

The background of the slide is a visualization of gravitational waves, showing a grid of lines that warp and ripple as they pass through space. The colors range from dark blue to light blue, with some white highlights. The text is centered within a light blue, hand-drawn oval border.

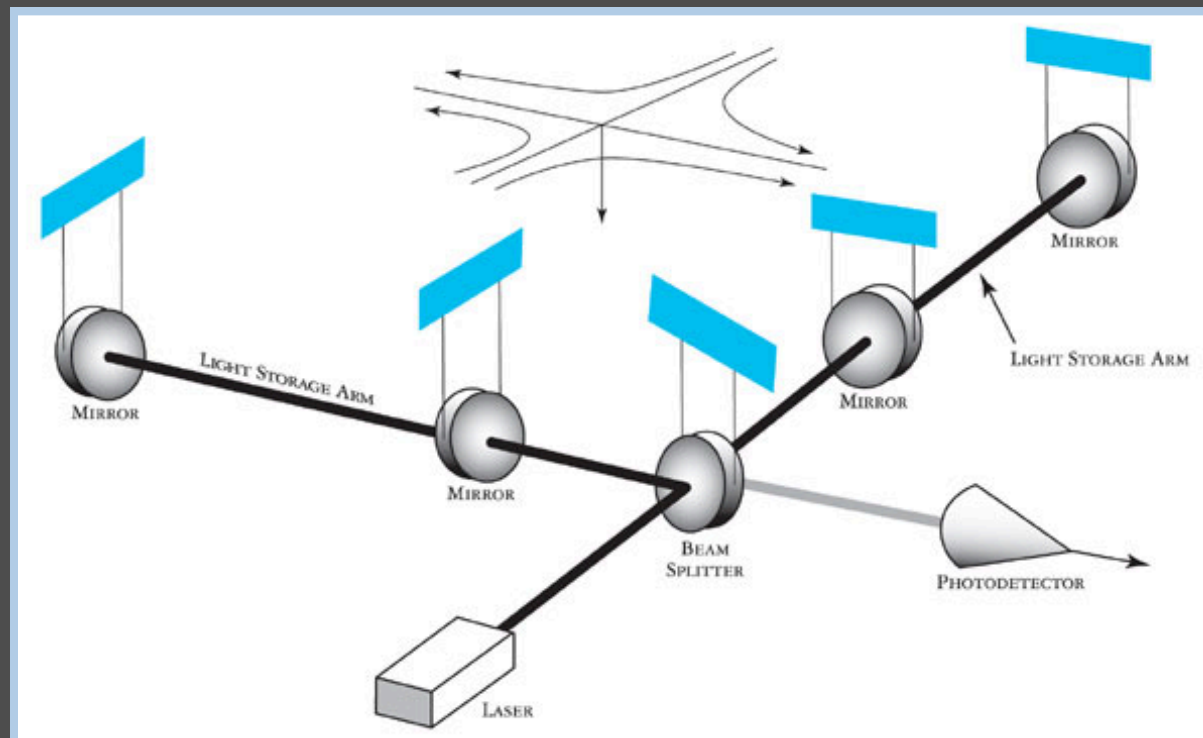
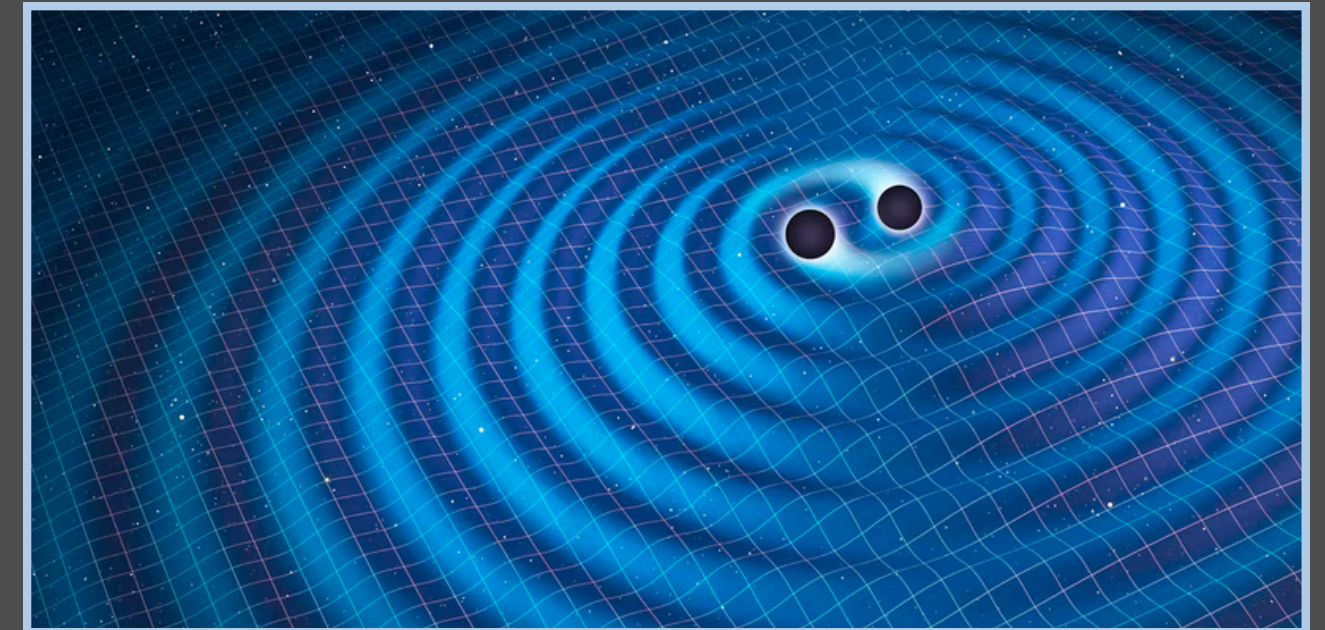
**Utilisation d'un réseau de neurones pour la
suppression du bruit de fond des signaux d'ondes
gravitationnelles**

par
Gaspard Joubert

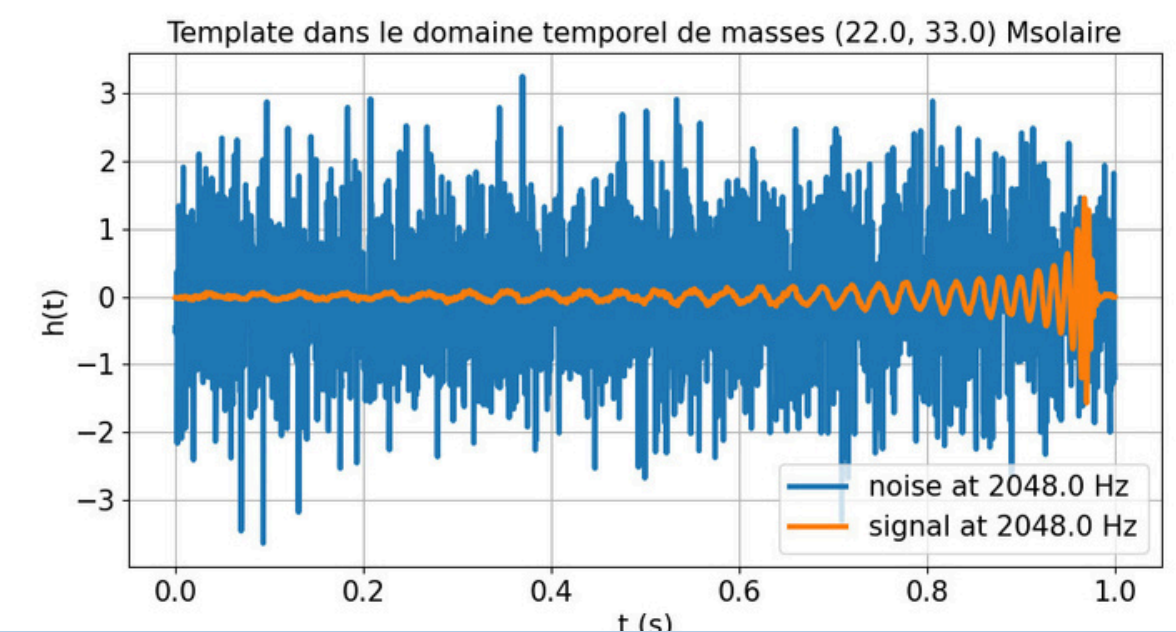
sous la direction de
Sébastien Viret

Les ondes gravitationnelles

- **Ondes gravitationnelles** : Perturbation de l'espace-temps
- Système binaire et coalescence de trous noirs et étoiles à neutrons
- Détection par des interféromètres
- Mesurent les variations d'espace-temps



$h(t) \equiv$
Signal mesuré = $\frac{\Delta l}{l}$
normalisé par la densité
spectrale du bruit du détecteur



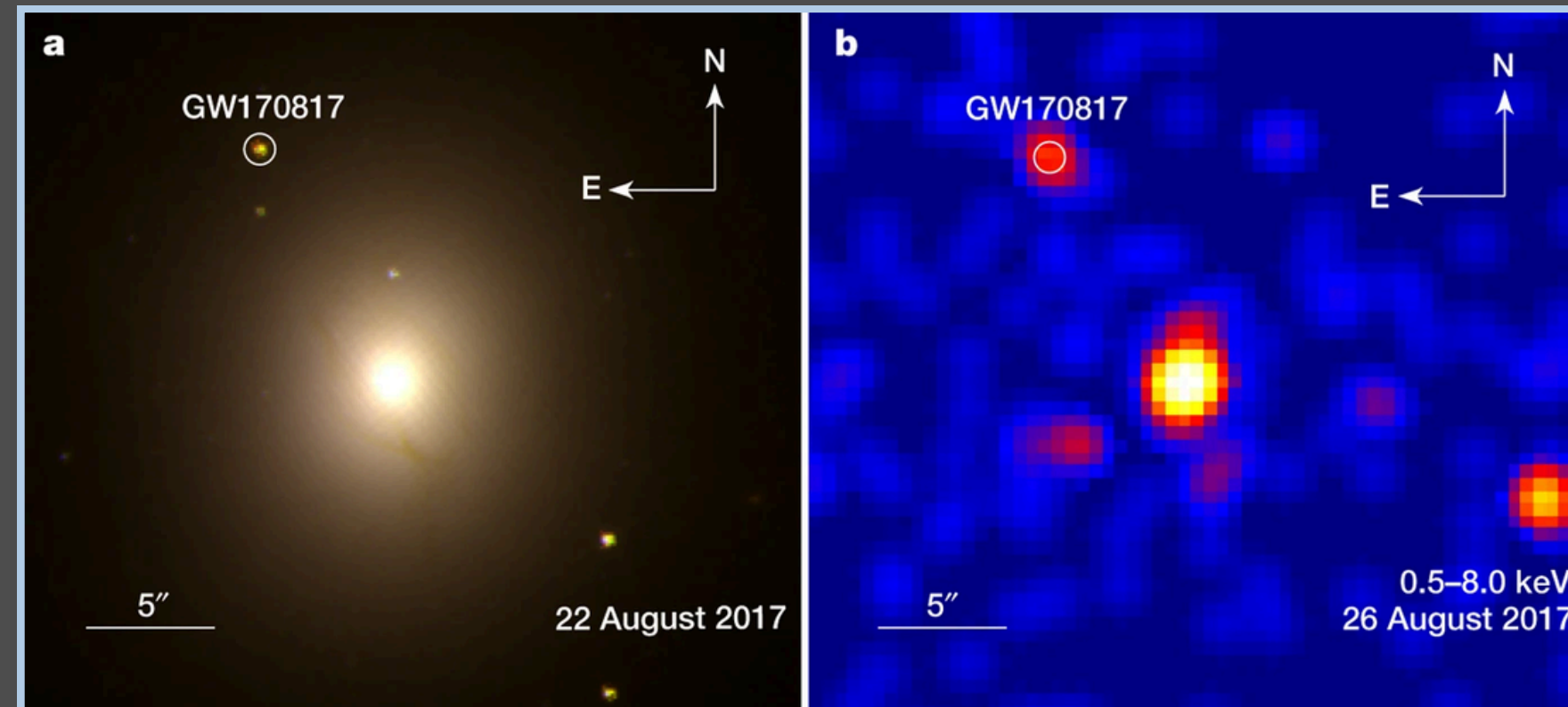
Que nous apprend l'observation des ondes gravitationnelles

Trous noirs

- Vérification de la relativité générale : Analyse des signaux pour tester la théorie.
- Indique la répartition de la matière dans l'univers.
- Trous noirs de faible masse : Candidats potentiels pour la matière noire.

Étoiles à neutrons

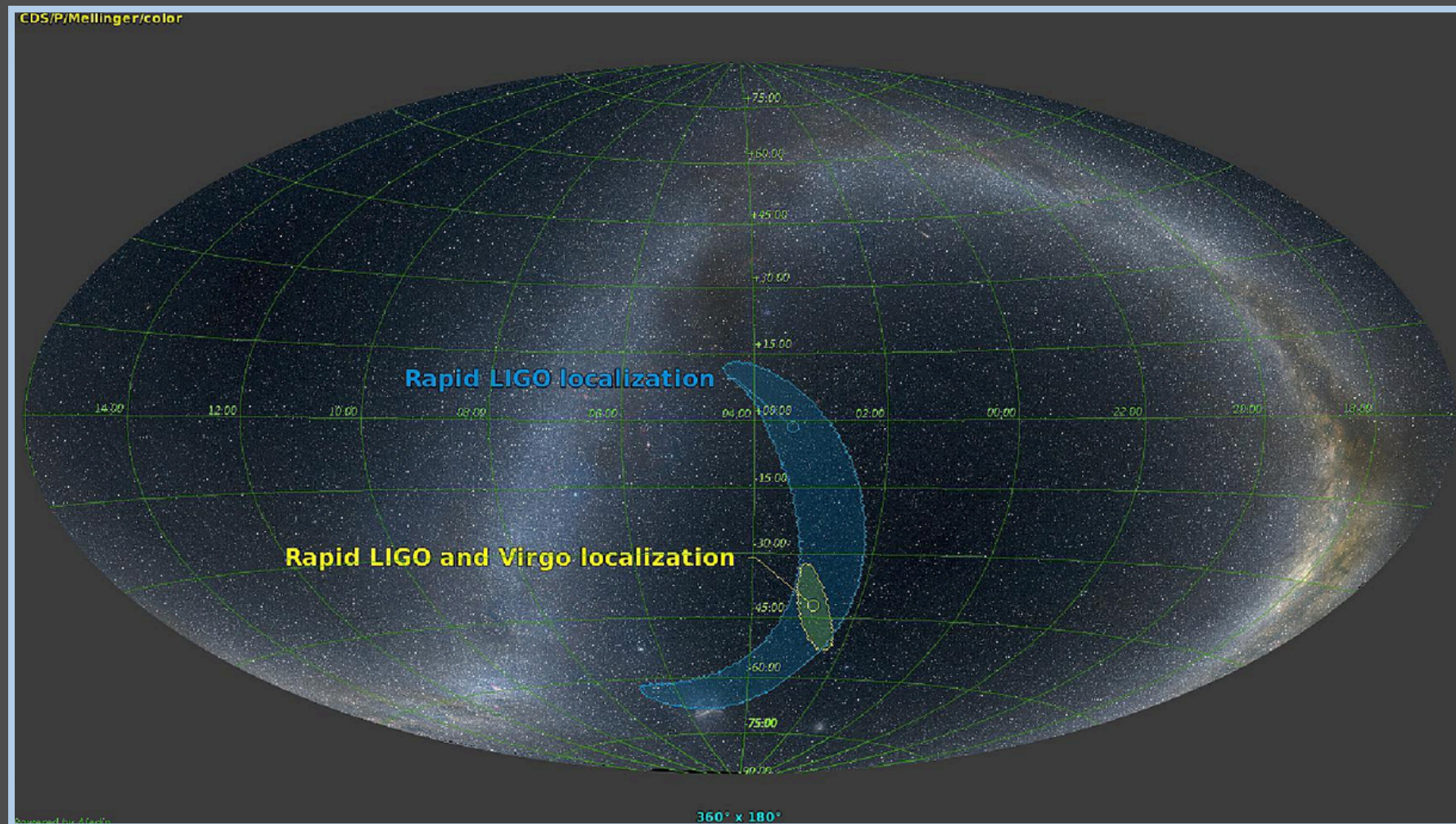
- Sensibilité actuelle limitée : Peu de détections d'étoiles à neutrons.
- Détecteurs futurs : Augmentation des détections
- Contrepartie électromagnétique



Exemple : Fusion d'étoiles à neutrons (GW170817) localisée grâce à plusieurs types de détections

Astronomie multimessager

- Recherche en **continu** dans **tout le ciel**
 - La detection dans plusieurs détecteurs permet une **estimation de la position**
-



Avantages :

- Complémentarité des Données
 - Localisation précise des Sources
 - Exploration de la Physique Extrême
 - Synergie des Observatoires
-

Les détecteurs d'aujourd'hui

Ligo - Virgo - Kagra

Quelques centaines de détections par an

Méthode de détection : Filtrage adapté

Principe : Comparaison de données avec un ensemble de signaux

Limites :

- Nécessite des signaux bien définis
- Généralise peu
- Bruit non stationnaire complique le filtrage adapté



Virgo

Les détecteurs de demain

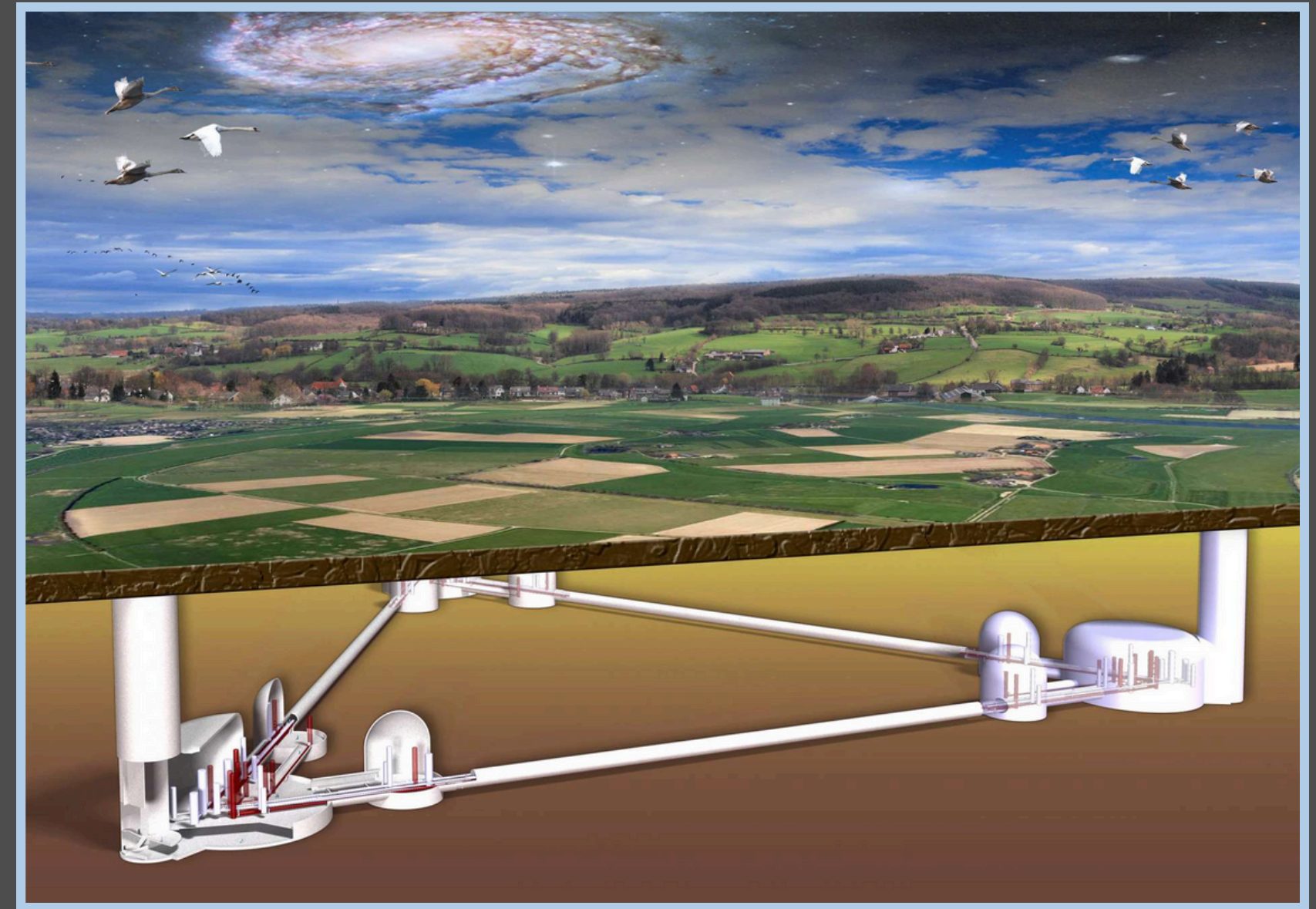
Einstein Telescope - Cosmic Explorer

100 000 à 1 000 000 de détections par an
=> Superposition de signaux

Méthode de détection :

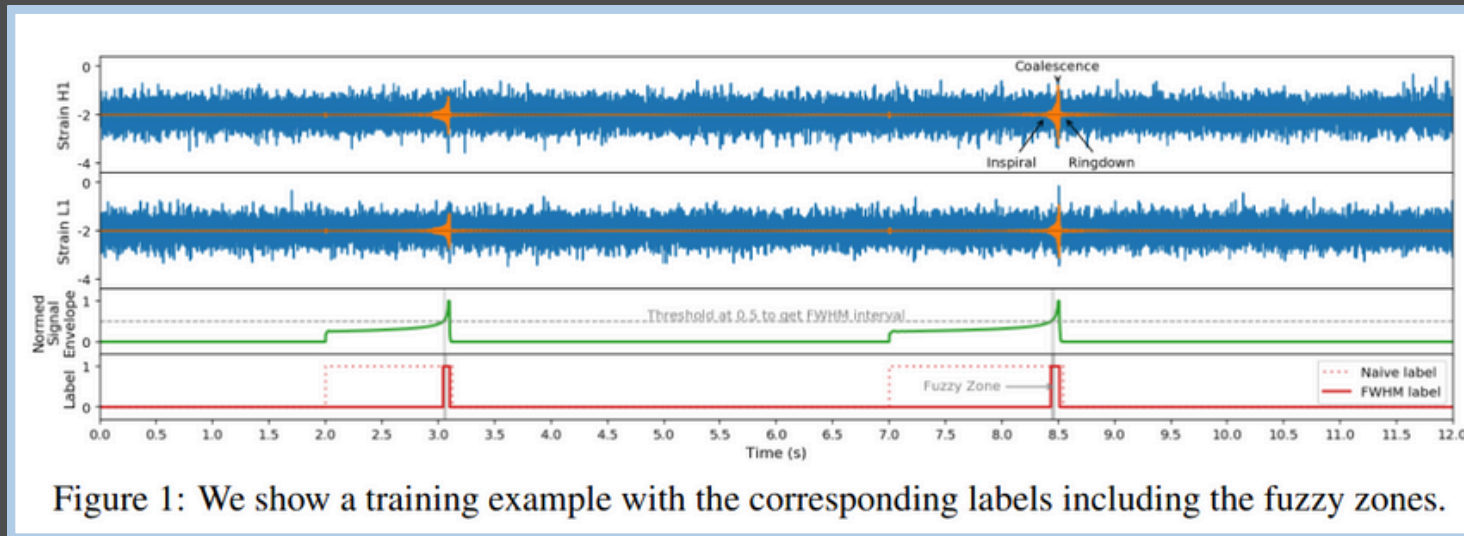
Interêt des réseaux de neurones

- Robustesse
- Rapidité
- Compatibilité avec les détecteurs de 3ème Génération



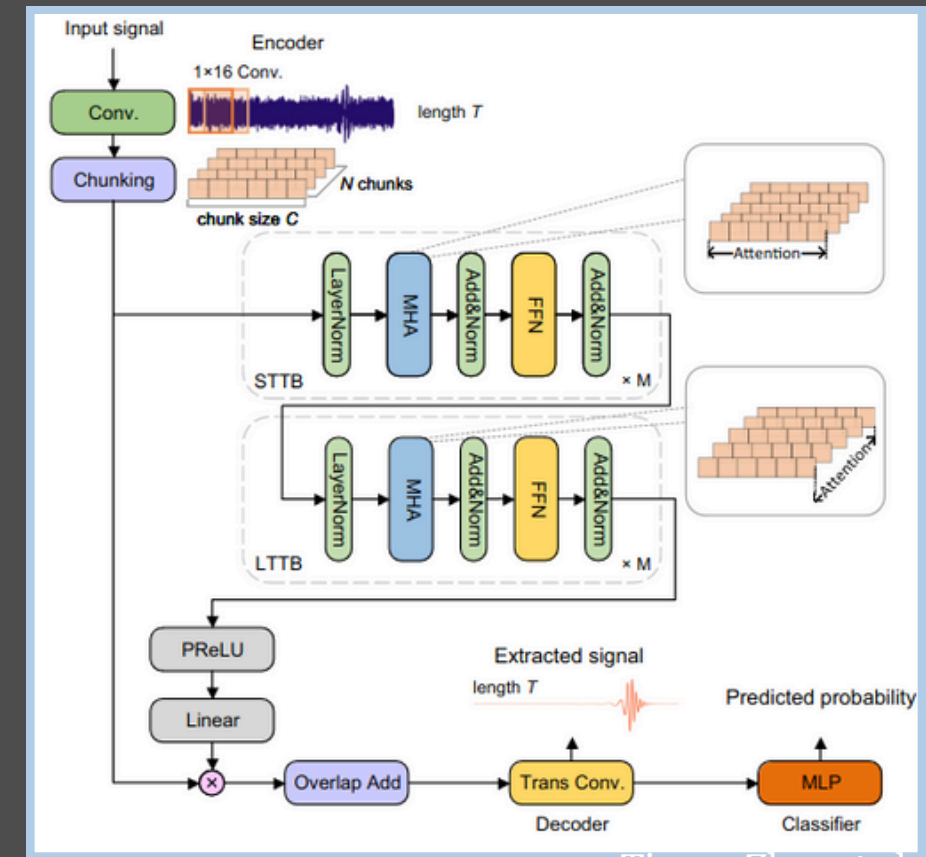
Einstein Telescope

Réseaux de neurones et détection d'OG



Timothy Gebhard et al.

Recurrent Neural Networks (RNNs), Long Short-Term Memory (LSTM) et Autoencodeurs



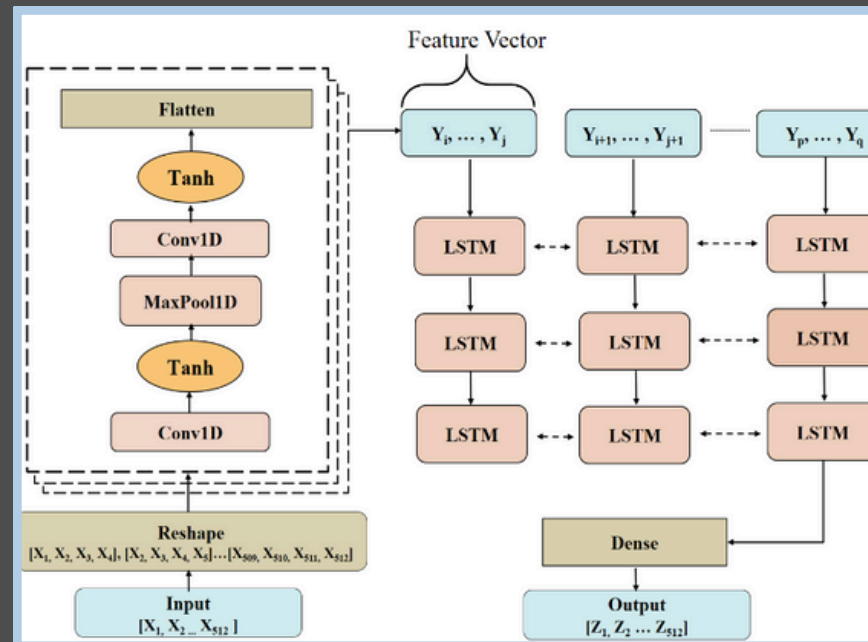
Tianyu Zhao et al.



2017

Convolutional Neural Networks (CNNs)

2019



Chayan Chatterjee, Lingqing Wen, Foivos Diakogiannis, Kevin Vinsen

2022

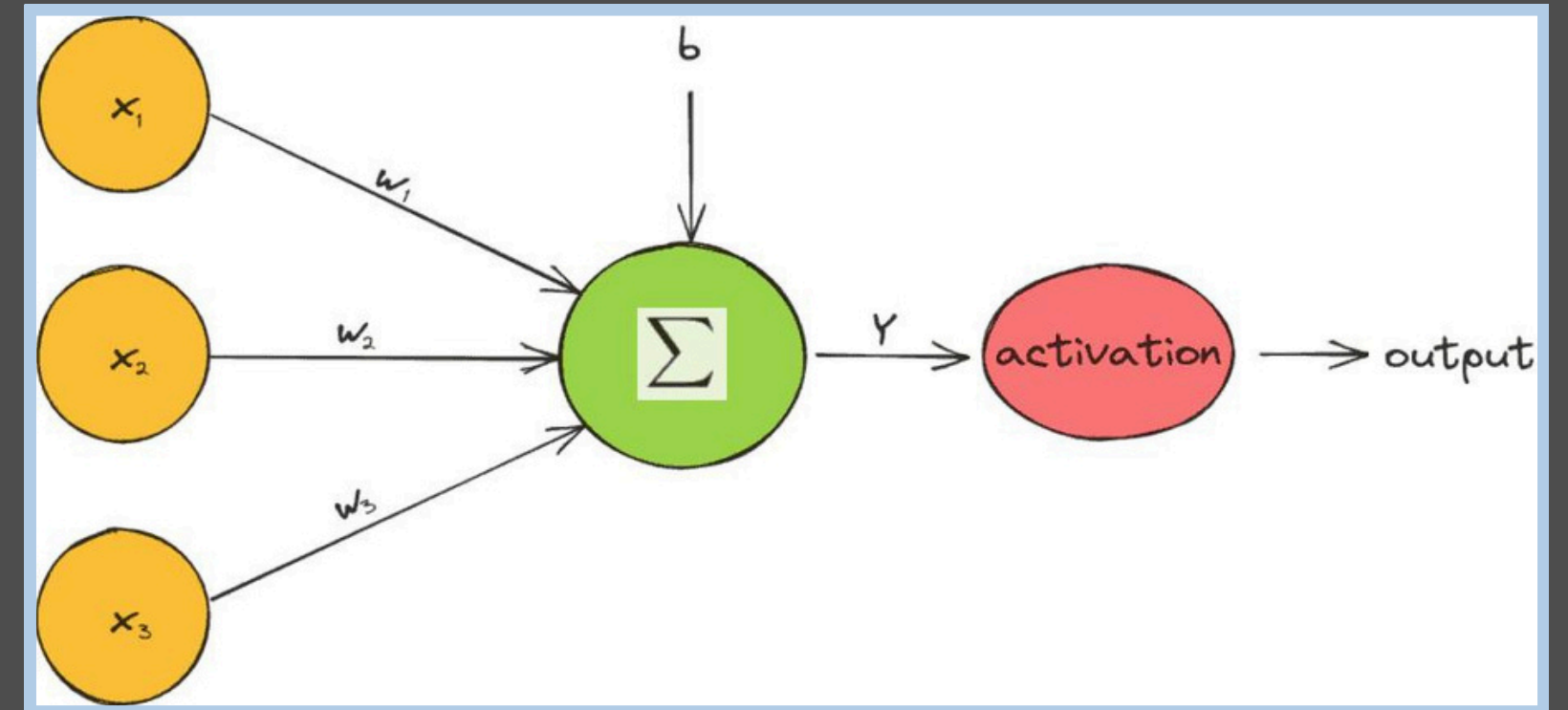
Réseaux génératifs et fluides

Les réseaux de neurones

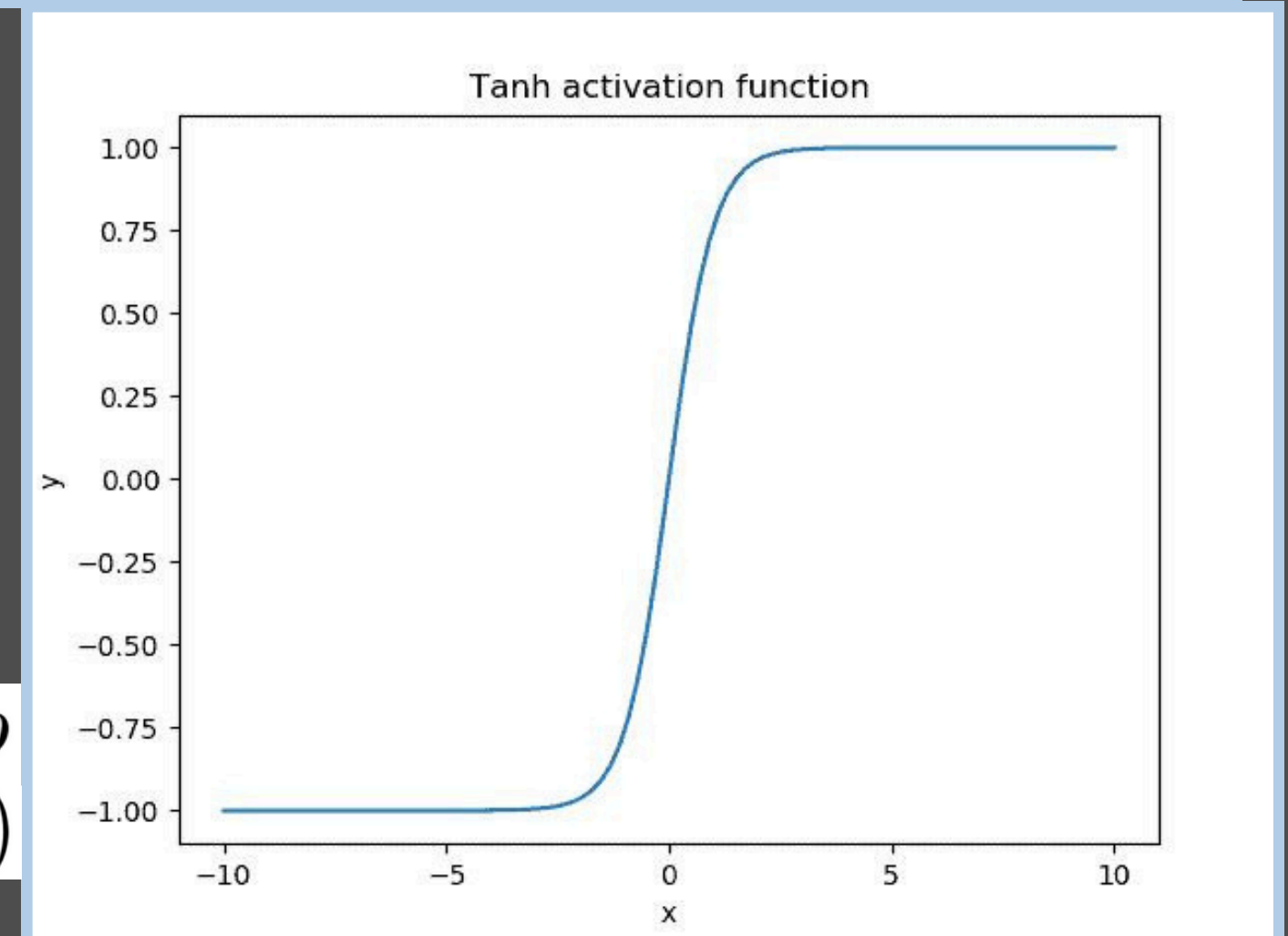
Inspired by the workings of biological neurons.

Input(s) and output(s) linked by a neuron.

Multiple neurons/layers enable parameter optimization.



$$Y = \sum_{i=1}^m (x_i * w_i) + b$$
$$\text{output} = f(Y)$$



Entraînement d'un réseau

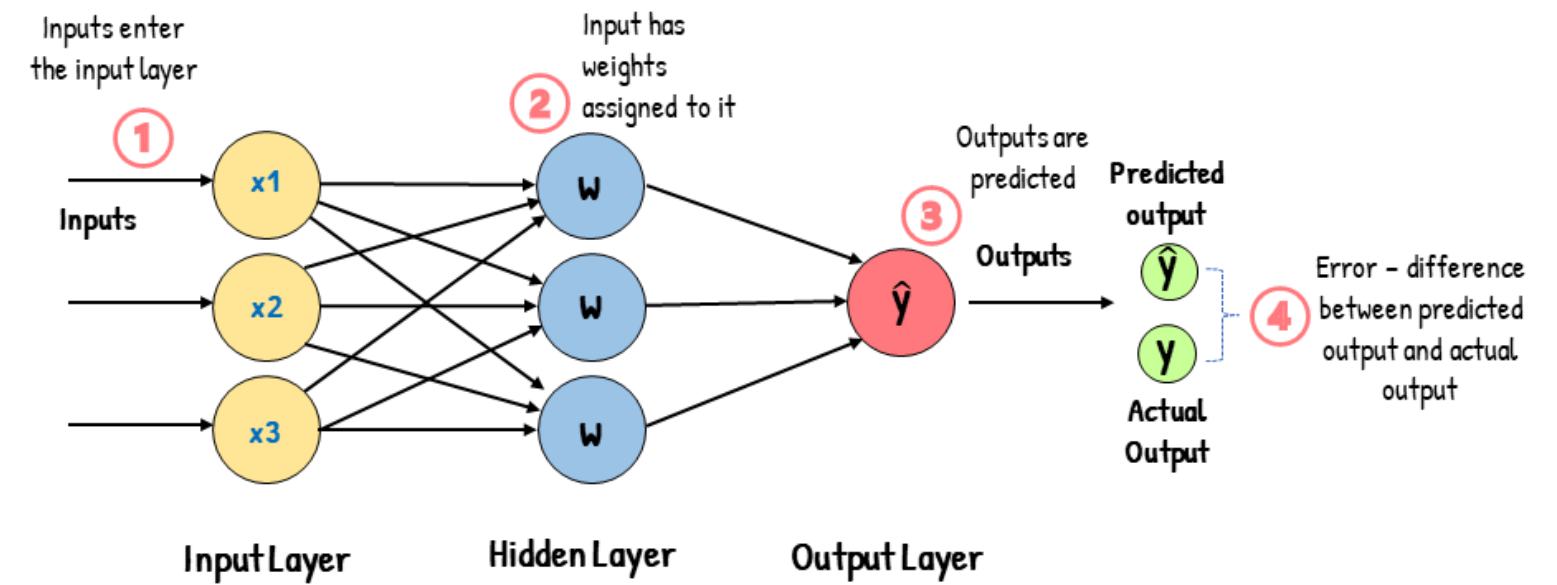
Propagation avant

- Passe les données à travers les différentes couches du réseau.
- Calcule la fonction de perte en comparant la sortie obtenue avec la sortie désirée.

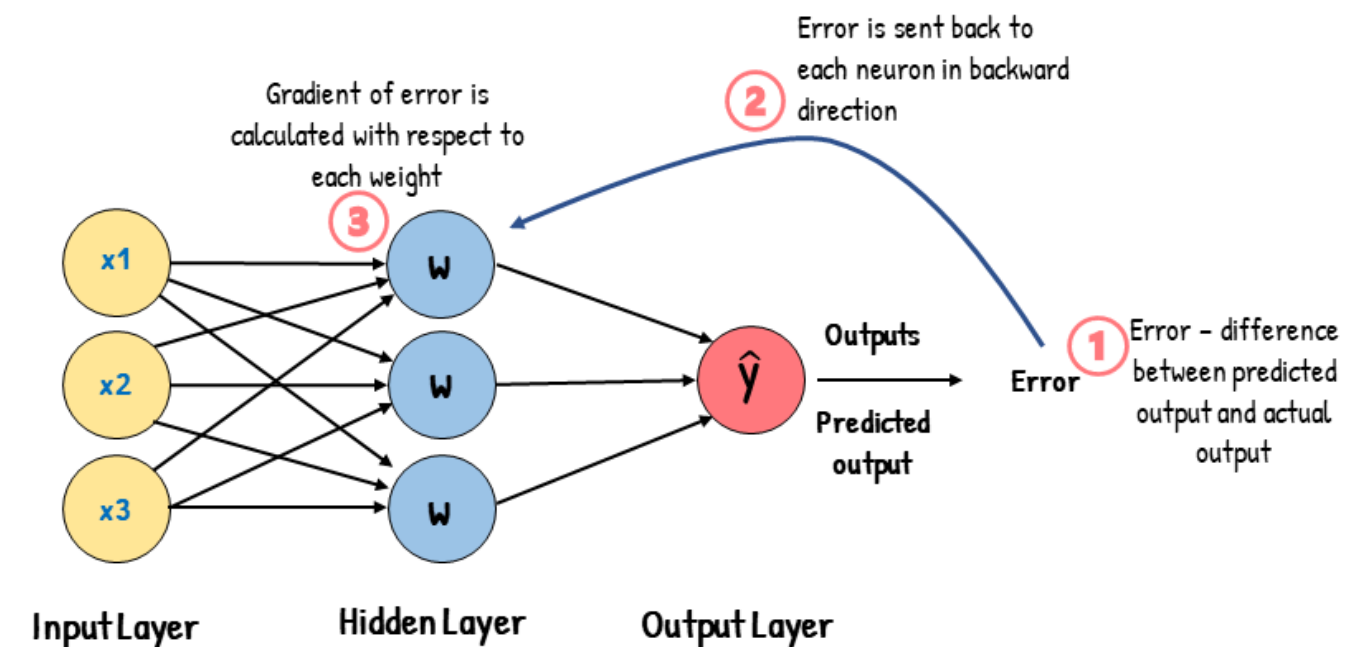
Rétropropagation

- Calcule de nouveaux poids pour réduire l'erreur.
- Transmet ces changements aux différentes couches du réseau.

Feed-Forward Neural Network



Backpropagation



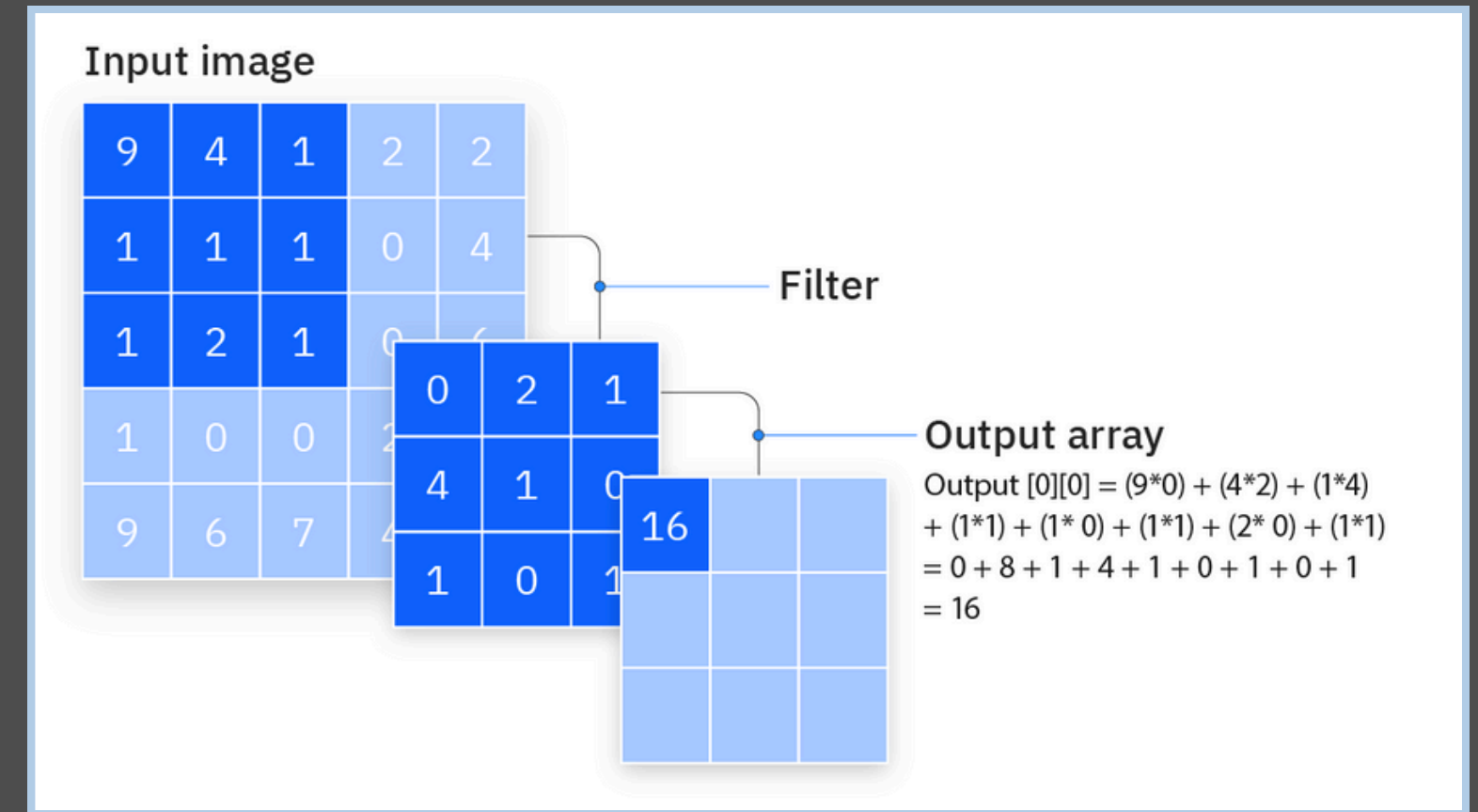
Convolutional Neural Networks

Couche convolutionnelle

Élément de base essentiel d'un CNN

Nécessite quelques composants : données d'entrée, filtre et carte de caractéristiques

La sortie finale est appelée carte de caractéristiques



Couche de pooling

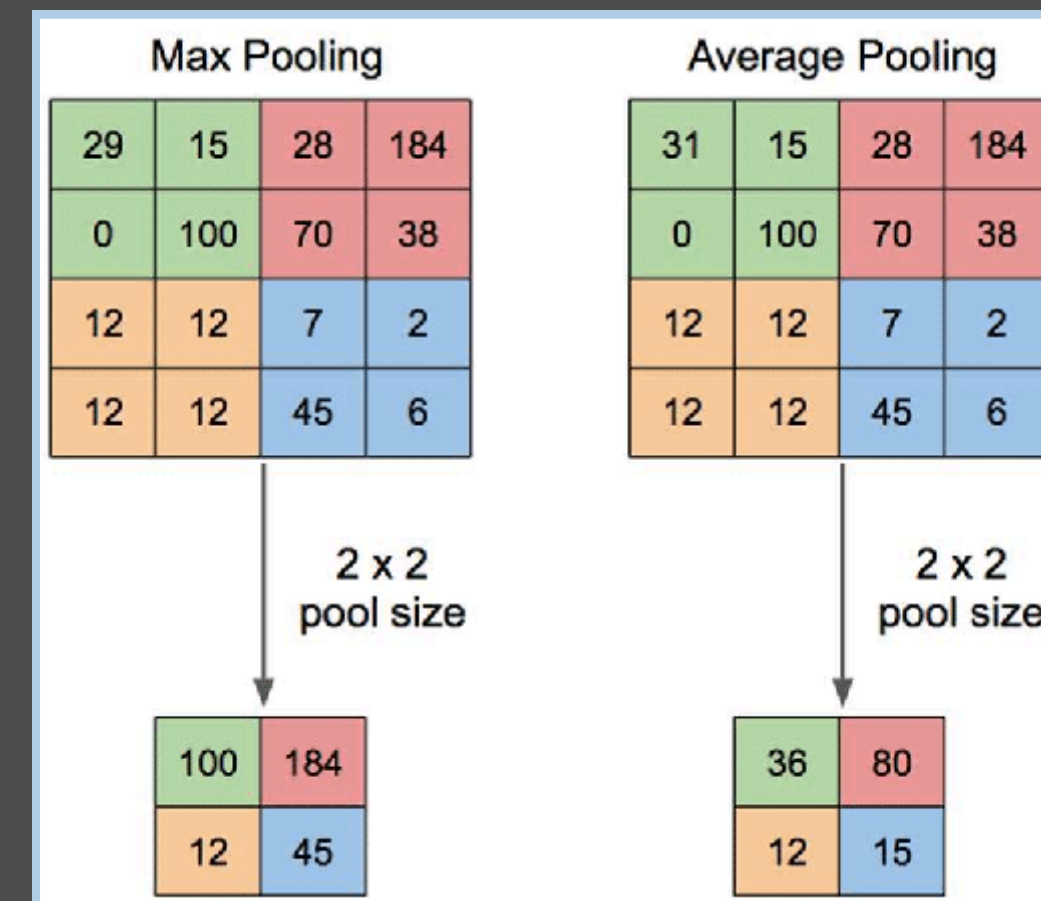
Aussi connue sous le nom de sous-échantillonnage

Types de pooling : Max pooling, Average pooling

Couche entièrement connectée (FC)

Chaque nœud de la couche de sortie se connecte directement à un nœud de la couche précédente

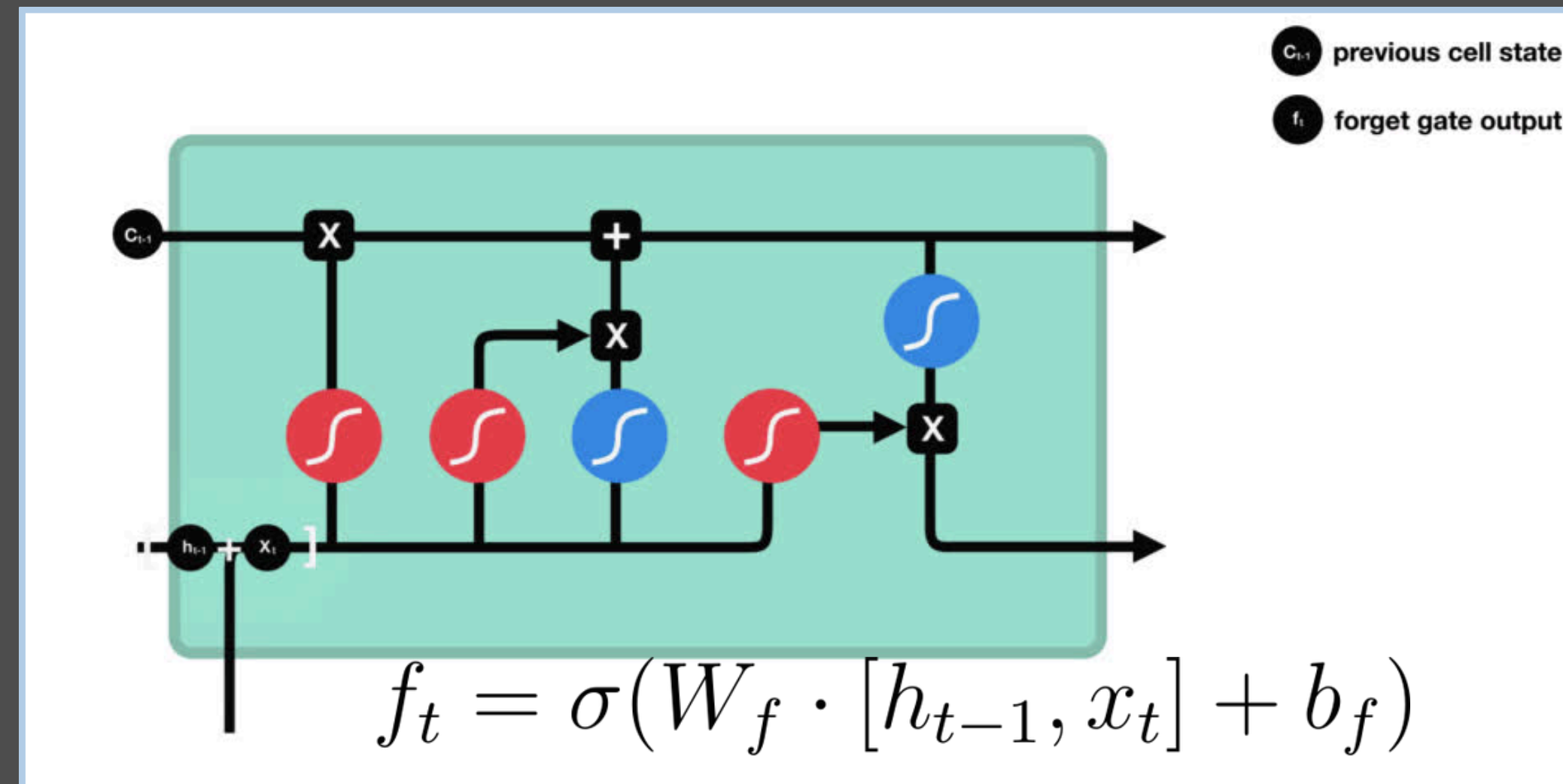
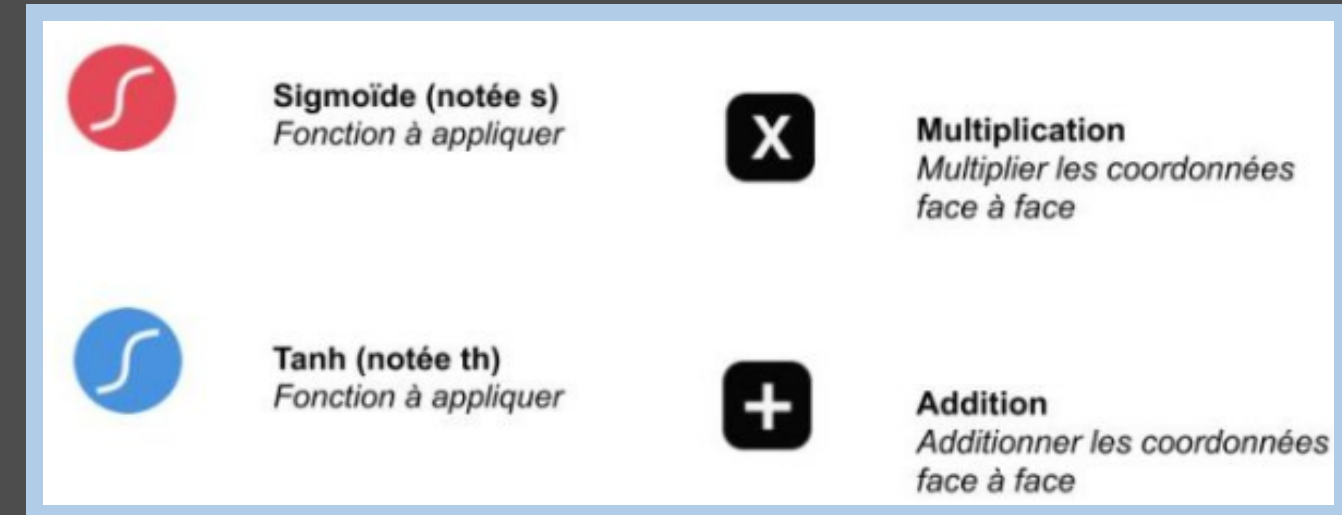
Effectue la tâche de classification



Cellule LSTM

Porte d'oubli

- Détermine quelles informations de l'état de la cellule précédente doivent être oubliées.



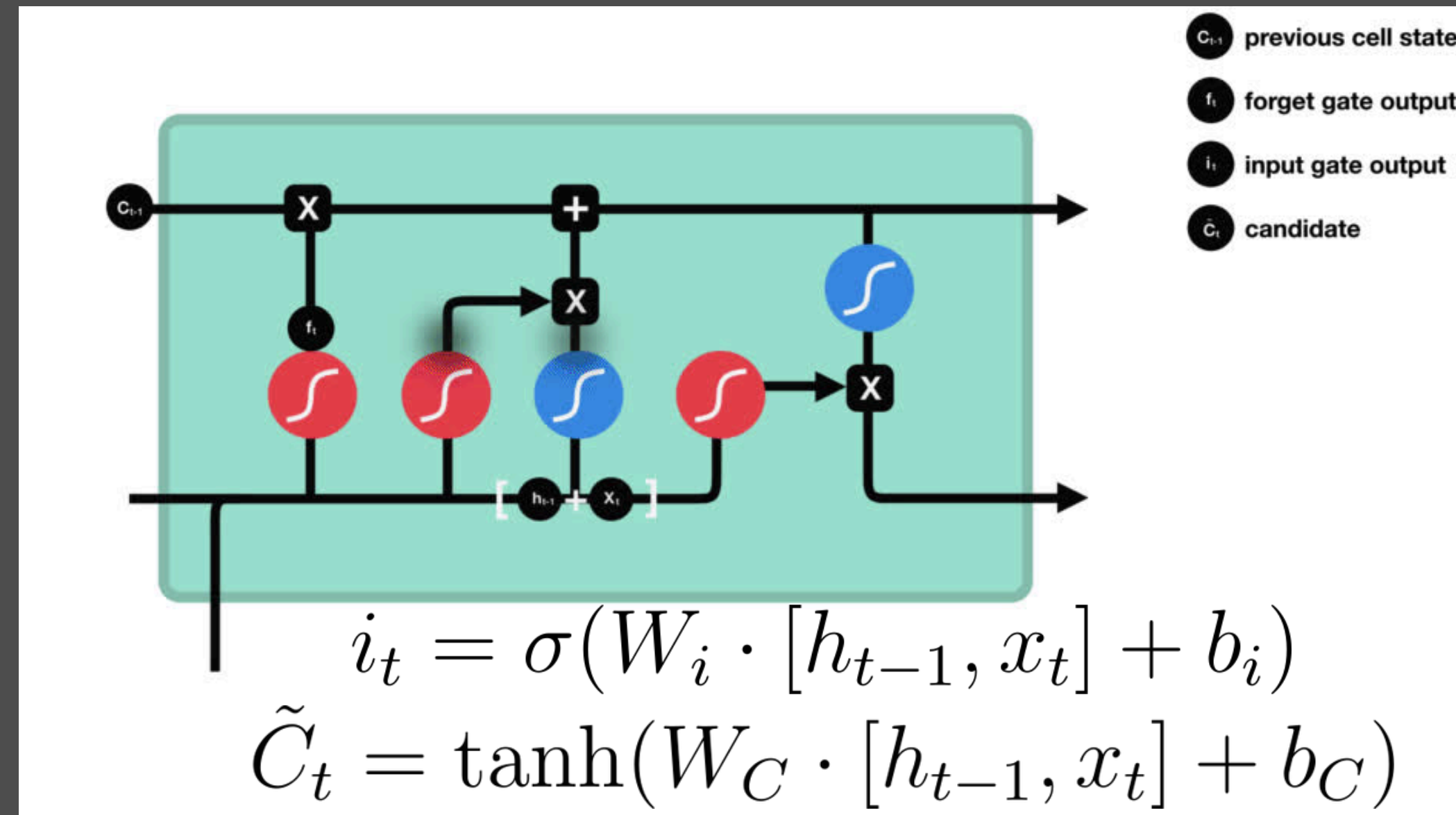
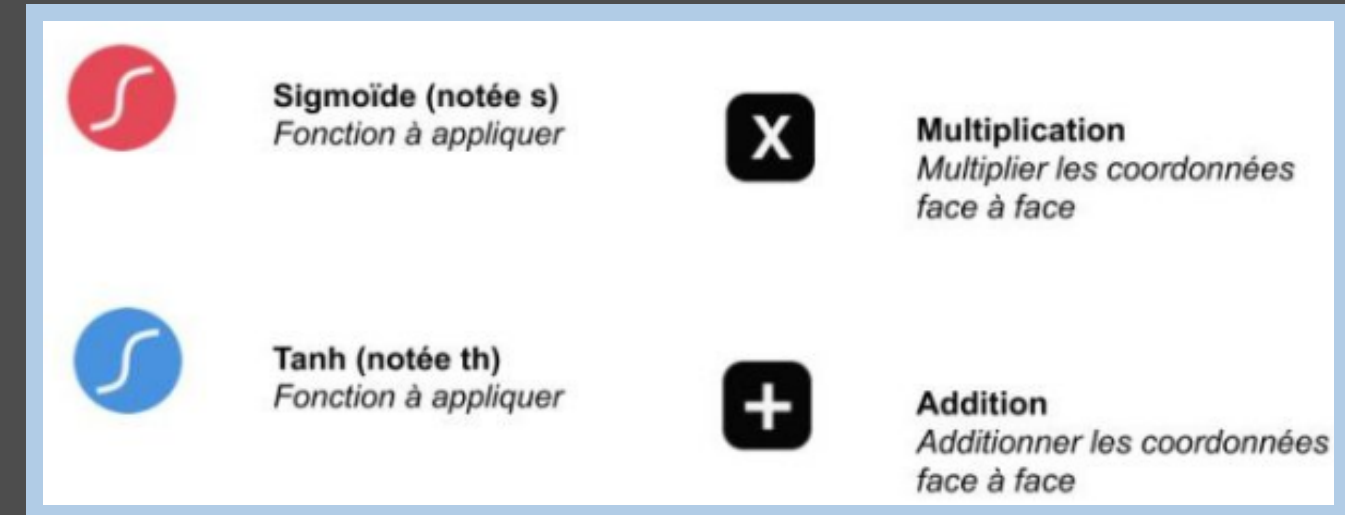
Cellule LSTM

Porte d'oubli

- Détermine quelles informations de l'état de la cellule précédente doivent être oubliées.

Porte d'entrée

- Détermine quelles nouvelles informations doivent être stockées dans l'état de la cellule.



Cellule LSTM

Porte d'oubli

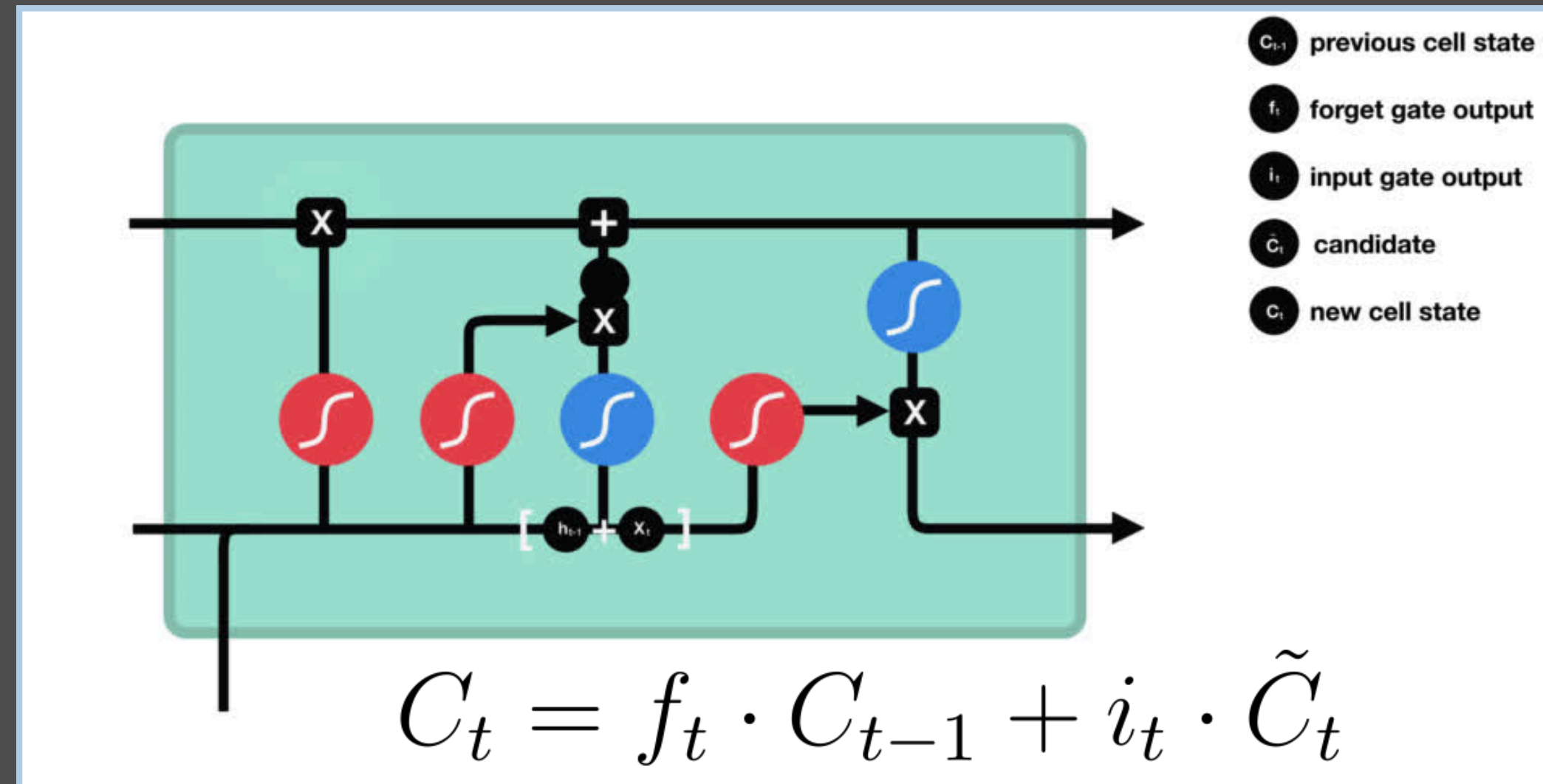
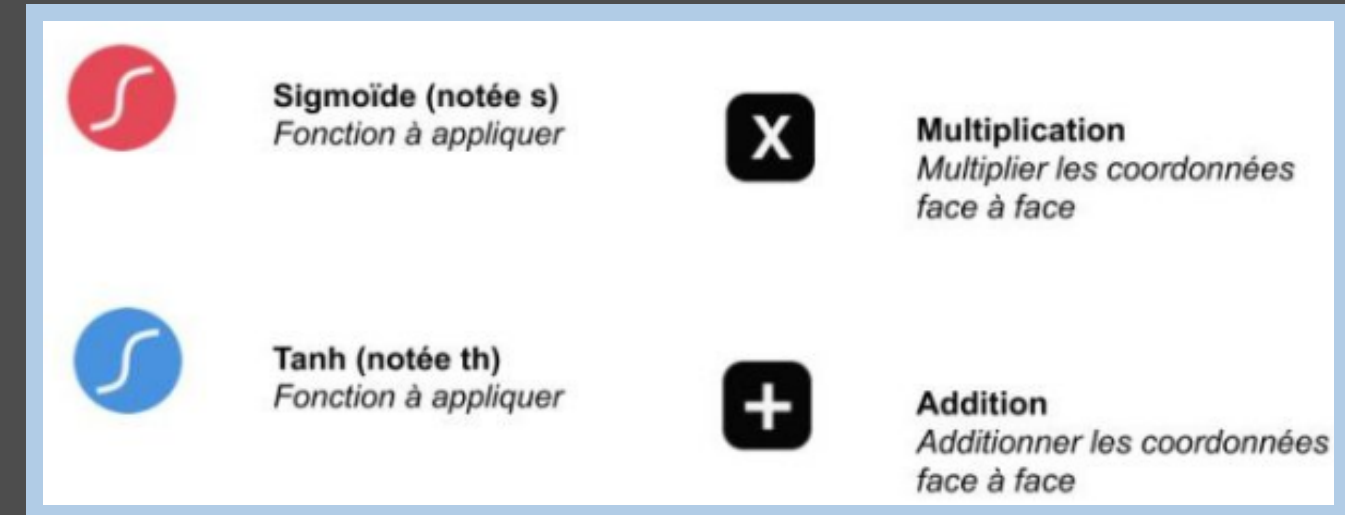
- Détermine quelles informations de l'état de la cellule précédente doivent être oubliées.

Porte d'entrée

- Détermine quelles nouvelles informations doivent être stockées dans l'état de la cellule.

État de la cellule

- Maintient les informations sélectionnées par les portes d'entrée et d'oubli.



Cellule LSTM

Porte d'oubli

- Détermine quelles informations de l'état de la cellule précédente doivent être oubliées.

Porte d'entrée

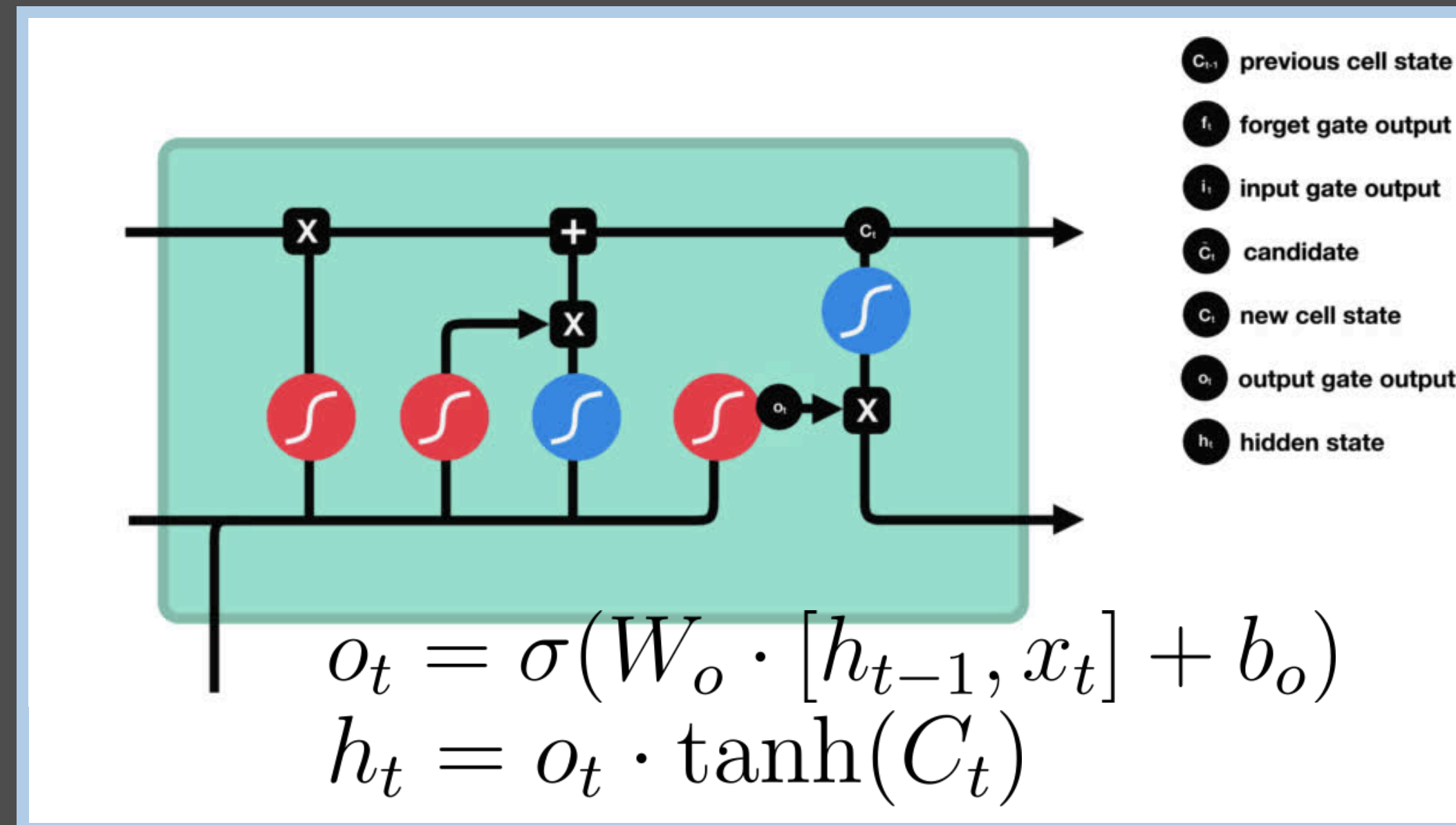
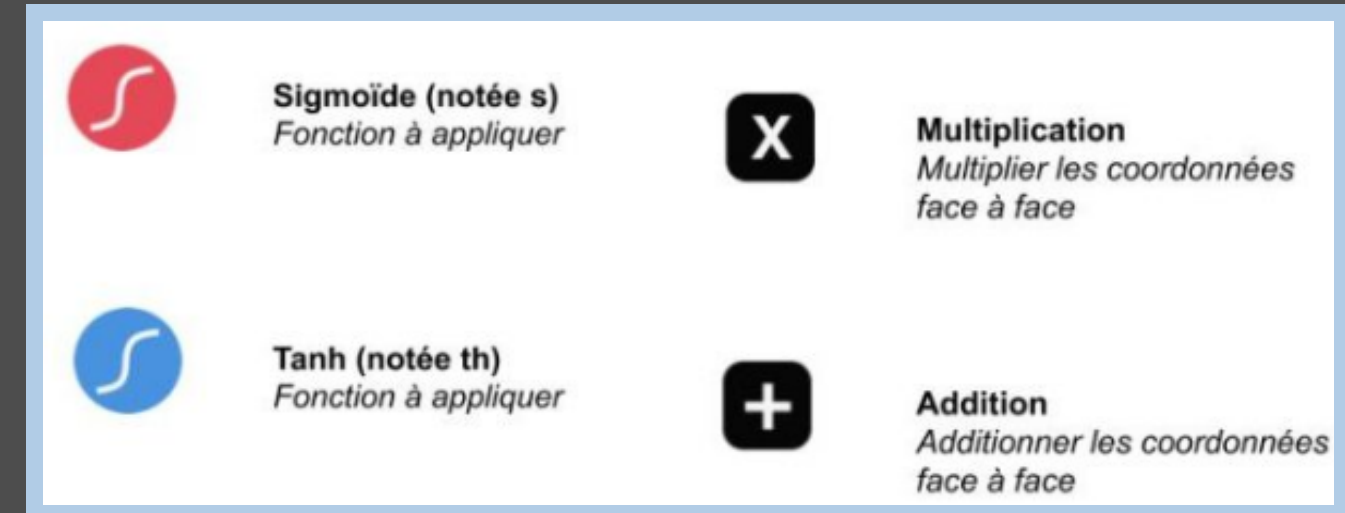
- Détermine quelles nouvelles informations doivent être stockées dans l'état de la cellule.

État de la cellule

- Maintient les informations sélectionnées par les portes d'entrée et d'oubli.

Porte de sortie

- Détermine quelle partie de l'état de la cellule doit être exposée en tant que sortie.



Auto encodeur

Une architecture de réseau de neurones d'apprentissage non supervisé qui vise à apprendre des représentations efficaces des données d'entrée.

Quatre couches principales :

- Encodeur
- Goulot d'étranglement
- Décodeur
- Perte de reconstruction

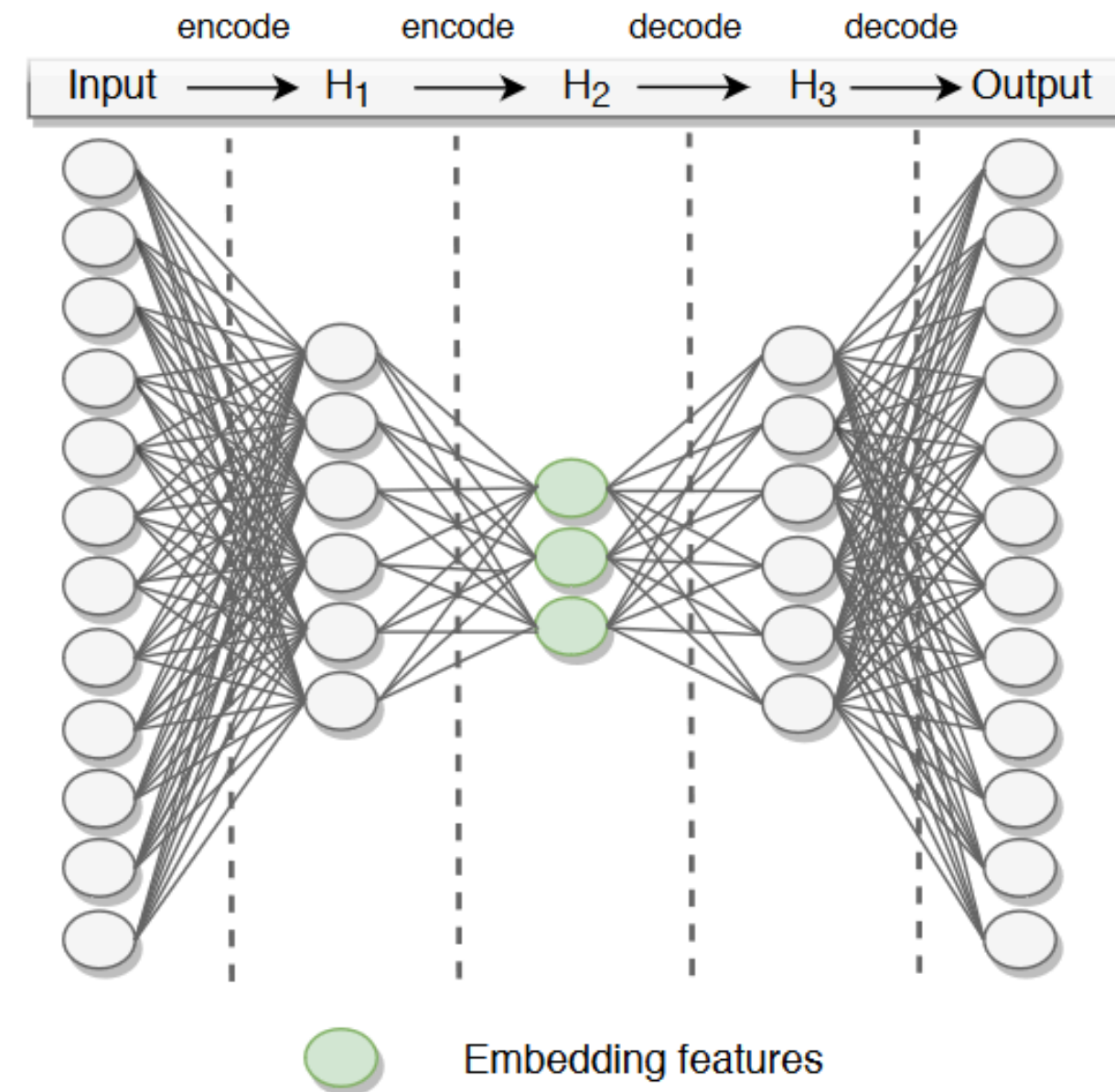
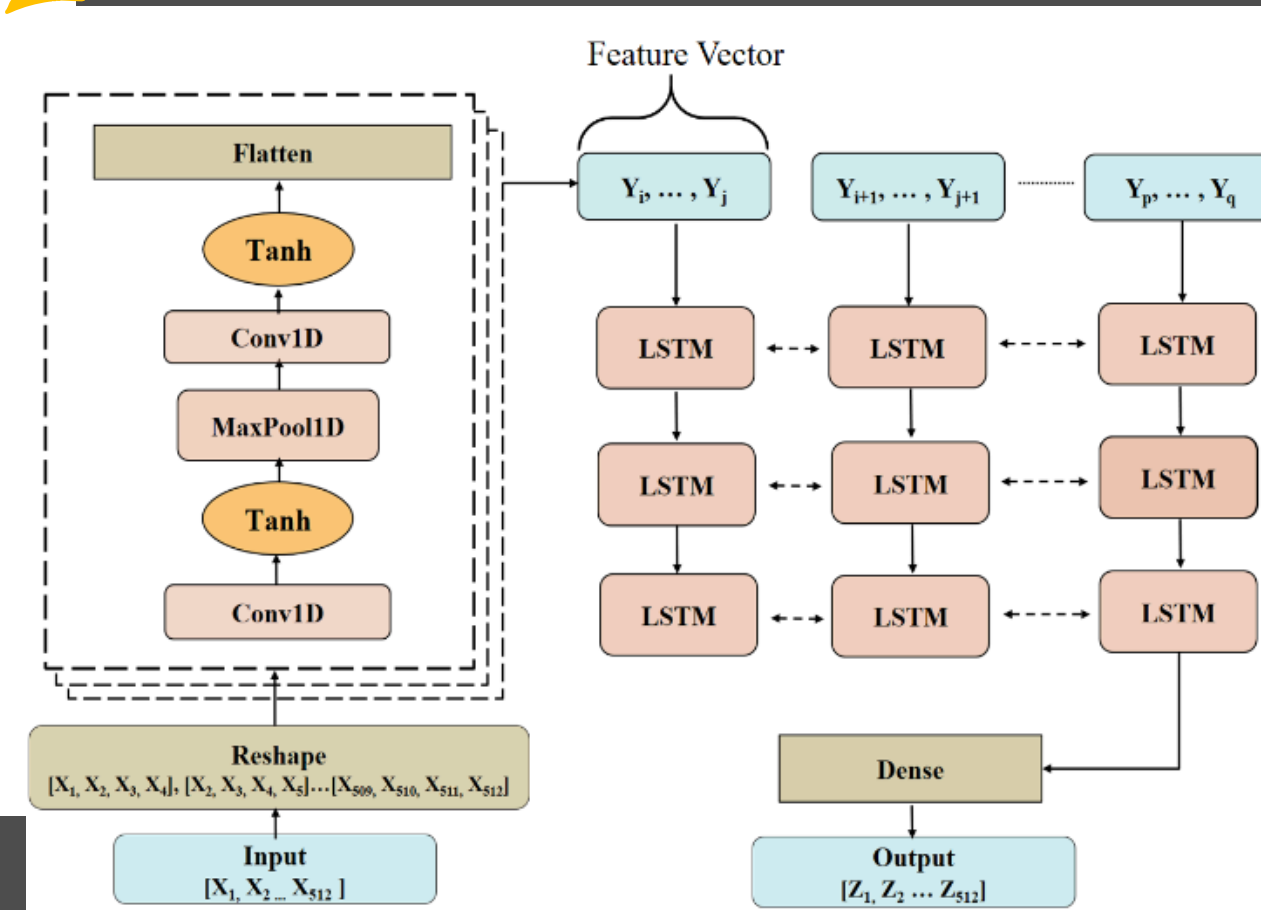
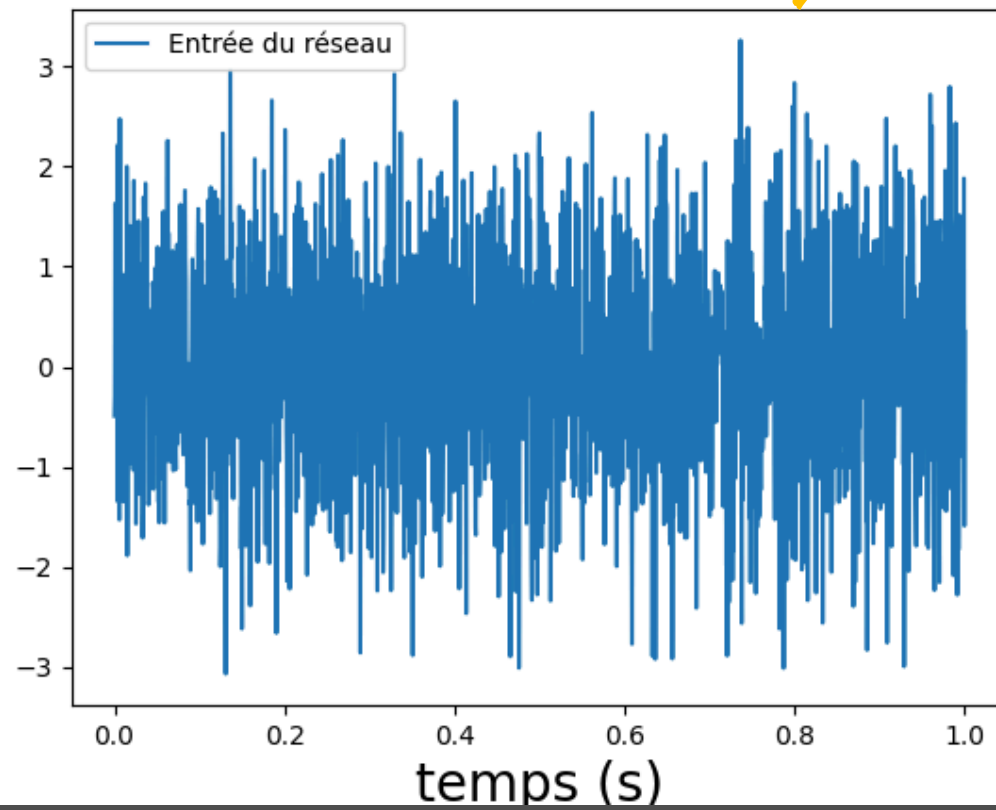


Figure 3: Feature extraction process performed using the encoding function of the trained auto-encoder.

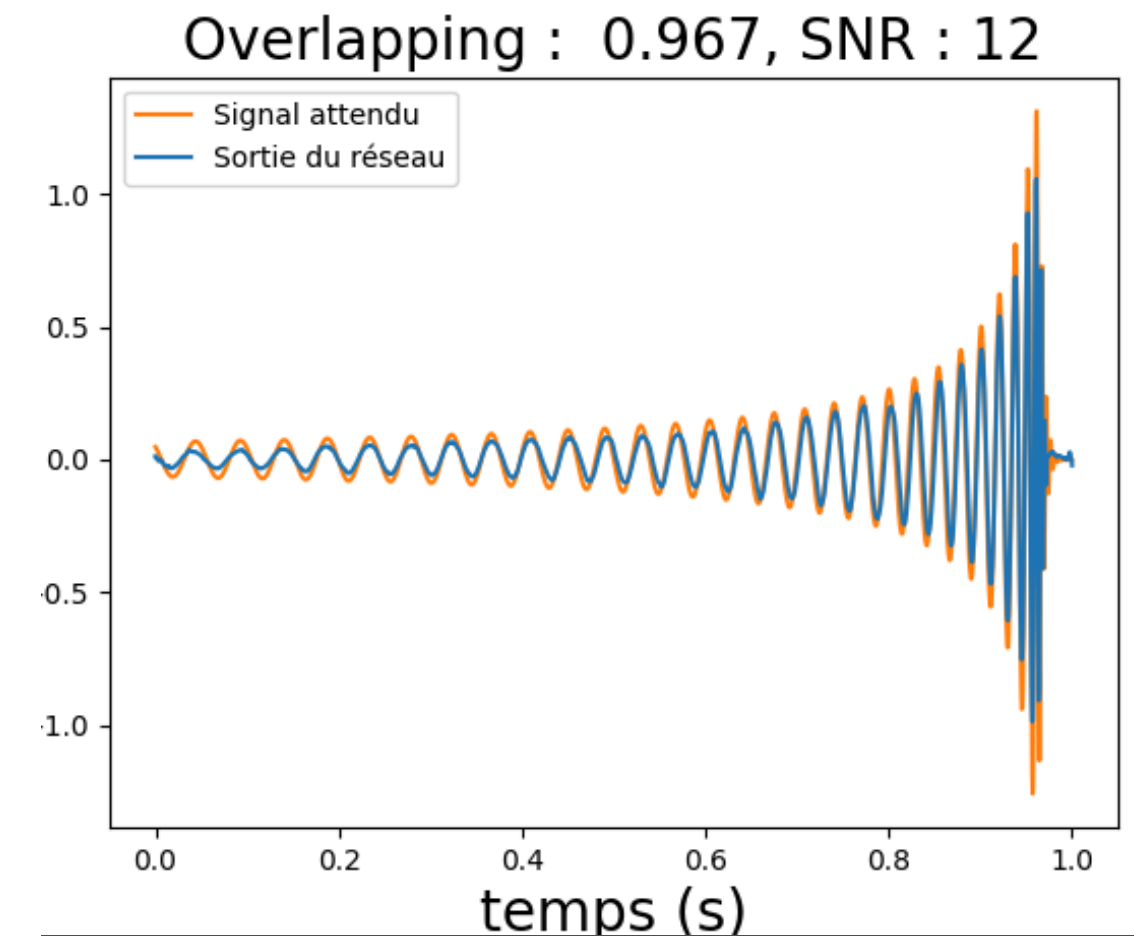
Travail de stage, auto-encodeur CNN-LSTM

Ce qu'on envoie



Chayan Chatterjee, Linqing Wen, Foivos Diakogiannis, Kevin Vinsen

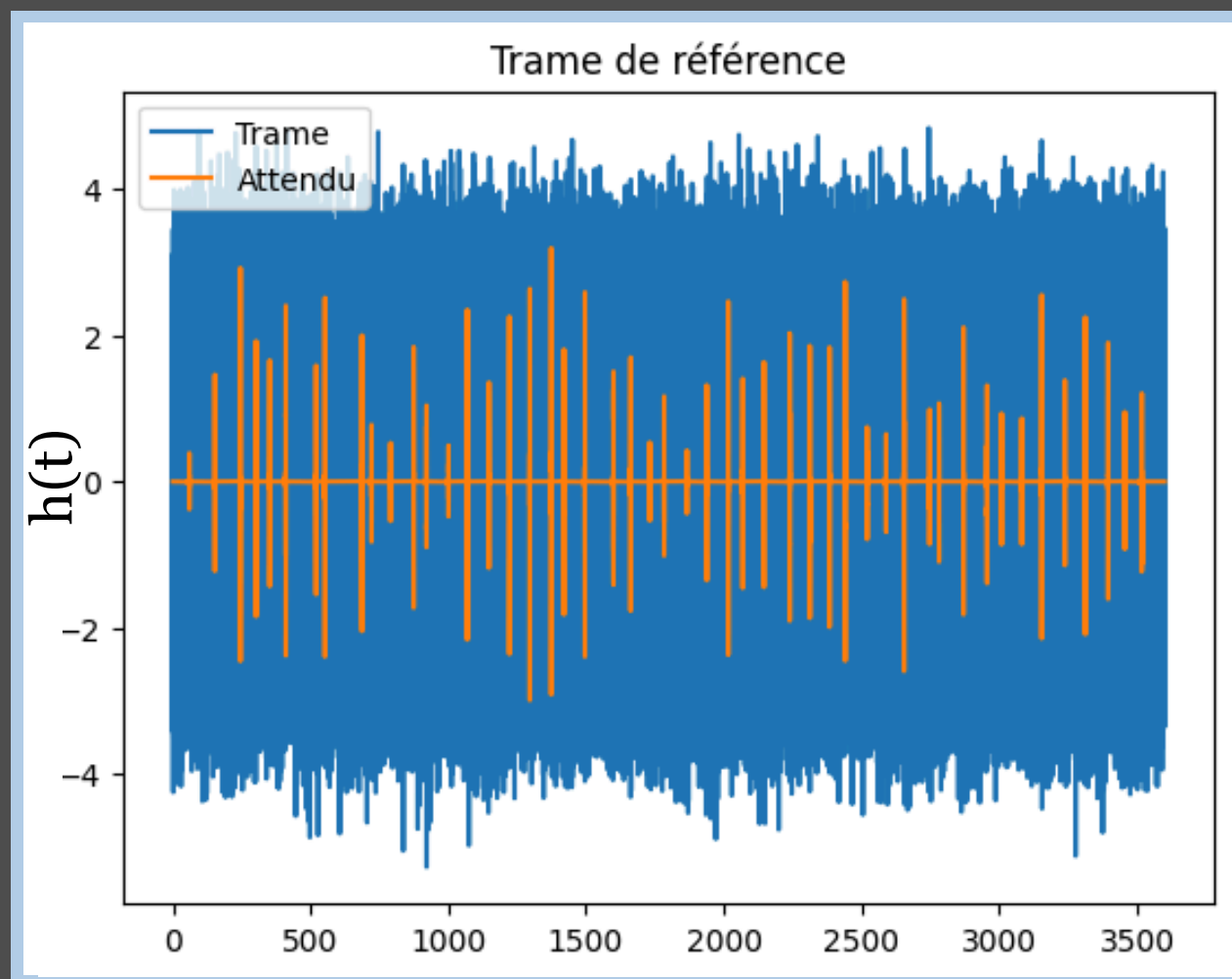
Ce qu'on s'attend à obtenir



Travail de stage, auto-encodeur CNN-LSTM

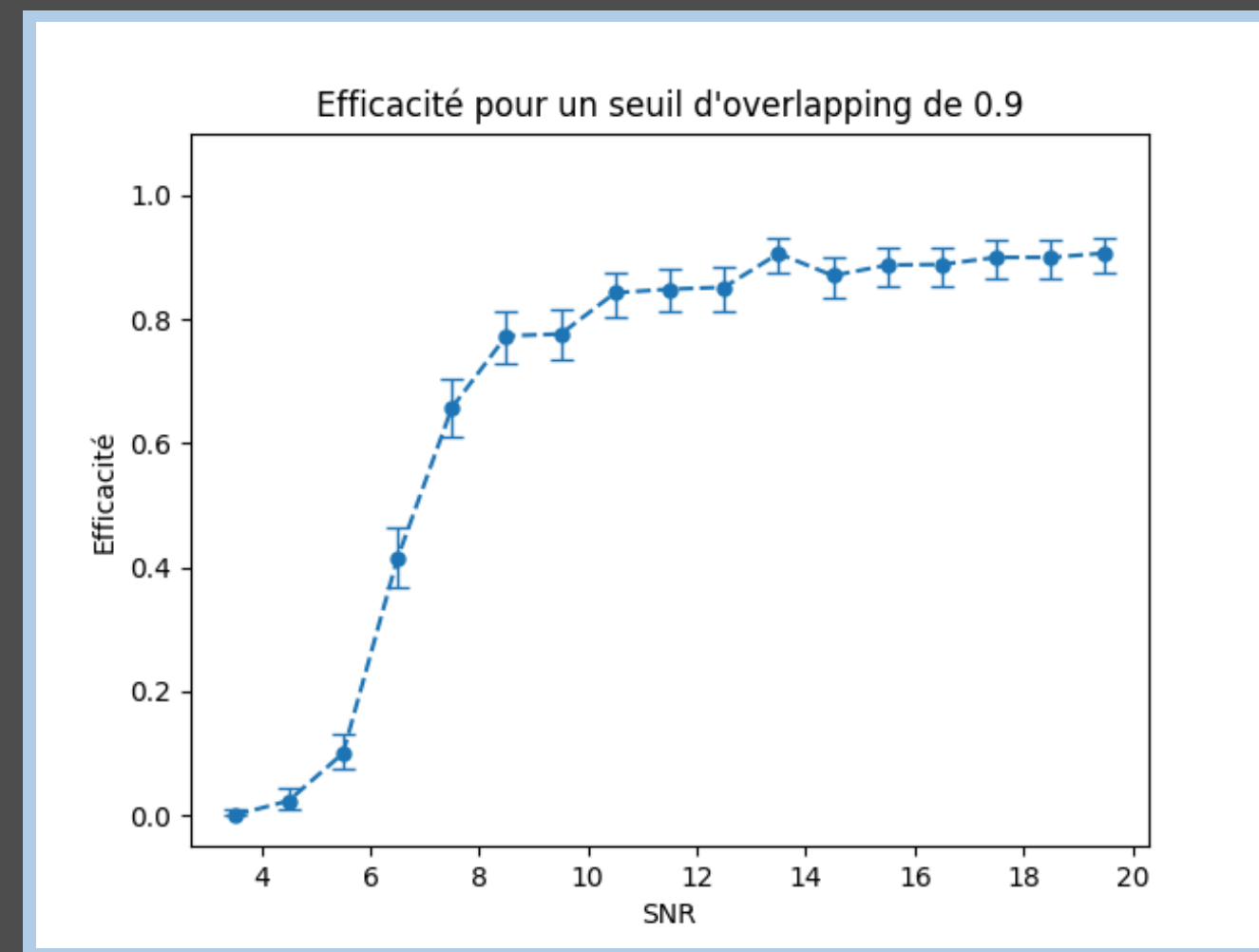
- **Trame de référence**

Permet de tester le réseau et de comparer les différents entraînements



- **Test de l'efficacité du réseau**

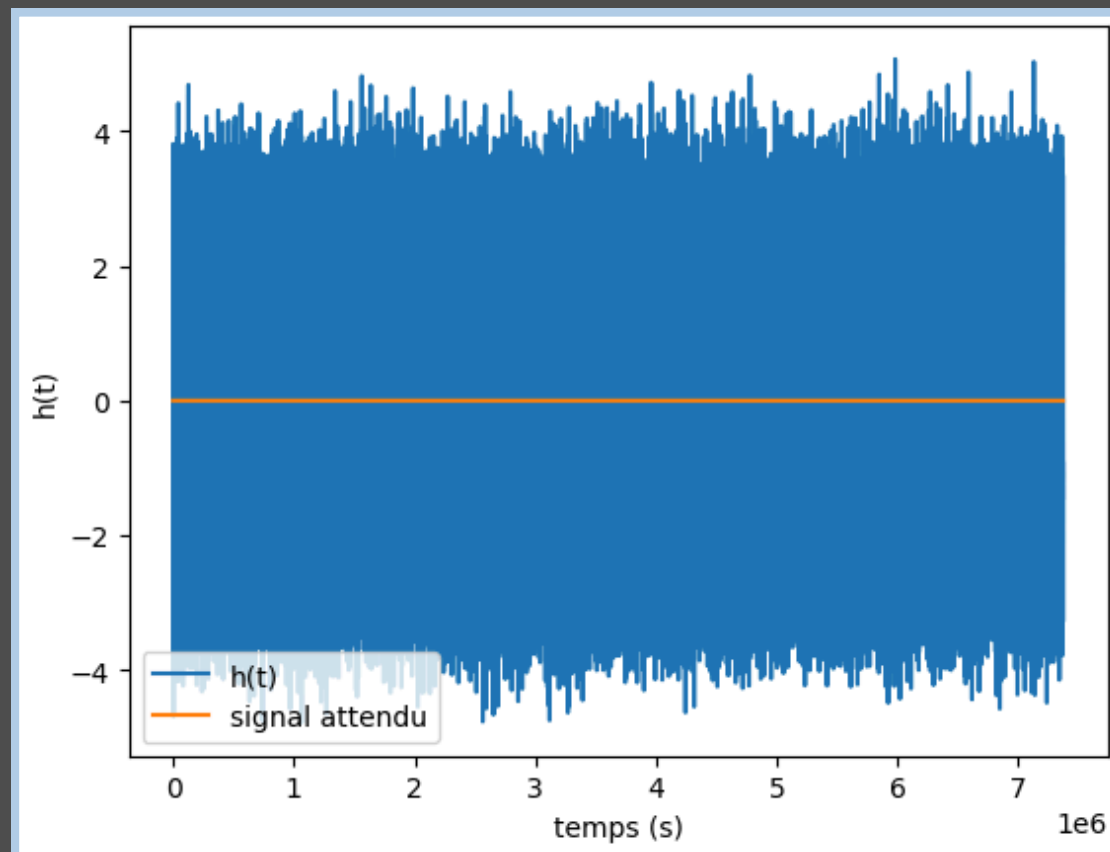
Pour un seuil d'overlapping de 0.9



Taux de fausse alarme

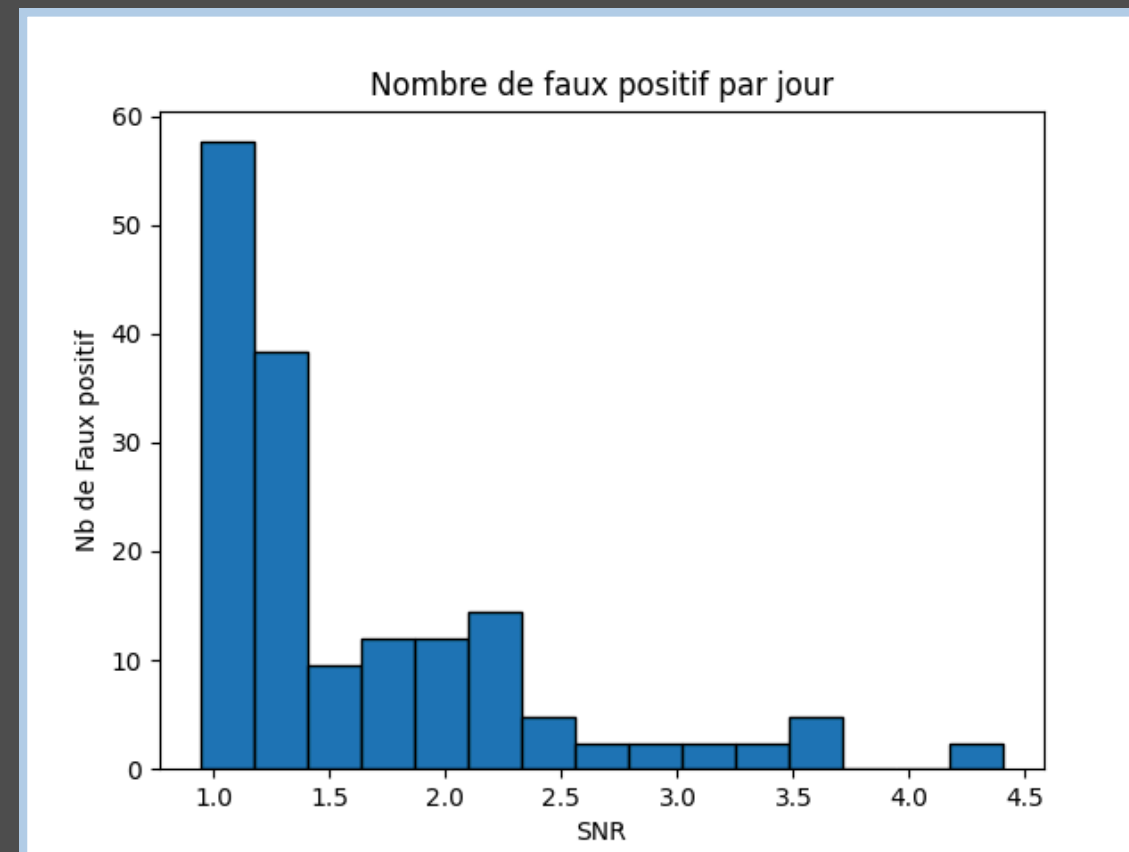
- **Trame de bruit pur**

Ne contenant aucune injection de signal



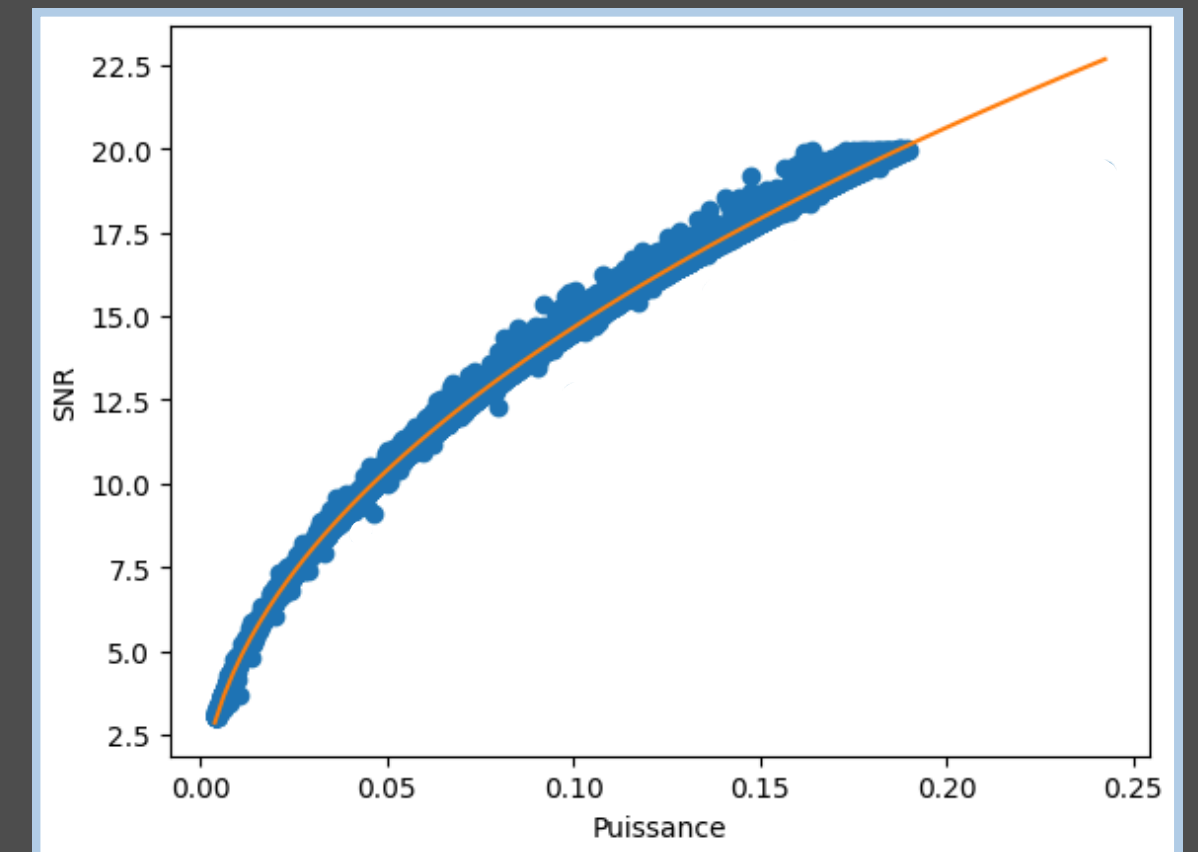
- **Taux de fausse alarme**

En regardant le nombre de faux signaux détectés par le réseau



- **Courbe Puissance%SNR**

Afin d'avoir le SNR du bruit interprété comme un signal



Travail de stage, auto-encodeur CNN-LSTM

- **Test de la robustesse du réseau**
En modulant le bruit qui contient les signaux

