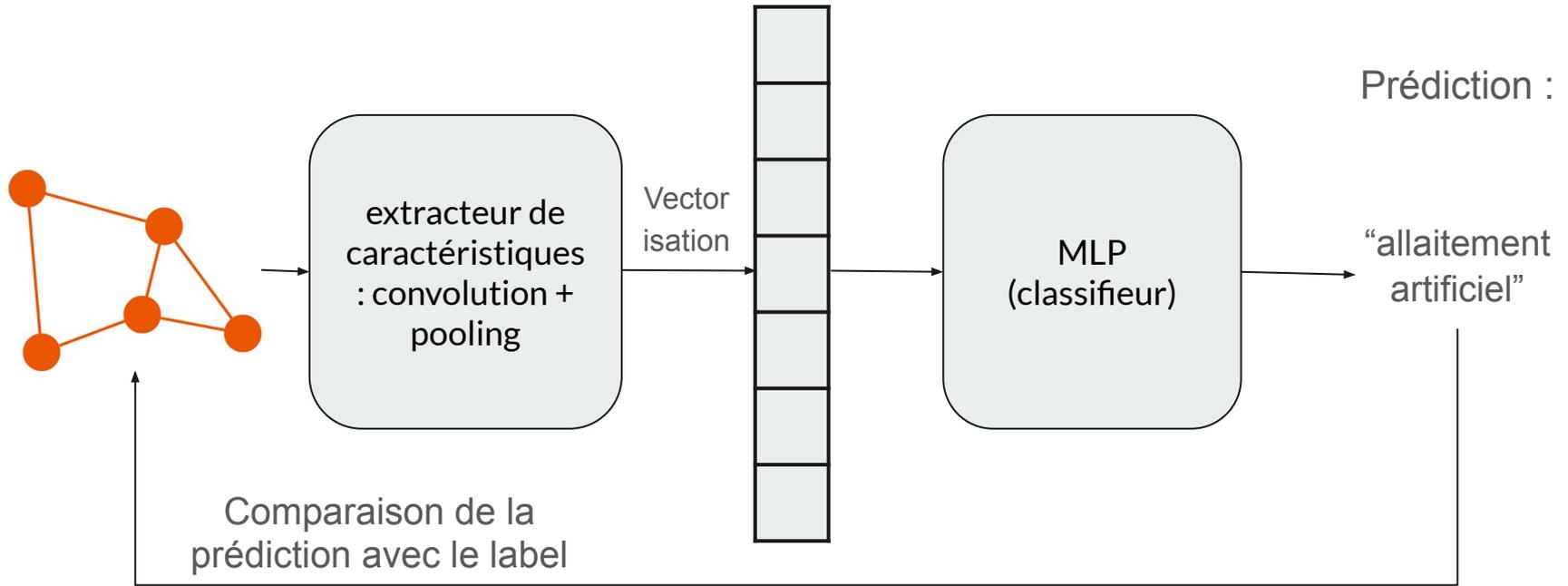
# Apprentissage



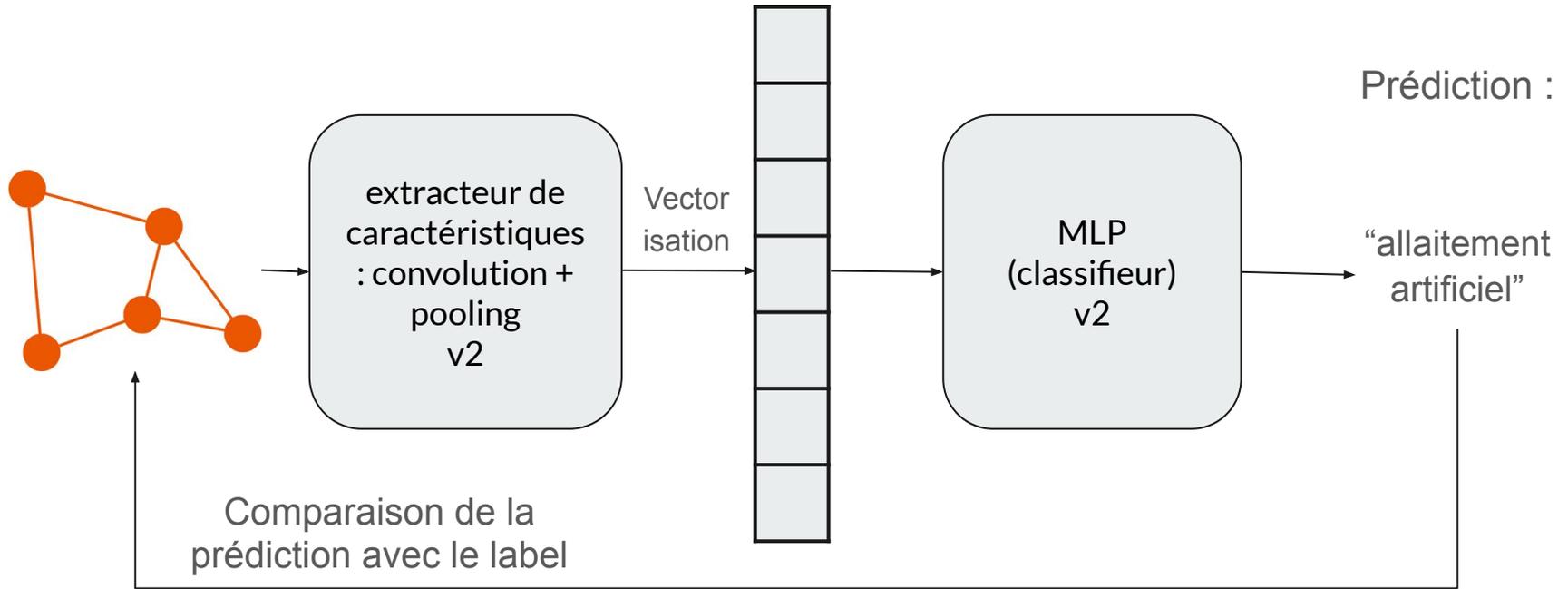
# Apprentissage

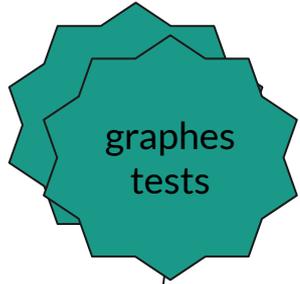


# Apprentissage

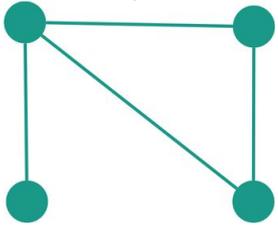


# Apprentissage



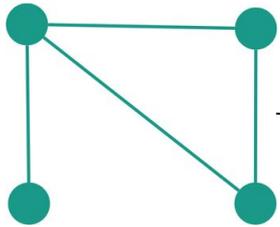


# Evaluation

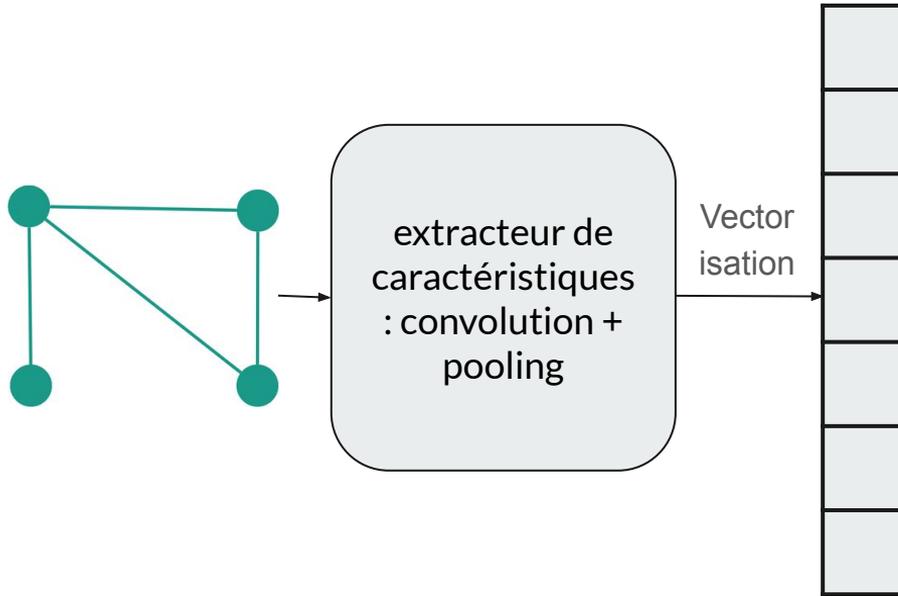




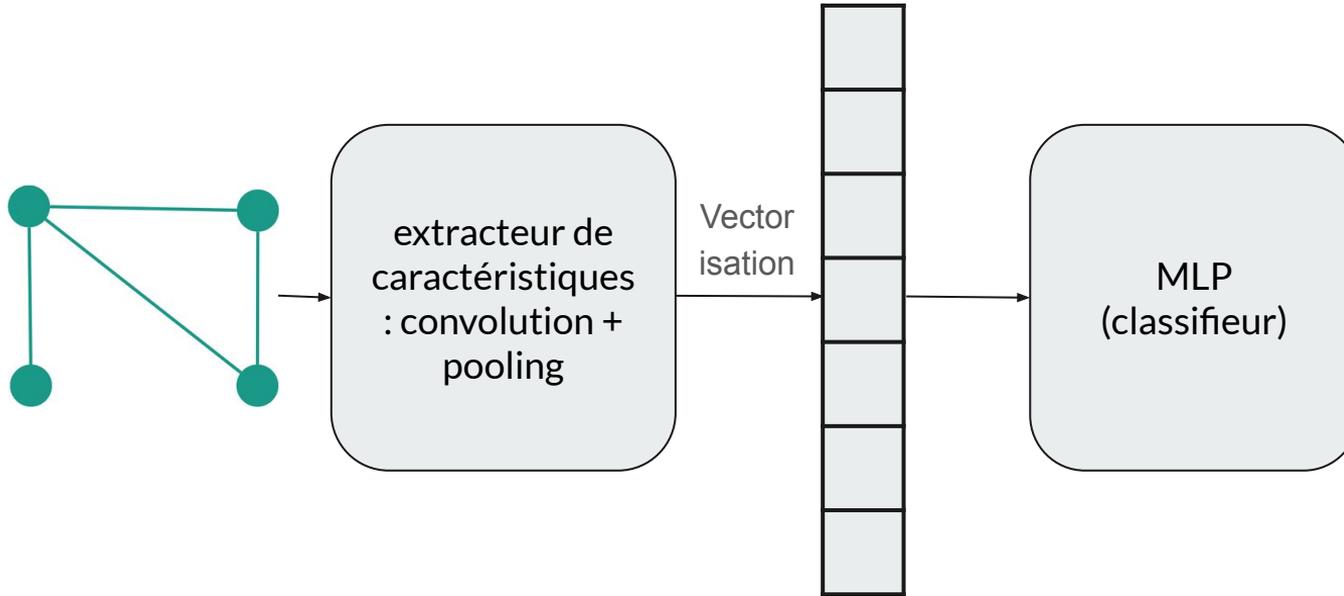
# Evaluation



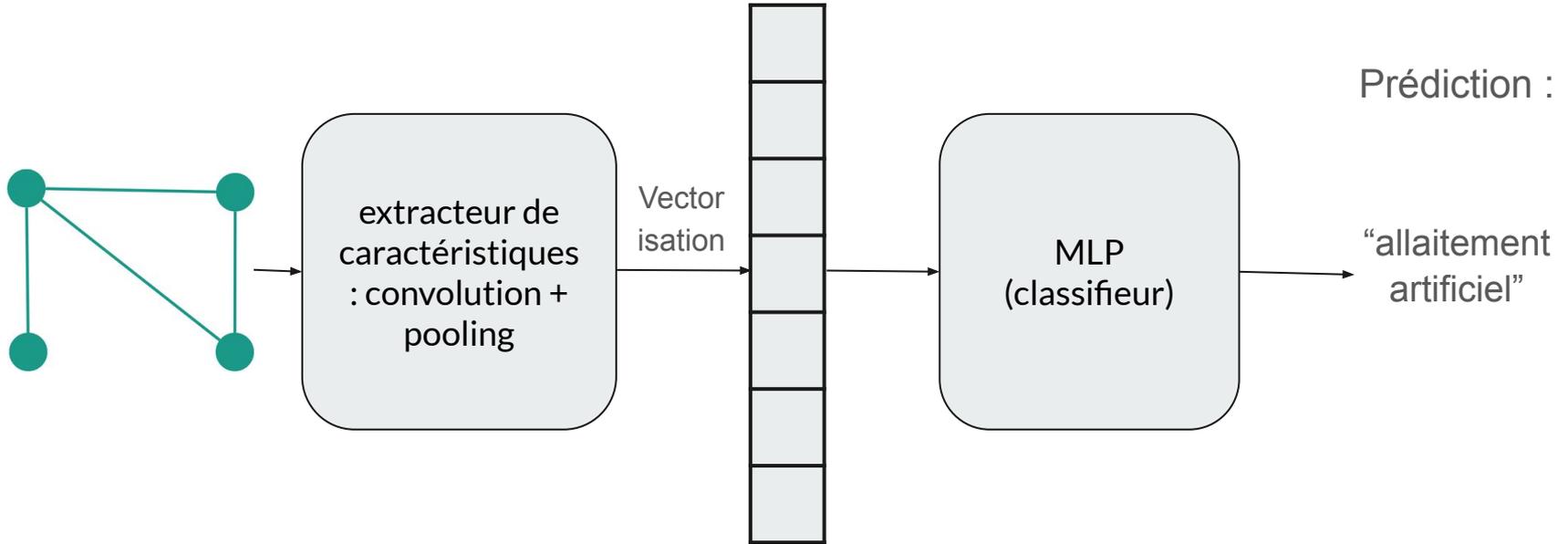
# Evaluation



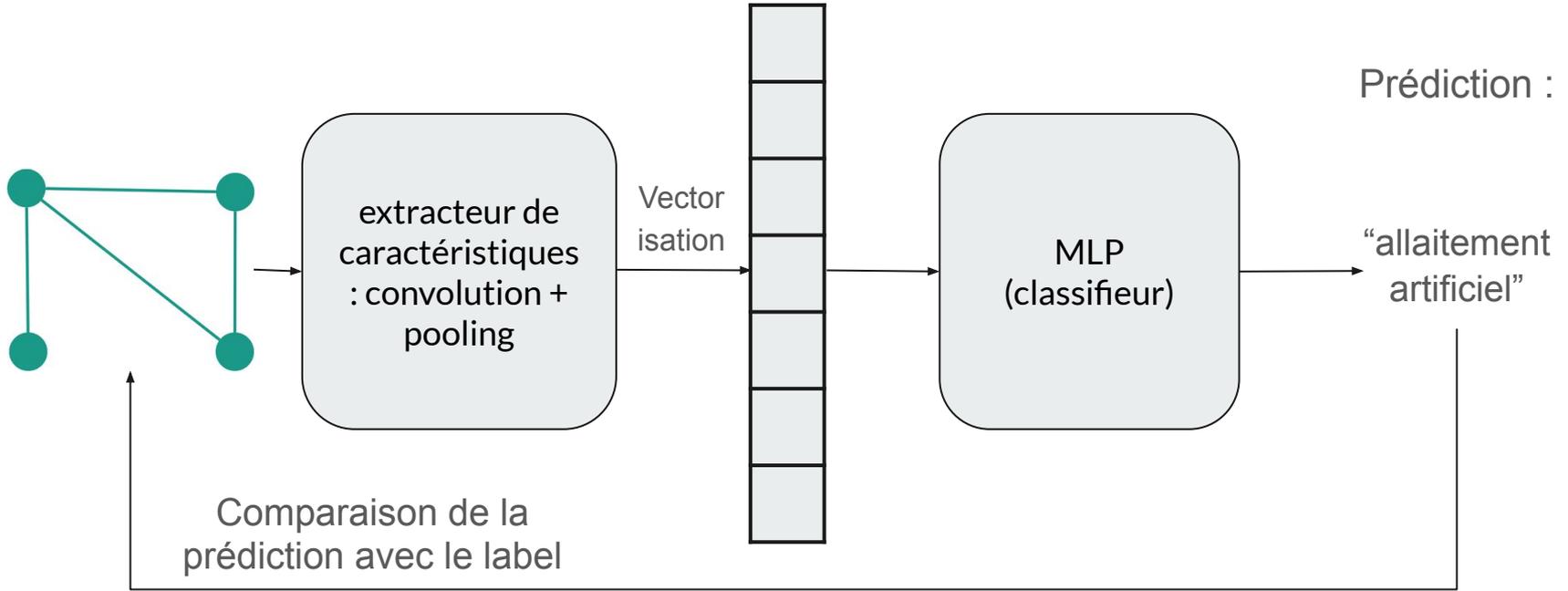
# Evaluation



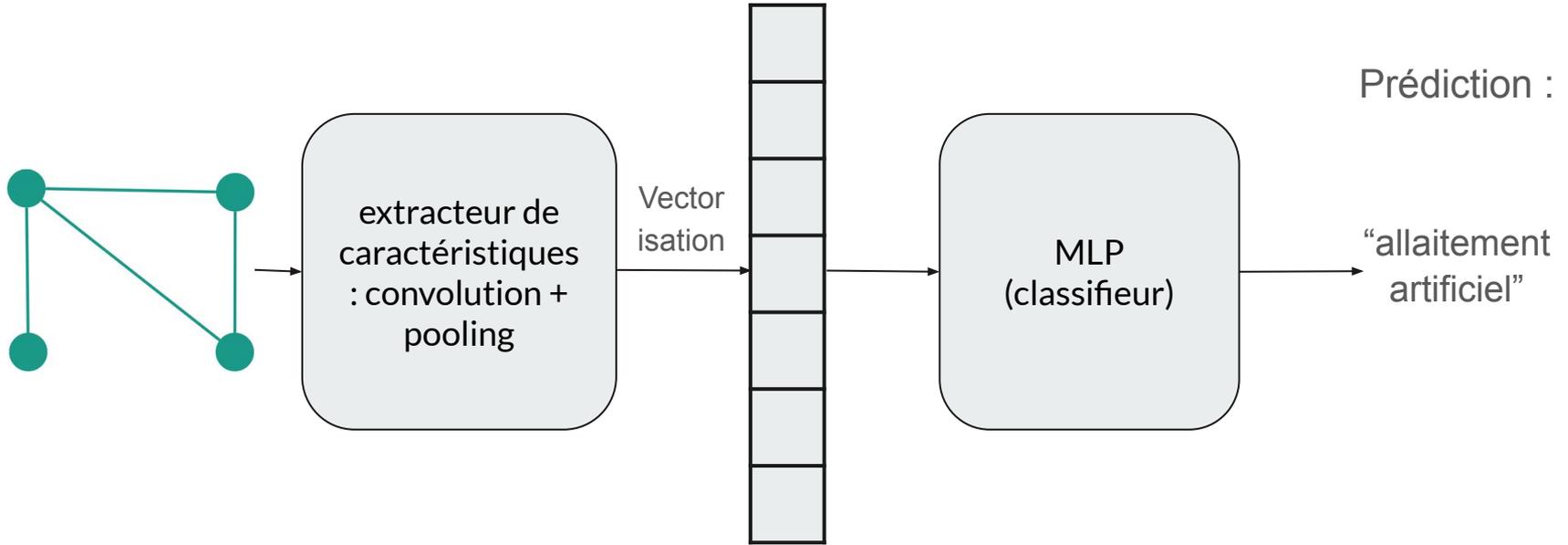
## Evaluation



# Evaluation



## Evaluation



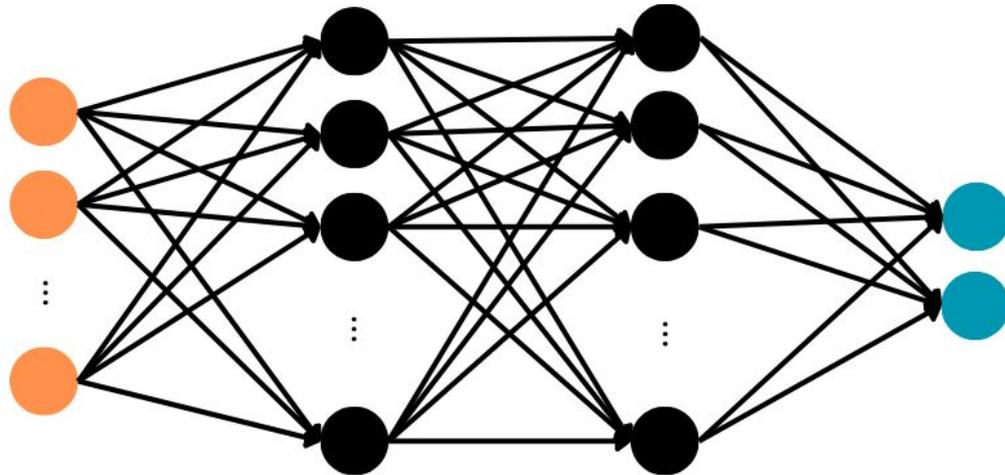
Calcul de la précision (taux de bonnes réponses)



# Optimiser l'efficacité d'un réseau de neurones

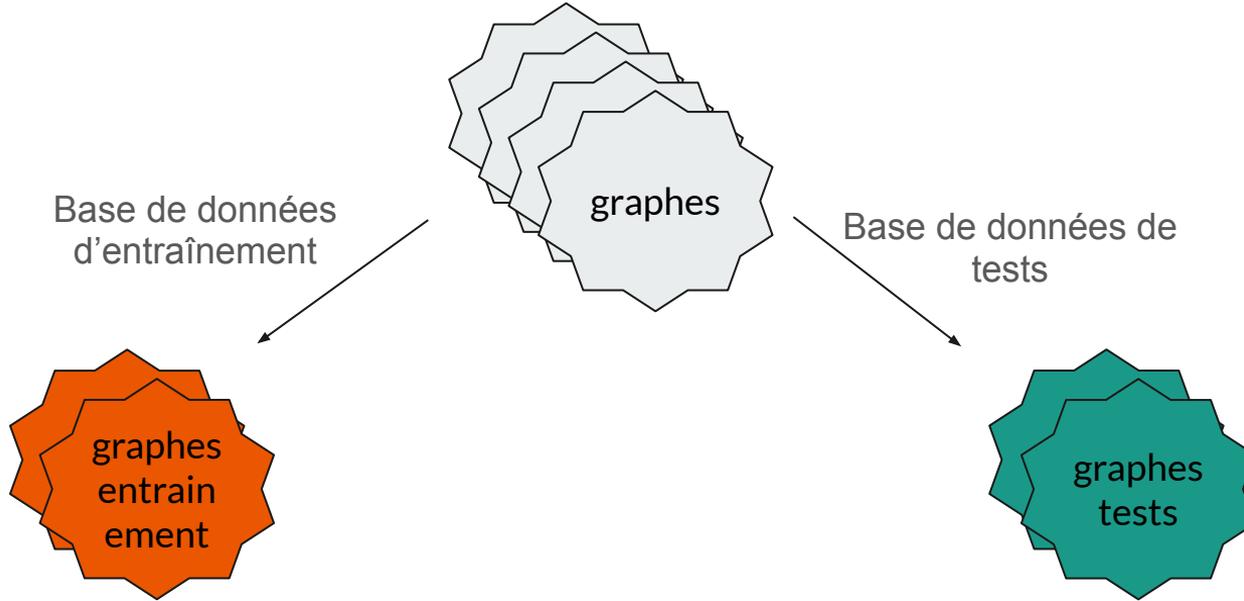
# Optimiser l'efficacité d'un réseau de neurones

- Importance du choix des paramètres du réseau de neurones





# Optimiser l'efficacité d'un réseau de neurones



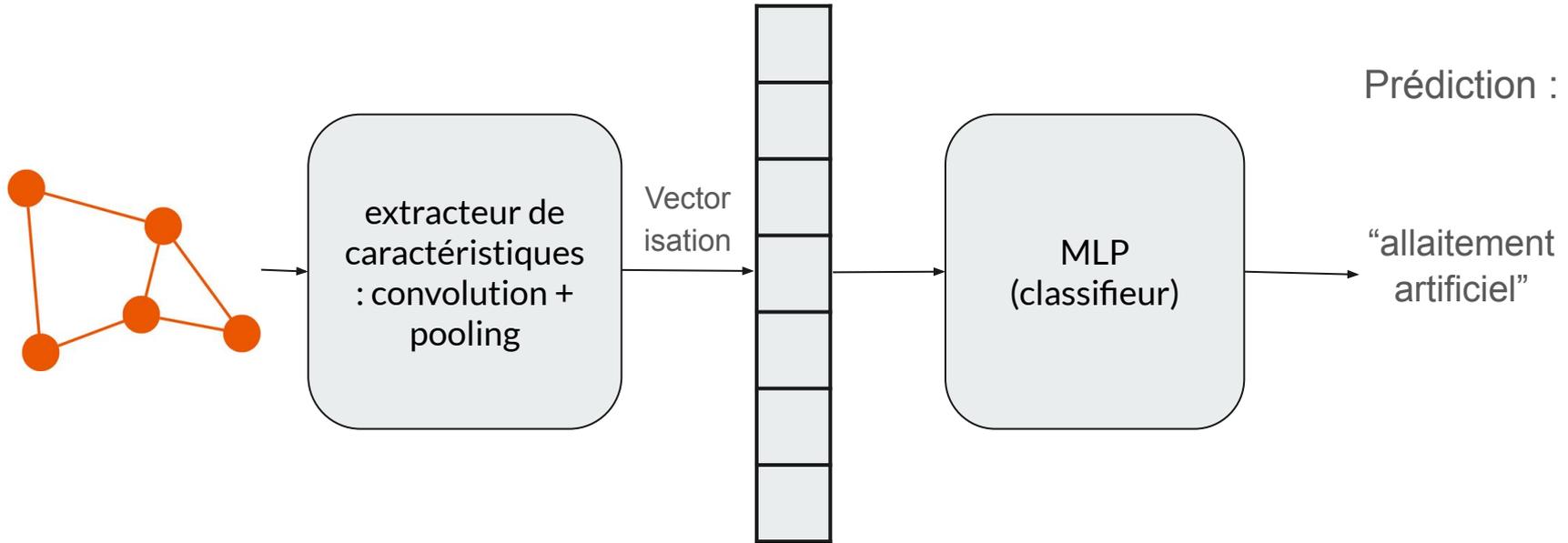


## **Classification de graphes : A quoi ça sert ?**



# Classification de graphes : A quoi ça sert ?

## Explicabilité





# Classification de graphes : A quoi ça sert ?

## Explicabilité

extracteur de  
caractéristiques  
: convolution +  
pooling

MLP  
(classifieur)



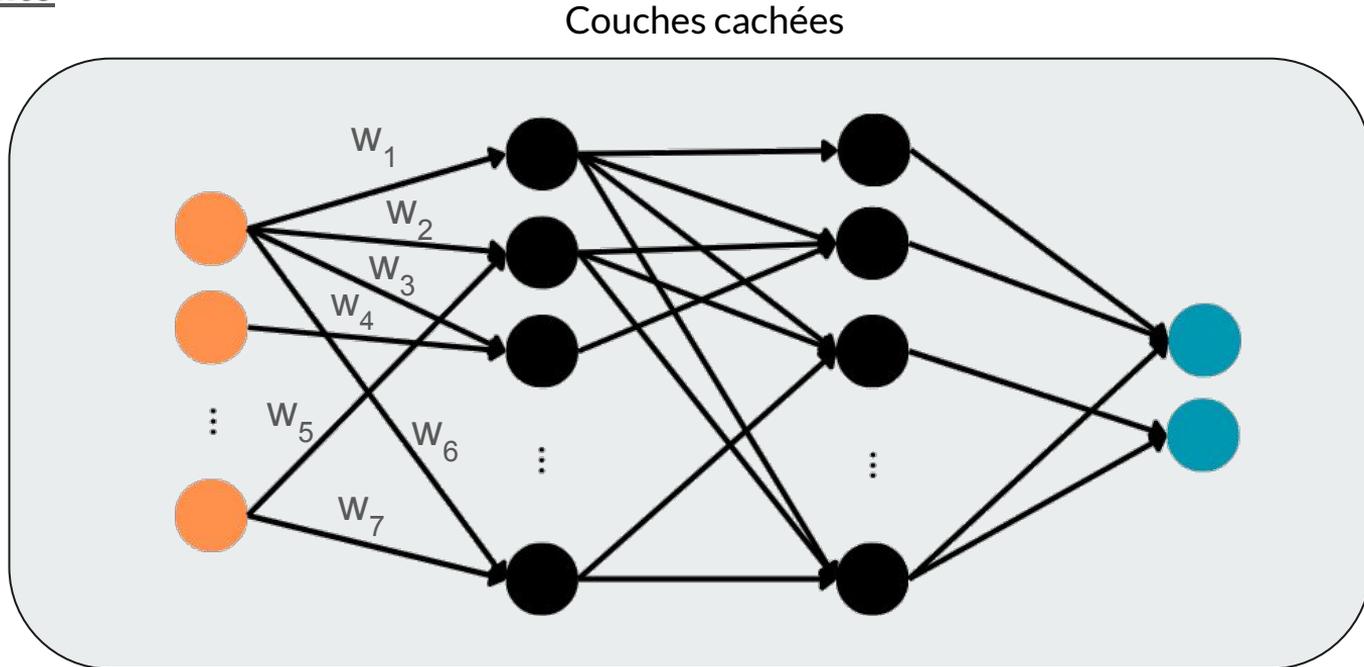
## Classification de graphes : A quoi ça sert ?

### Explicabilité

Extracteur de caractéristiques:  
convolution + pooling

# Classification de graphes : A quoi ça sert ?

## Explicabilité



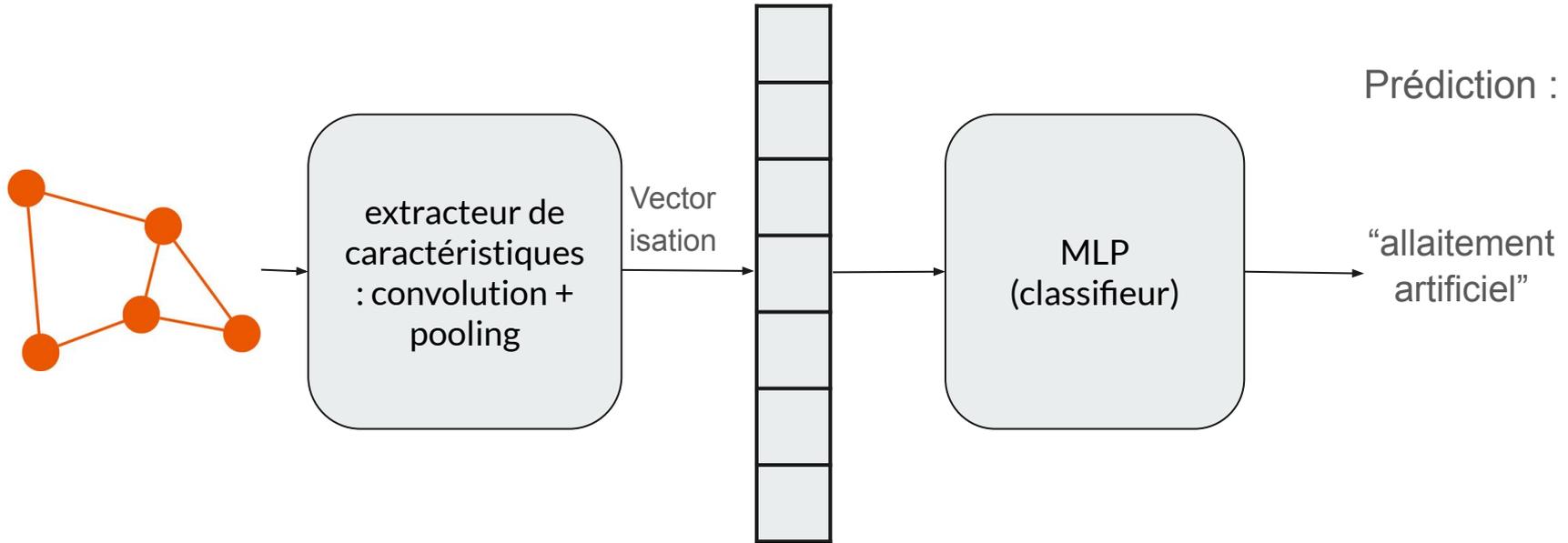


## Classification de graphes : A quoi ça sert ?

Interprétabilité

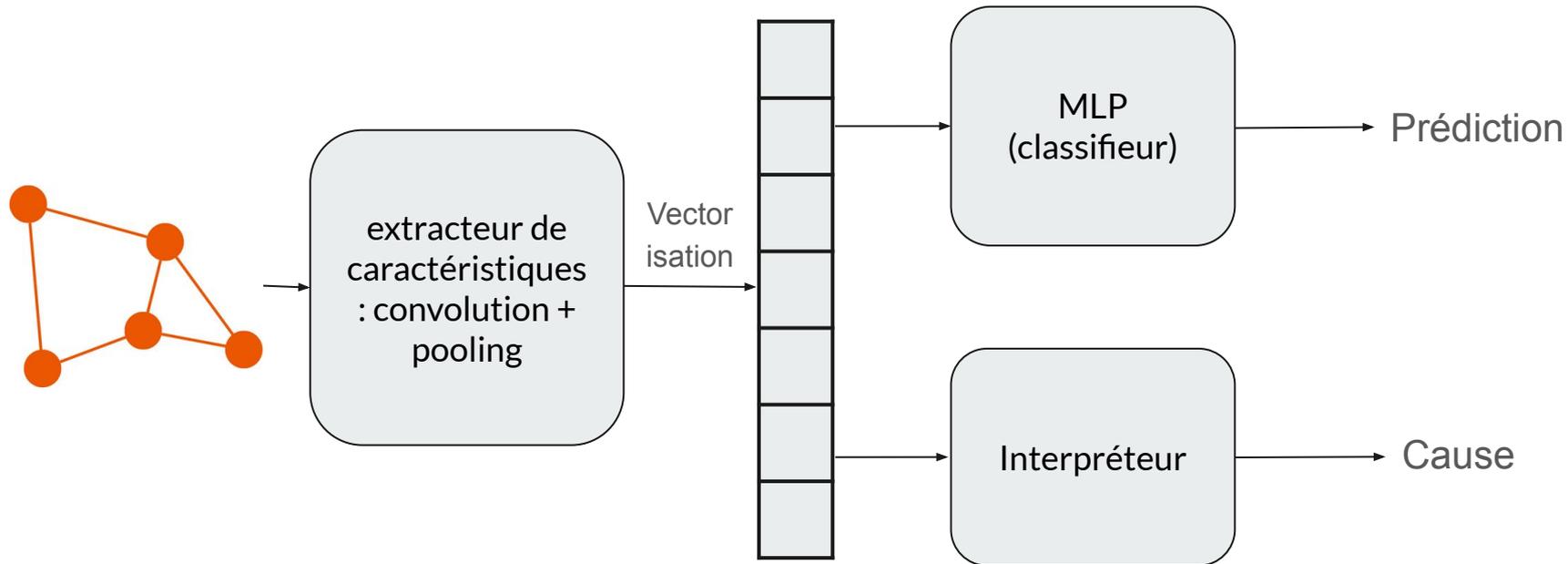
# Classification de graphes : A quoi ça sert ?

## Interprétabilité



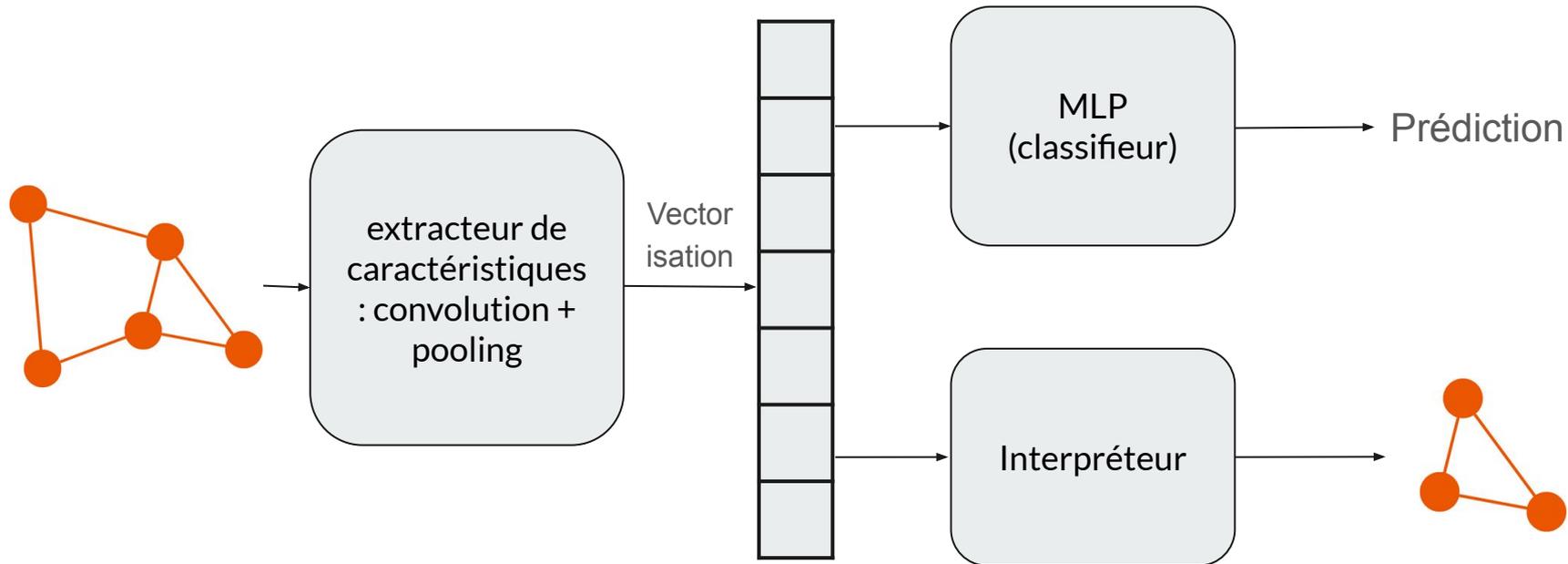
## Classification de graphes : A quoi ça sert ?

### Interprétabilité



# Classification de graphes : A quoi ça sert ?

## Interprétabilité

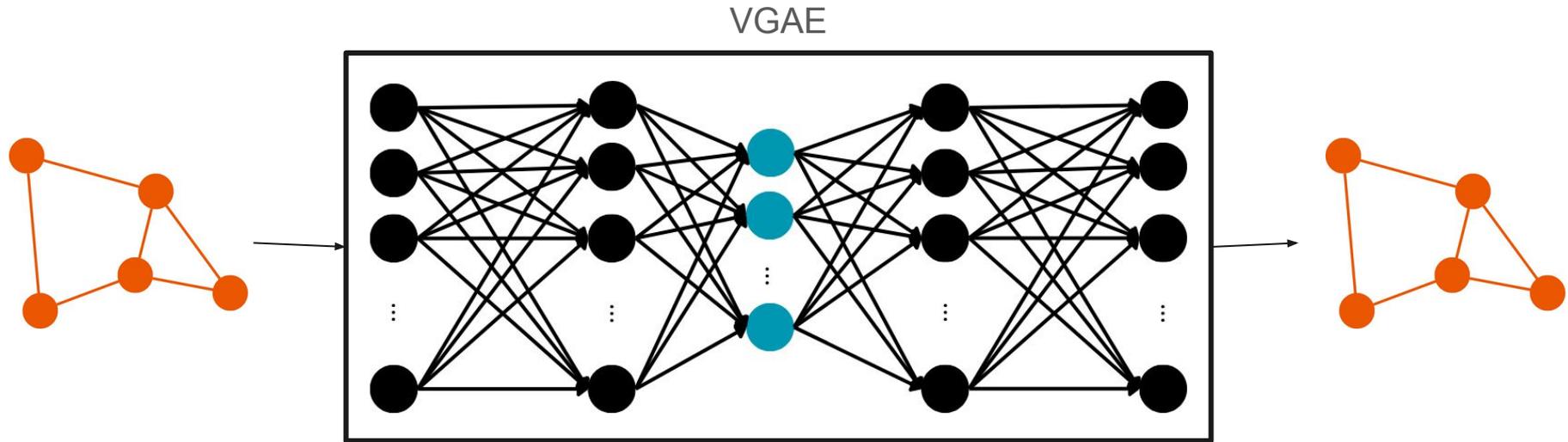




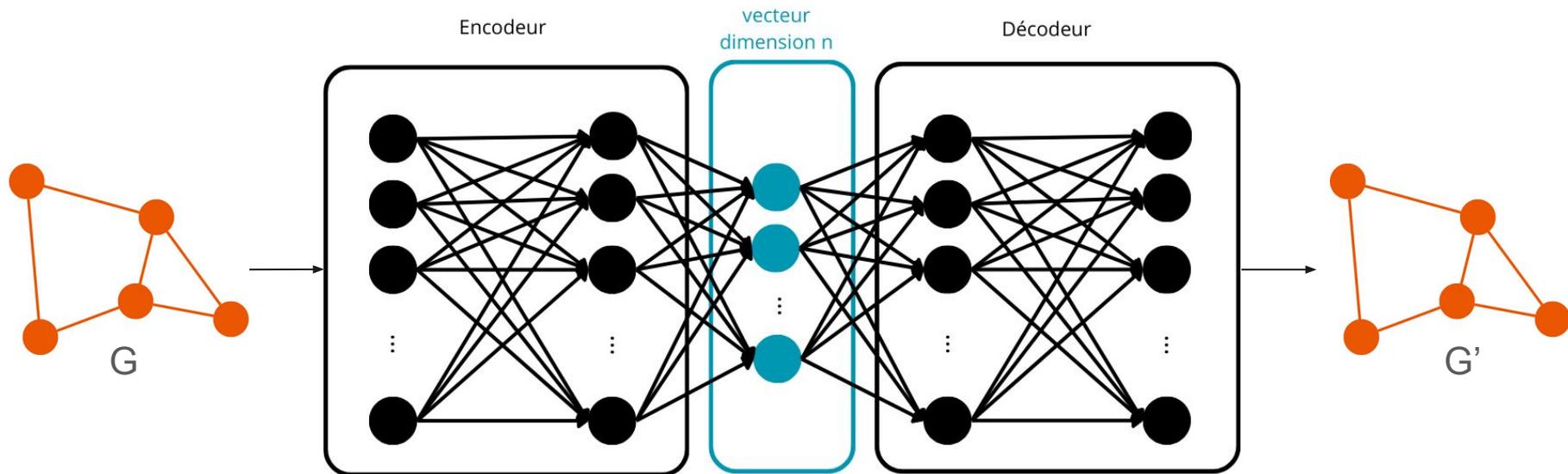
## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Objectif : Apprendre une représentation des graphes dans un espace numérique classique (espace latent)

## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

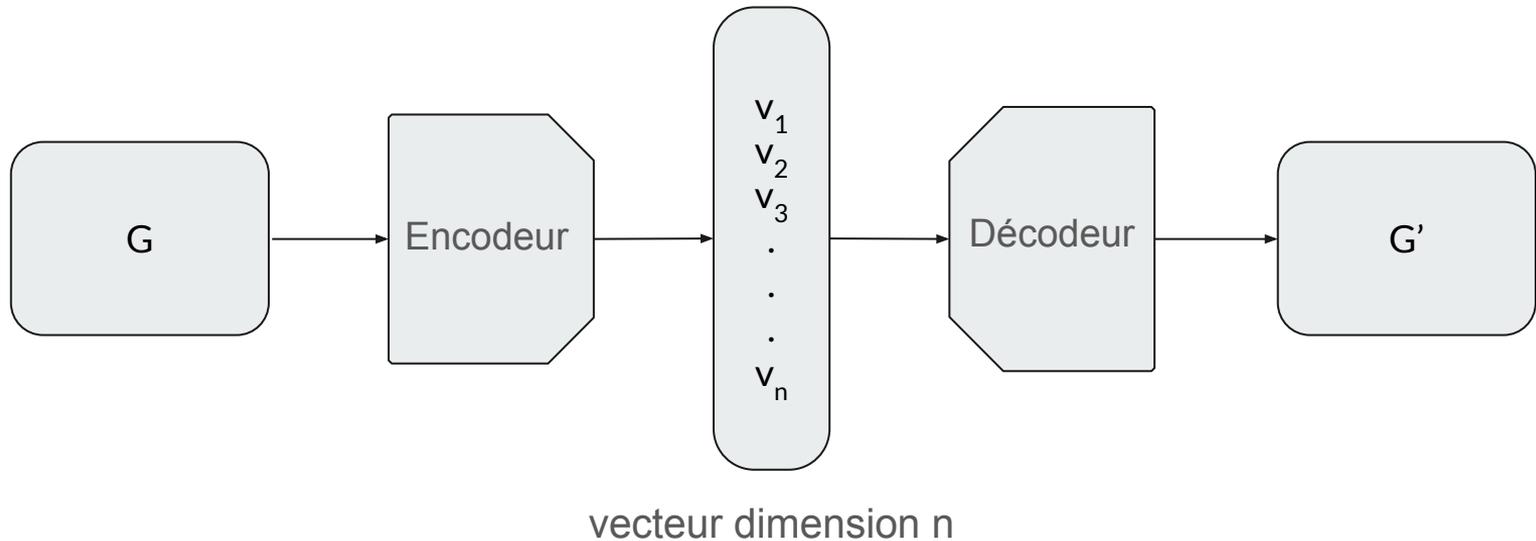


## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

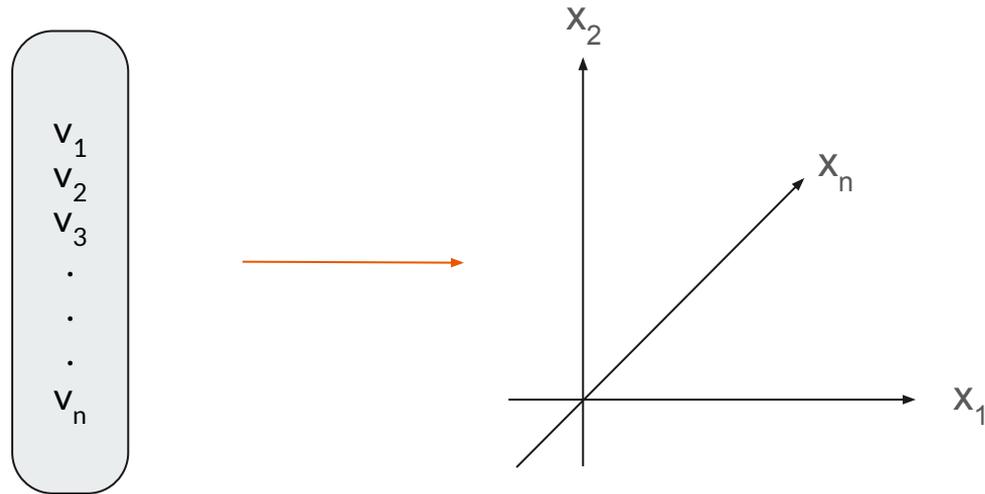


On veut  $G = G'$  car on veut transformer un graphe en un point d'un espace de dimension  $n$  et inversement

## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

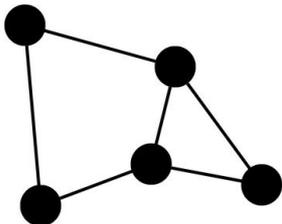


vecteur dimension  $n$  = coordonnées dans un espace de dimension  $n$



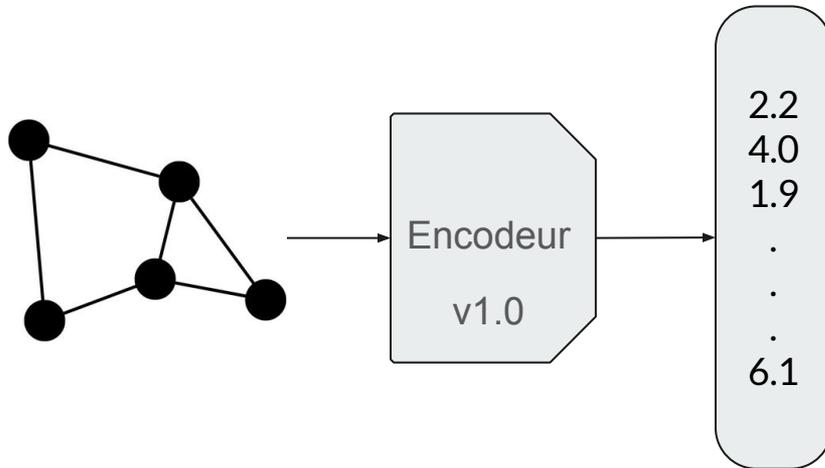
## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

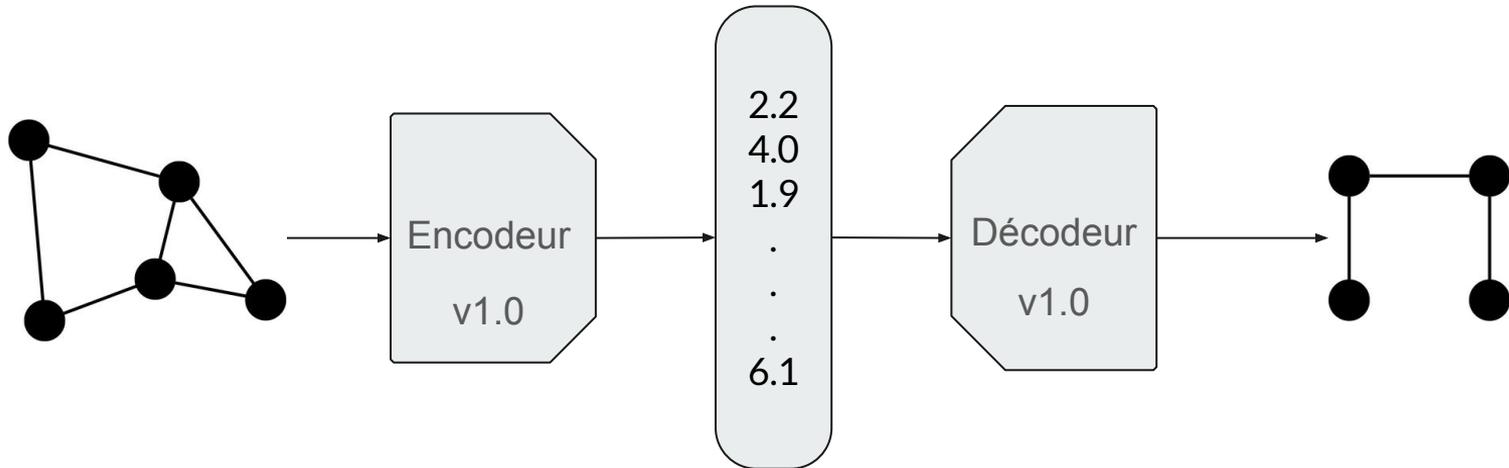


vecteur dimension n

## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

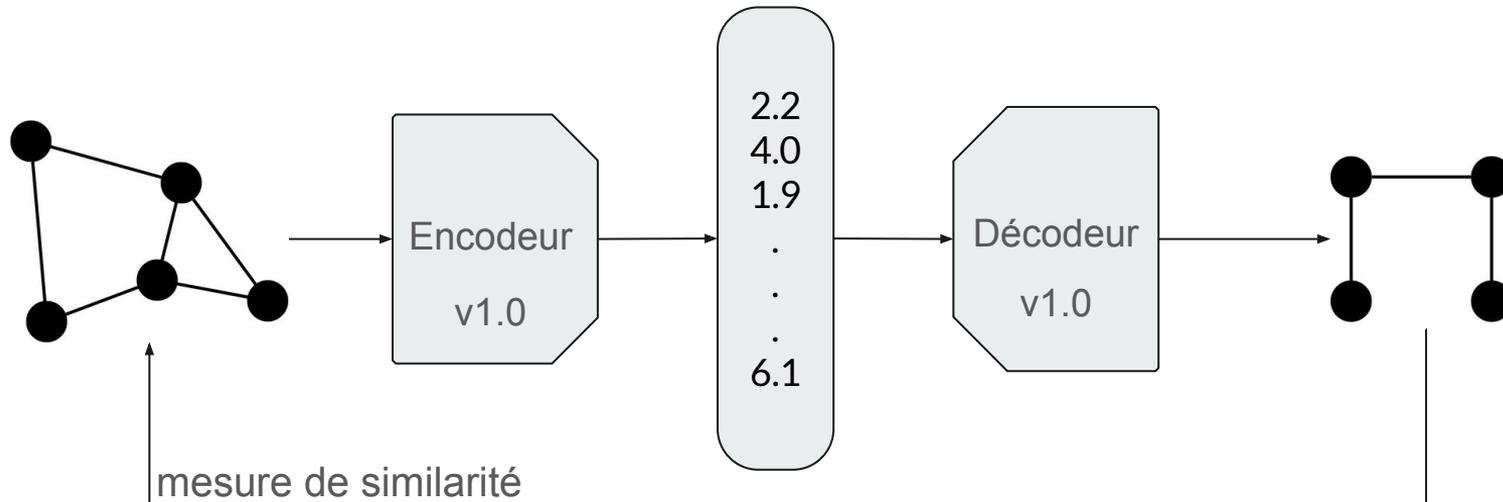
dimension n



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

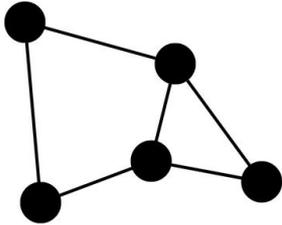
dimension n





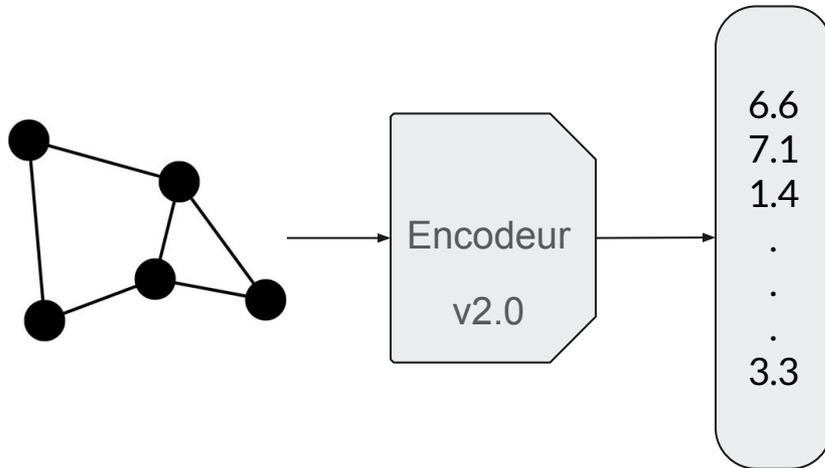
## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

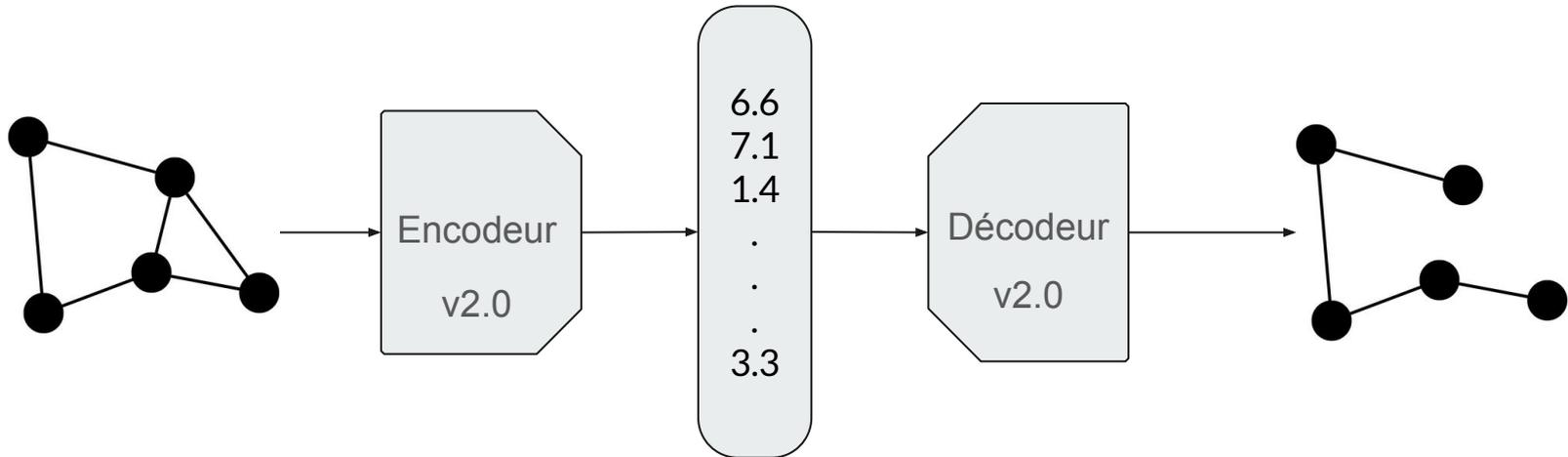


vecteur dimension n

## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

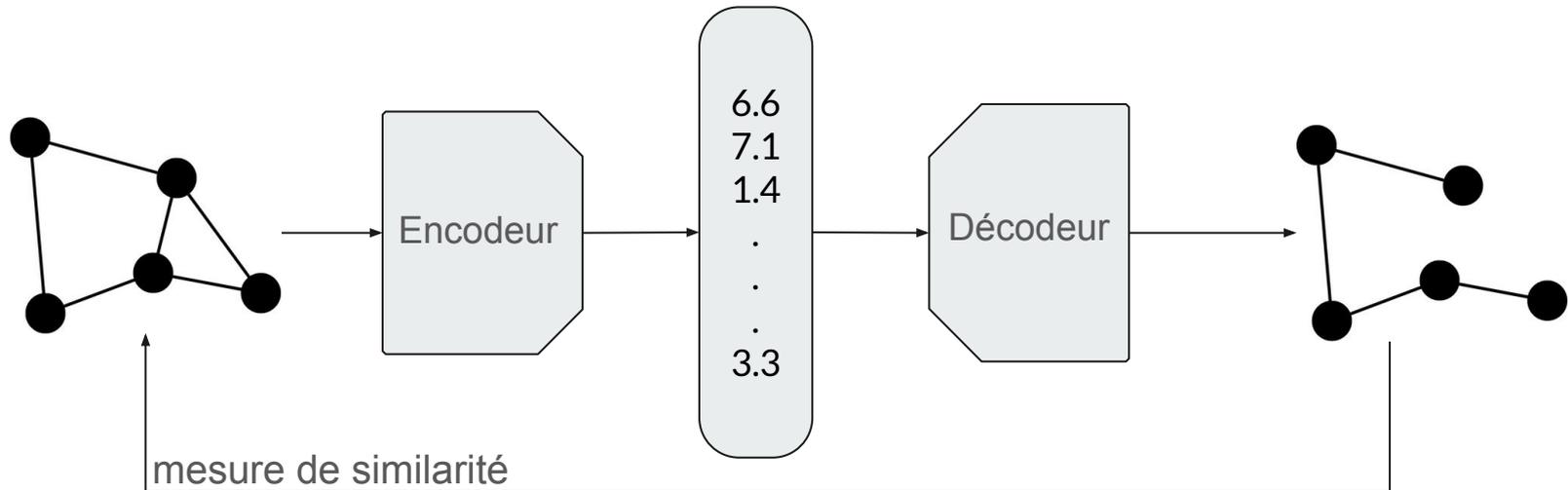
dimension n



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

Phase d'apprentissage

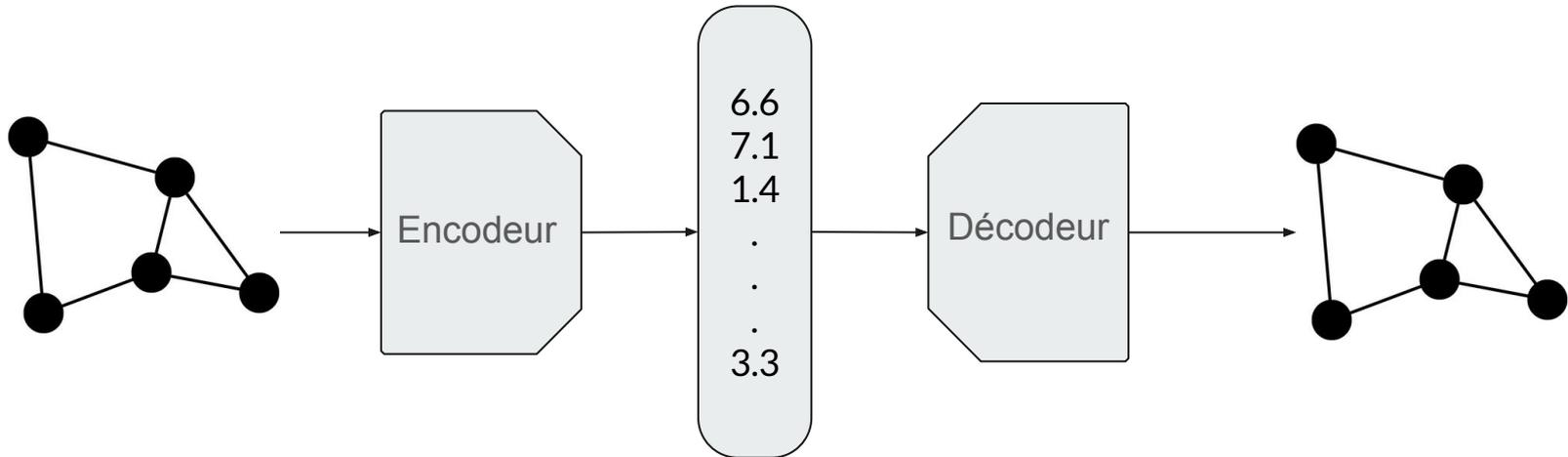
dimension n



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encoder (VGAE)

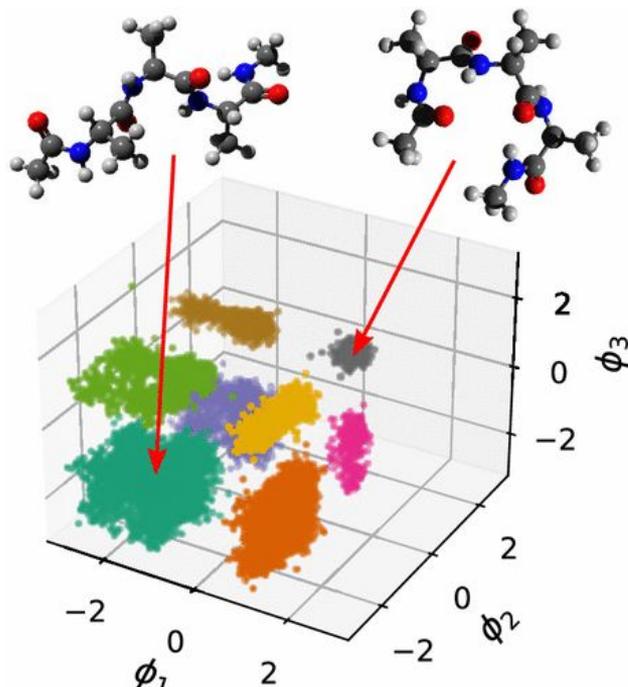
Phase d'apprentissage

dimension n



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encodeur (VGAE)

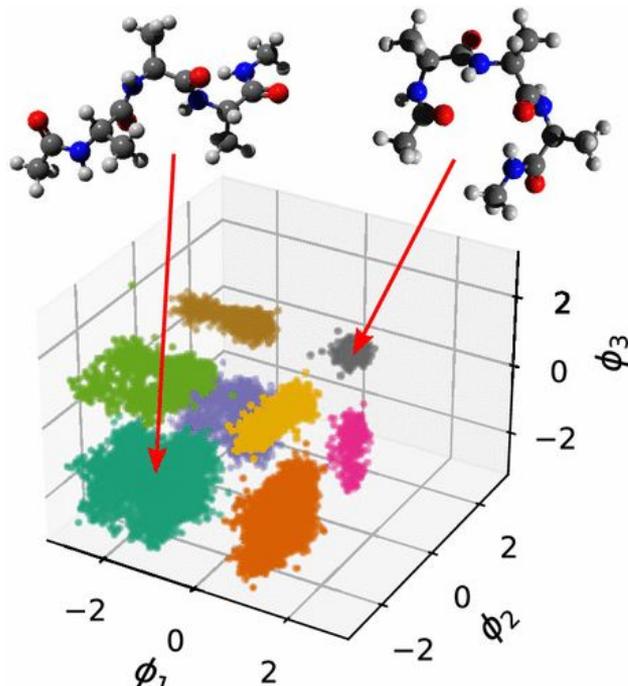
Intérêt : Pouvoir visualiser les groupes de graphes similaires



## Stratégie 2 : Variational Graph Auto-Encodeur (VGAE)

Exploitation de l'espace latent:

- Clustering
- Génération de données
- Analyse d'espace latent
- Interpolation (déplacement entre clusters)



# Perspectives





## Perspectives : Stratégie envisagée

Choix de la stratégie 2 : Variational graph auto encoder

- Récupération de l'ensemble des IRM de moutons
- Création de segmentations automatiques
- Génération de graphes sans a priori
- Conception d'une architecture VGAE
- Visualisation espaces latents
- Interprétation biologiques



# Perspectives

Comprendre quels sont les éléments de l'encéphale impactés par l'expérience précoce chez les agneaux



## Remerciements



INRAE

