

Risque de change

modèle de prévision - LSTM

Présenter par :

- MOKNIA Youssef
- EL WALI Youssef
- TAOUFYQ Brahim
- MALLOUKI Mohamed

Encadrer par :

- Prof. Z. Nejari

Plan :

- Introduction
- Risque de change
- Le modèle LSTM
- Exemple pratique avec Python



Introduction



Introduction

- Imaginez une entreprise française qui exporte un produit aux États-Unis. Elle conclut un accord pour vendre pour **1 million de dollars** de ce produit.
- À ce moment, **1 dollar vaut 0,90** euro.
- L'entreprise s'attend donc à recevoir **900 000 euros**.



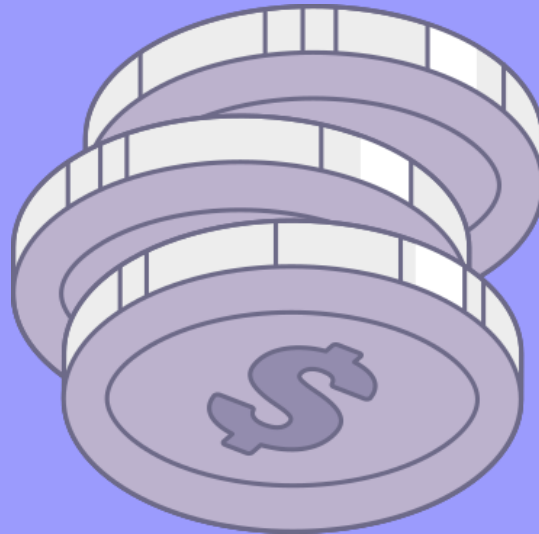
Introduction



- Mais, entre le moment de l'accord et le paiement, le dollar s'affaiblit et 1 dollar ne vaut plus que 0,80 euro.
- Résultat, l'entreprise ne reçoit que 800 000 euros, soit une perte de 100 000 euros à cause de la fluctuation des taux de change !



Ceci illustre le Risque de change : La possibilité qu'une variation des taux de change impacte négativement les profits d'une entreprise ou la valeur des investissements.



Introduction

- La gestion du risque de change consiste à identifier, évaluer et atténuer les risques liés aux fluctuations des taux de change.
- Et pour aider à cette tâche, les entreprises utilisent divers outils et techniques, y compris les modèles de prévision.
- Dans cette présentation, nous allons nous concentrer sur l'un de ces modèles :



Le Modèle LSTM
Long Short-Term Memory

Risque de change



Définition de Risque de change

- Le risque de change, également connu sous le nom de risque de taux de change ou **risque de devise**, se réfère à la possibilité que les variations des taux de change affectent la valeur des transactions financières internationales ou les résultats financiers d'une entreprise.
- Ce risque est particulièrement pertinent pour les entreprises qui opèrent à l'international, investissent dans des actifs étrangers ou ont des revenus et des dépenses dans des devises différentes



Types de risque de change

- **Le risque de transaction :**

Le risque de transaction provient du changement de la valeur des créances et des dettes exposées à une modification du taux de change

- **Le risque de conversion :**

Le risque de conversion concerne le bilan de l'entreprise.

- ❖ **Par exemple :** Une entreprise canadienne qui détiendrait des actifs américains se retrouve à risque contre une dépréciation du dollar américaine

Types de risque de change

- **Le risque économique :**

Est présent lorsqu'une entreprise devient moins compétitive versus ses concurrents étrangers advenant un mouvement à la hausse de sa devise locale.

- ❖ **Par exemple :** Un exportateur canadien pourrait voir ses ventes diminuées à l'étranger en raison d'une trop grande appréciation du dollar canadien et ainsi voir ses produits plus dispendieux aux yeux des consommateurs étrangers.

Pour gérer efficacement le risque de change

Contrat à terme

Le contrat à terme est un engagement entre deux parties visant à acheter ou vendre un montant à un taux et une date prédéterminés. À l'échéance du contrat, le taux de conversion sera le taux du contrat, peu importe le taux du marché. Le contrat à terme permet donc à l'entreprise de se protéger contre un mouvement défavorable de la devise.

Swap de devises

Le swap de devises est un outil de gestion de trésorerie très populaire auprès des entreprises ayant des entrées et des sorties de devises étrangères à des dates différentes ou imprévues. Il consiste en deux transactions opposées effectuées simultanément avec le même montant nominal.

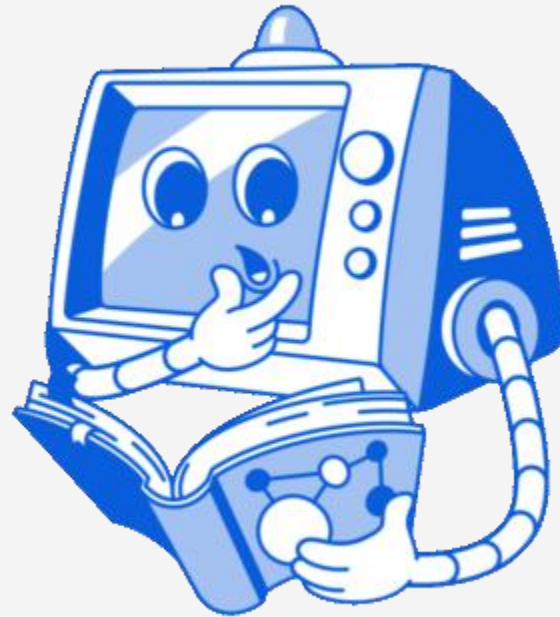
Pour gérer efficacement le risque de change

Options de change

Les options donnent à une entreprise le droit, mais non l'obligation, d'acheter ou de vendre une devise à un taux de change prédéterminé à une date future. Cela offre une protection contre les mouvements défavorables des taux de change tout en permettant de bénéficier de mouvements favorables

Le Modèle LSTM

Long Short-Term Memory

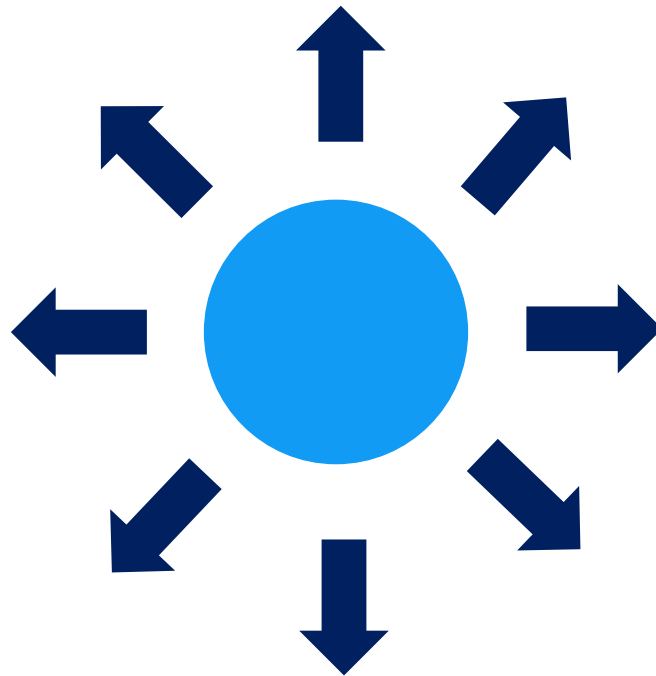


Introduction au Modèle LSTM

Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)

Les RNN sont des réseaux de neurones efficaces pour modéliser les données de séquence.

Expérience : Supposons que vous preniez un instantané fixe d'une balle se déplaçant dans le temps.



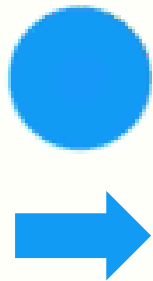
Introduction au Modèle LSTM

Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)

Les RNN sont des réseaux de neurones efficaces pour modéliser les données de séquence.

Expérience :

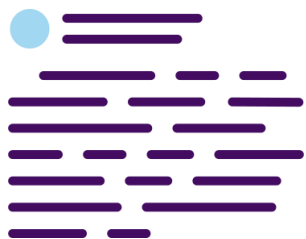
Si vous enregistrez successivement plusieurs instantanés de la position de la balle, vous disposerez de suffisamment d'informations pour faire une meilleure prédiction.



Introduction au Modèle LSTM

Les données séquentielles

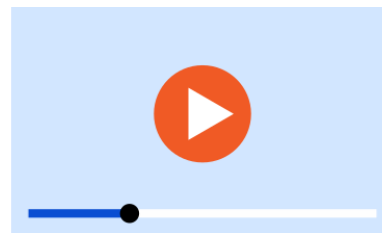
Contrairement aux données classiques, chaque élément d'une séquence tire son sens de sa position et de son lien avec les éléments qui le précèdent.



Flux de texte



Extraits audio



Clips vidéos

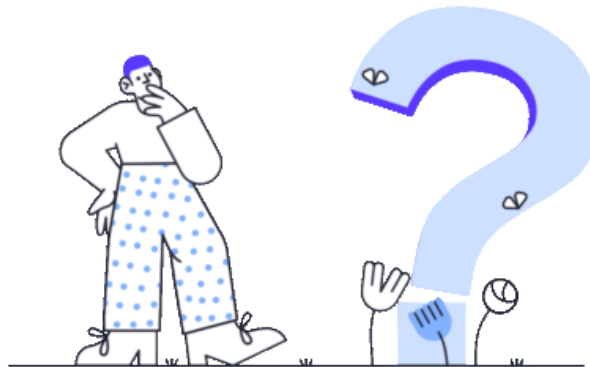


Données de séries
chronologiques

Introduction au Modèle LSTM

Les RNN sont efficaces dans le traitement des données de séquence pour les prédictions.

But how??



Introduction au Modèle LSTM

Ils le font en ayant un concept que j'aime appeler

La mémoire séquentielle

- Je veux vous inviter à dire l'alphabet dans votre tête.

A B C D E F G H I J K L M N O P Q R S T U V W X Y Z

Introduction au Modèle LSTM

Ils le font en ayant un concept que j'aime appeler

La mémoire séquentielle

- Essayez maintenant de prononcer l'alphabet à l'envers.

Z Y X W V U T S R Q P O N M L K J I H G F E D C B A

Introduction au Modèle LSTM

Ils le font en ayant un concept que j'aime appeler

La mémoire séquentielle

- Commencez par la lettre M.

M N O P Q R S T U V W X Y Z

Vous apprenez l'alphabet sous forme de **séquence**.

Introduction au Modèle LSTM

La mémoire séquentielle

- **La mémoire séquentielle** est un mécanisme qui permet à votre cerveau de reconnaître plus facilement les modèles de séquence.
- D'accord, les RNN ont ce concept abstrait de mémoire séquentielle.



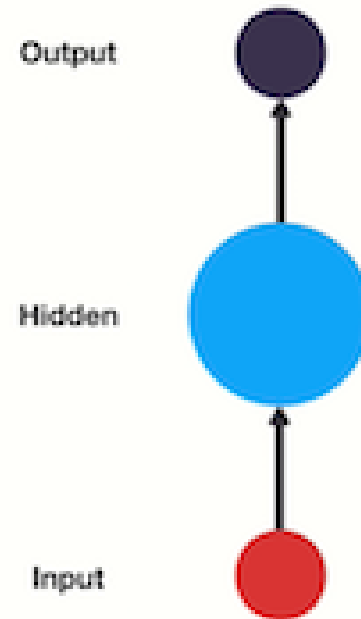
How the heck does an RNN replicate this concept?



Introduction au Modèle LSTM

Recurrent Neural Networks

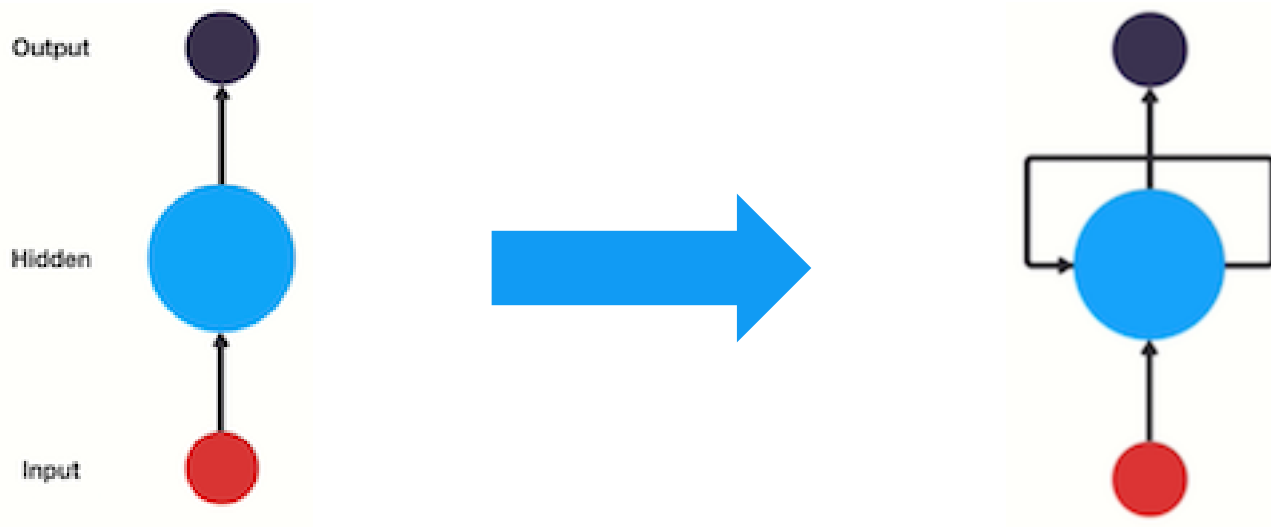
- Regardons un **réseau neuronal traditionnel** également connu sous le nom de **feed-forward neural network**.



Introduction au Modèle LSTM

Recurrent Neural Networks

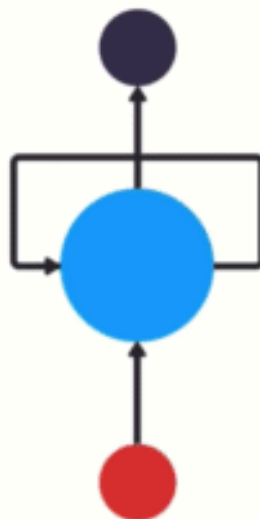
- Comment pouvons-nous obtenir qu'un réseau neuronal à action directe puisse utiliser les informations précédentes pour effectuer les informations ultérieures ?
- Et si nous ajoutons une **boucle** dans le réseau neuronal qui peut transmettre des **informations préalables**



Introduction au Modèle LSTM

Recurrent Neural Networks

- C'est essentiellement ce que fait un **Réseau neuronal récurrent**.
- Un **RNN** dispose d'un mécanisme de boucle qui agit comme une autoroute pour permettre aux **informations de circuler d'une étape à la suivante**.



- **Hidden State (Etat Cache)**
Représentation des entrées précédentes

Introduction au Modèle LSTM

Limite des RNN classiques

- Malheureusement, il présente un inconvénient majeur, appelé **mémoire à court terme**



Introduction au Modèle LSTM

Limite des RNN classiques

Prenons le cas de la complétion de phrase :

The clouds are in the Sky.

- Dans ce cas, RNN peut prédire le résultat car la phrase est petite et la distance entre le lieu du résultat (____) et les informations pertinentes « clouds » est également petite.

Introduction au Modèle LSTM

Limite des RNN classiques

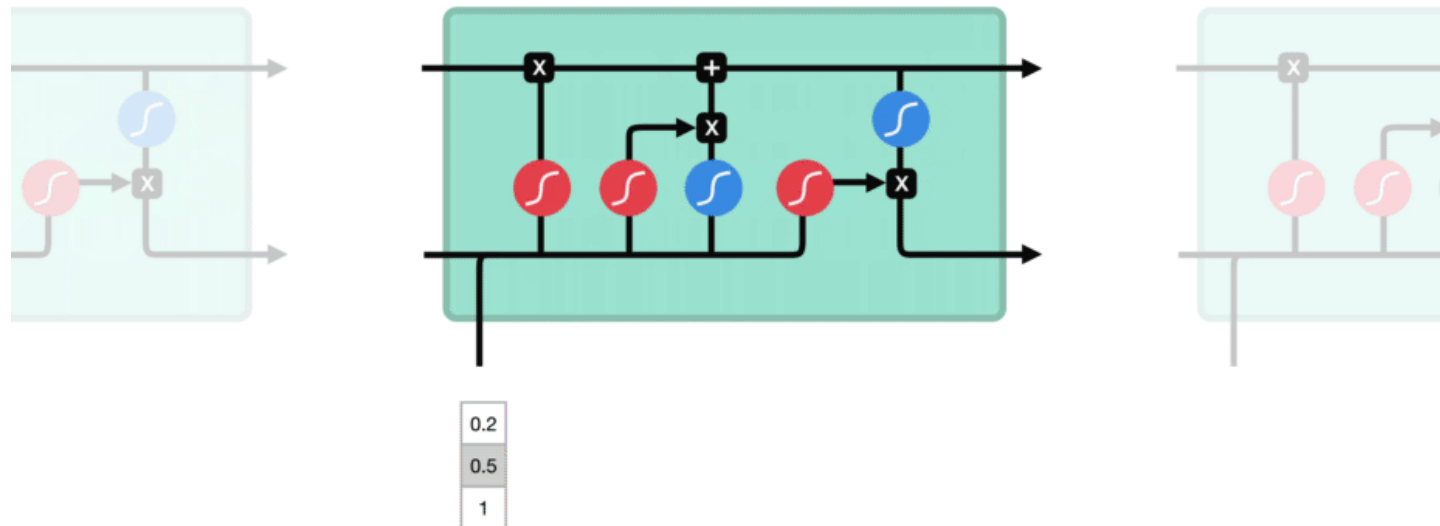
Prenons le cas de la complétion de phrase :

I have been staying in Spain for the last 20 years. I can speak fluently _____.

- Un RNN classique pourrait avoir du mal à prédire le mot « **Spanish** » car il a peut-être oublié le mot « **Spain** » mentionné plus tôt dans la phrase.
- Sa mémoire à court terme n'est pas suffisante.

Introduction au Modèle LSTM

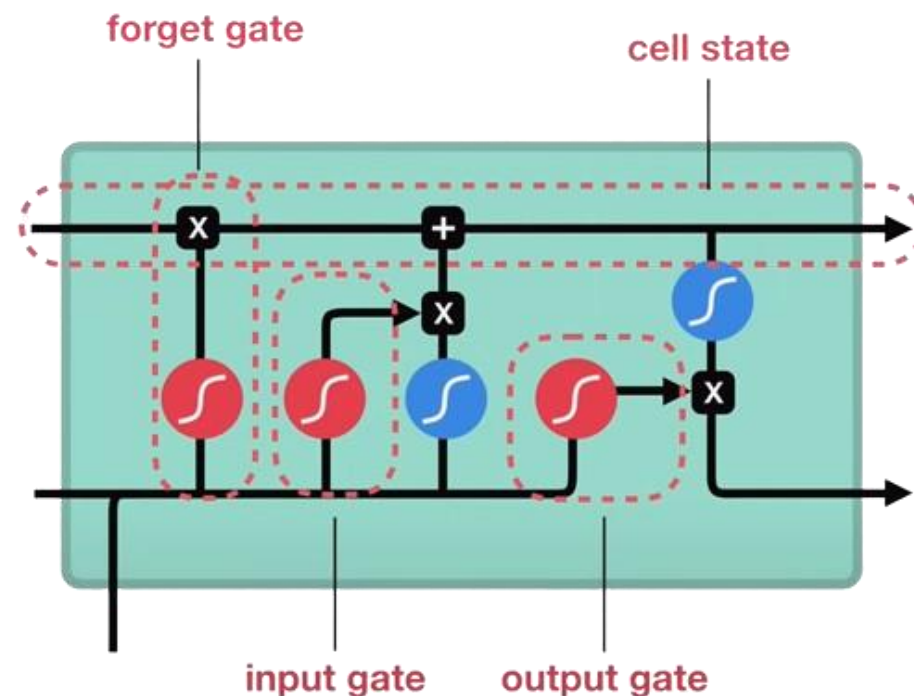
- Pour ce type de tâche, le **RNN** a besoin d'une **mémoire à long terme**, capable de retenir des **informations clés** même après de nombreux mots ou étapes de temps.
- C'est là qu'intervient le **LSTM (Long Short-Term Memory)**.



Introduction au Modèle LSTM

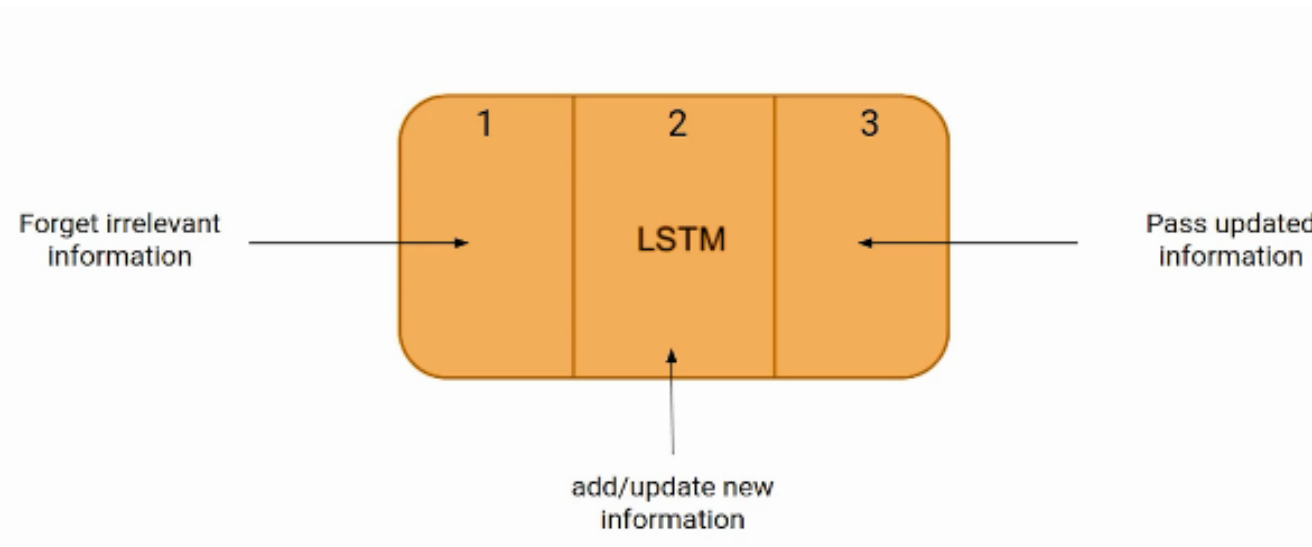
Long Short-Term Memory (LSTM)

- Un **LSTM** a un flux de contrôle similaire à celui d'un **RNN**. Il traite les données transmettant des informations au fur et à mesure de leur propagation.
- Les différences résident dans les opérations au sein des cellules du **LSTM**.



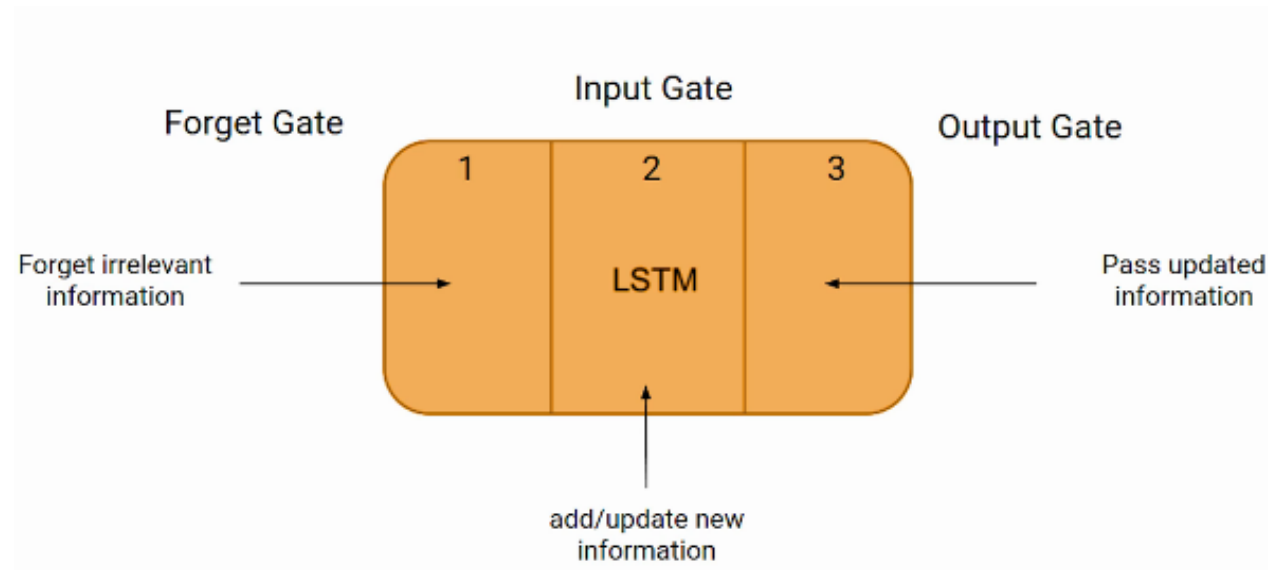
Introduction au Modèle LSTM

- L'architecture réseau **LSTM** se compose de **trois parties**, et chaque partie remplit une fonction individuelle



Introduction au Modèle LSTM

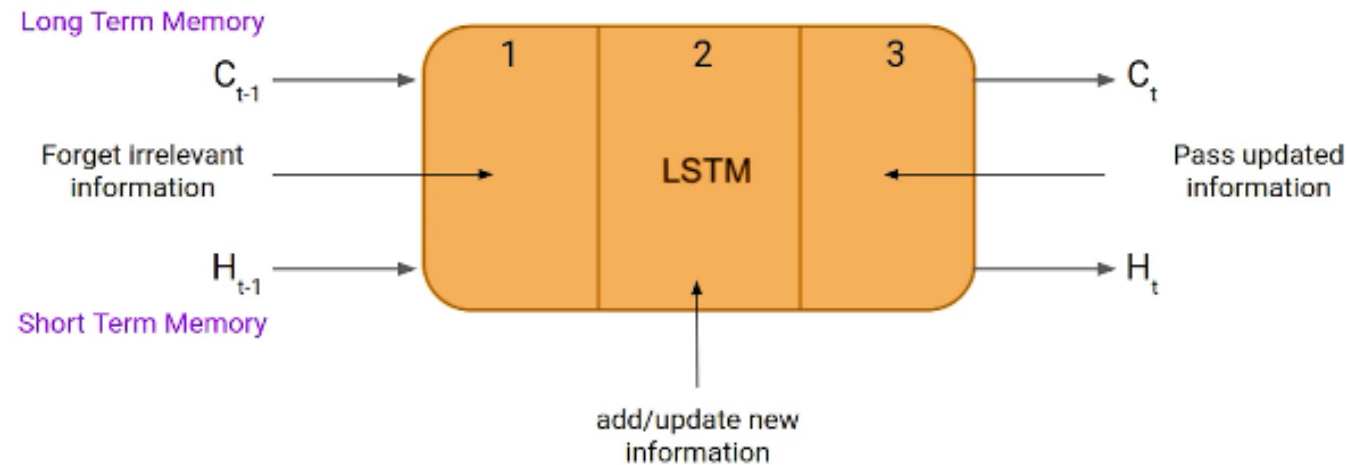
- Ces trois parties d'une unité LSTM sont appelées **Gates**. Ils contrôlent le flux d'informations entrant et sortant de **la cellule mémoire** ou **cellule LSTM**.



Introduction au Modèle LSTM

Tout comme un simple RNN, un LSTM a également un **état caché** où

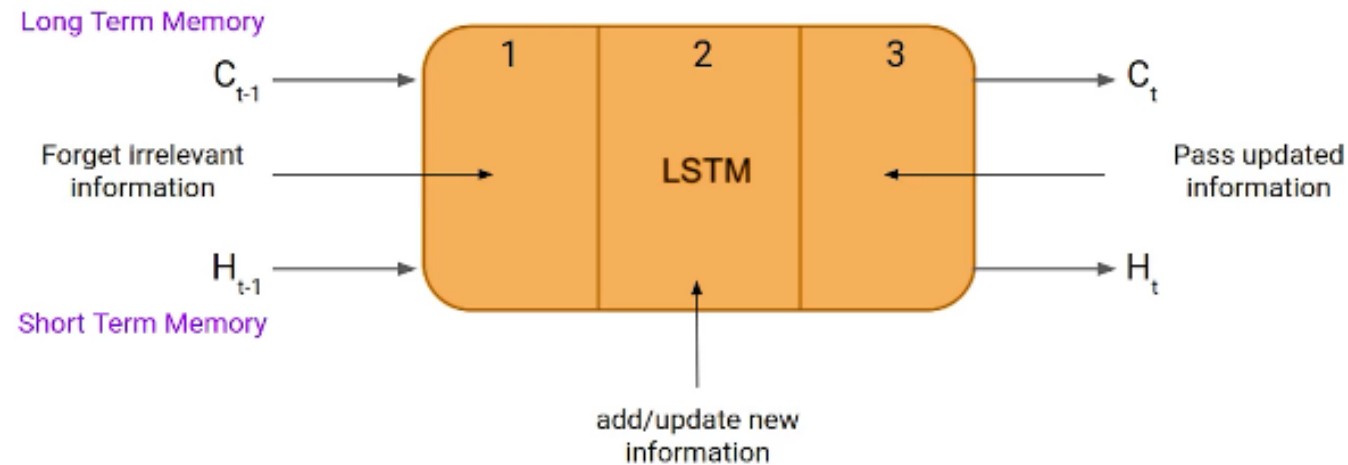
- $H(t-1)$ représente l'état caché de timestamp précédent
- H_t est l'état caché de timestamp actuel.



Introduction au Modèle LSTM

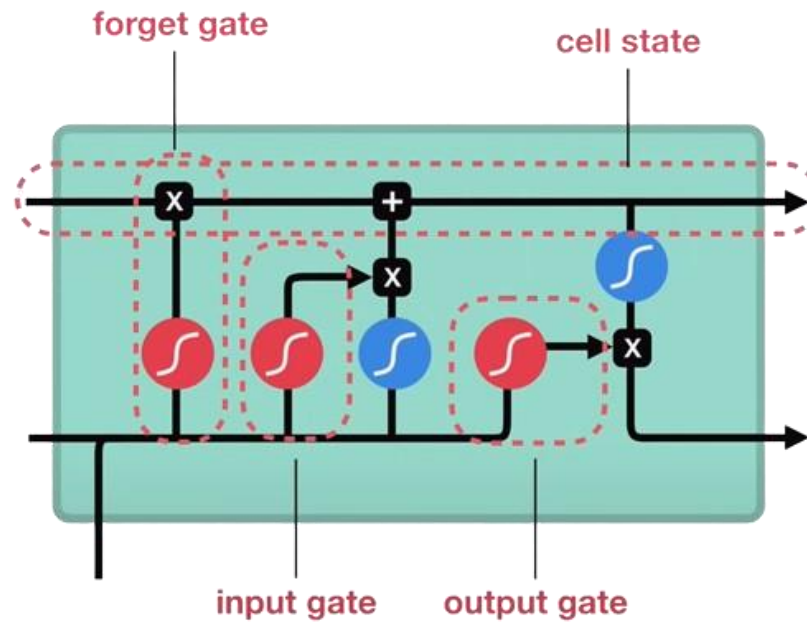
En plus de cela, LSTM a également un **état de cellule(cell state)** représenté par

- $C(t-1)$ pour le timestamp précédent
- $C(t)$ pour le timestamp actuel



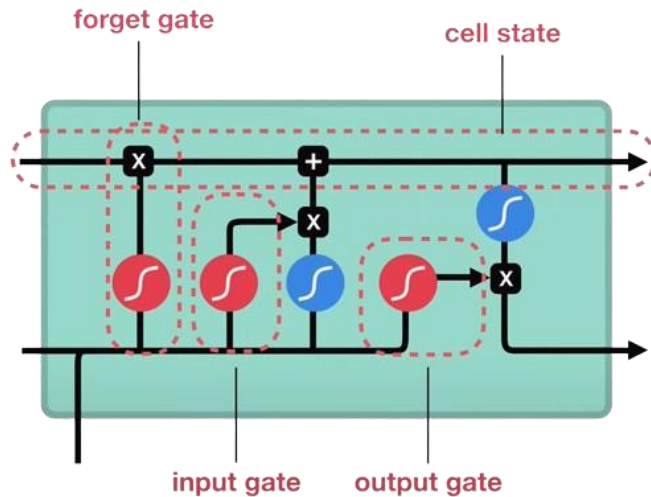
Introduction au Modèle LSTM

- Architecture de LSTM

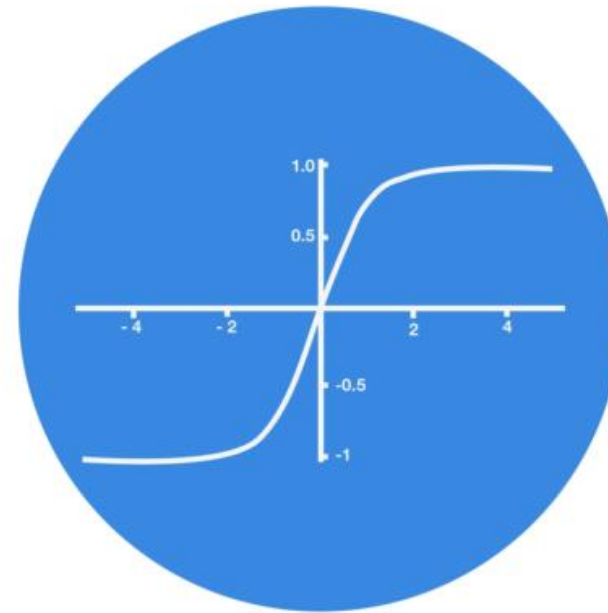


Introduction au Modèle LSTM

Tanh activation



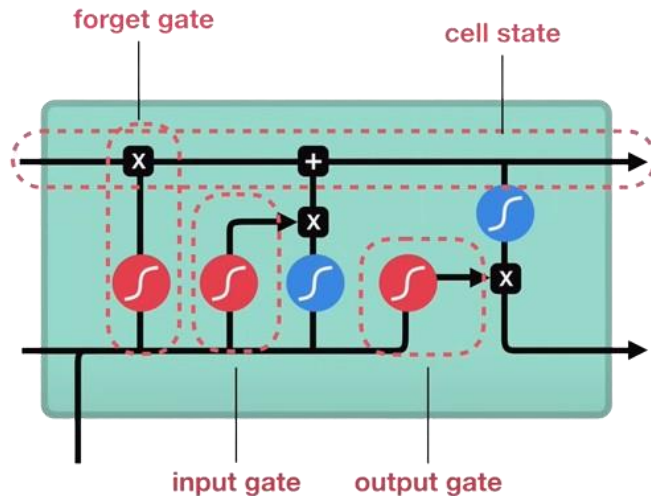
5
0.1
-0.5



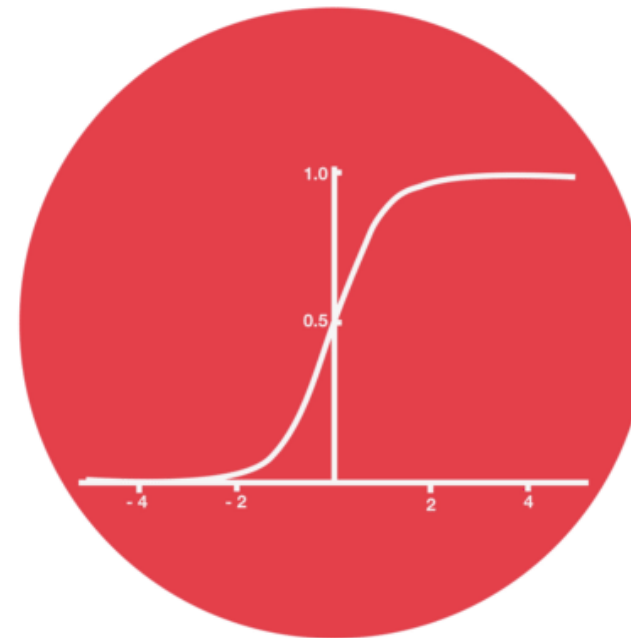
L'**activation tanh** est utilisée pour aider à réguler les valeurs circulant à travers le réseau. **La fonction tanh** écrase les valeurs pour qu'elles soient toujours comprises entre **-1** et **1**.

Introduction au Modèle LSTM

Sigmoid activation



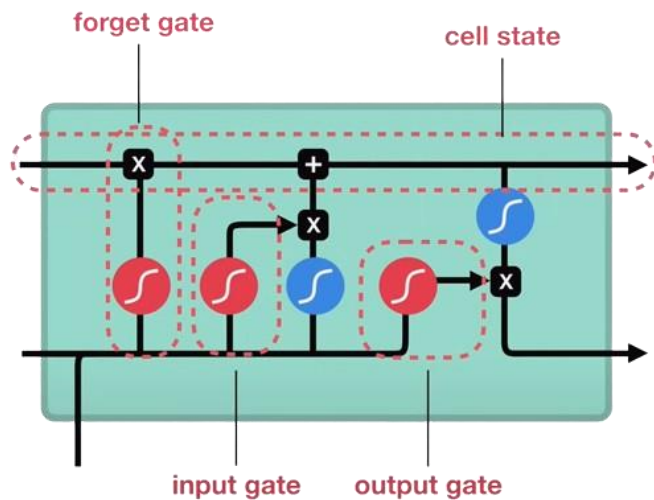
5
0.1
-0.5



Une activation sigmoïde est similaire à l'activation tanh. Au lieu d'écraser les valeurs comprises entre **-1** et **1**, il écrase les valeurs comprises entre **0** et **1**.

Introduction au Modèle LSTM

Pointwise Multiplication

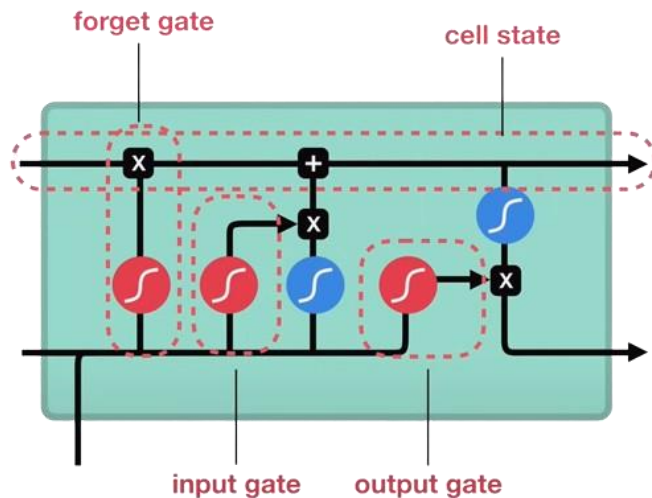


La multiplication point par point, est une opération mathématique qui multiplie deux matrices de **mêmes dimensions** élément par élément.

$$C = A \circ B = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} & a_{13}b_{13} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} & a_{23}b_{23} \\ a_{31}b_{31} & a_{32}b_{32} & a_{33}b_{33} \end{bmatrix}$$

Introduction au Modèle LSTM

Pointwise Addition



$$\begin{bmatrix} 3 & 8 \\ 4 & 6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 1 & -9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 & 8 \\ 5 & -3 \end{bmatrix}$$

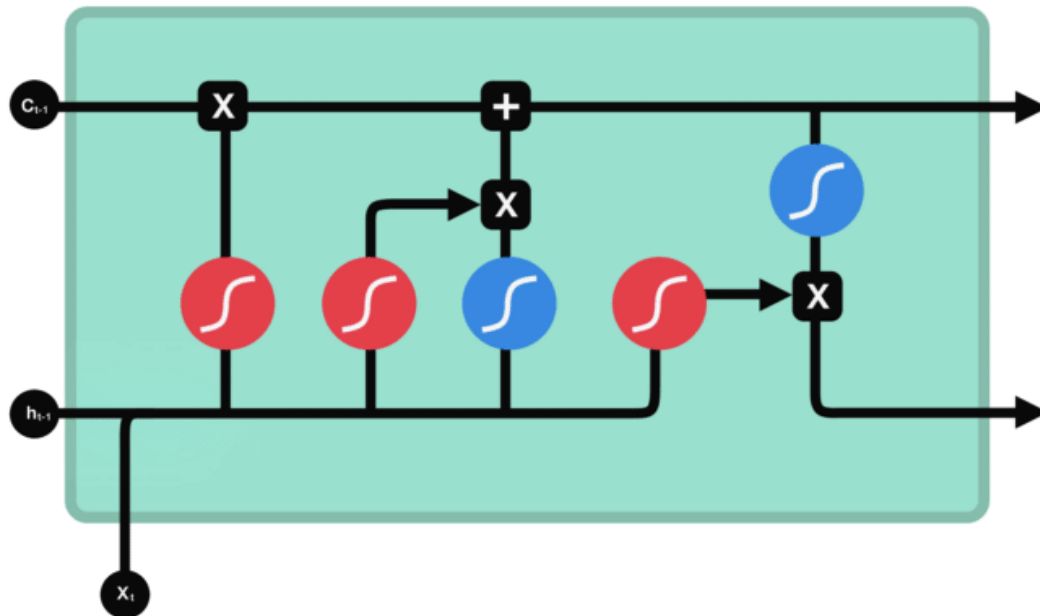
The diagram illustrates pointwise addition between two 2x2 matrices. The first matrix has elements 3, 8, 4, and 6. The second matrix has elements 4, 0, 1, and -9. The result matrix has elements 7, 8, 5, and -3. A red curved arrow points from the element 3 in the first matrix to the element 7 in the result matrix, with the text $3+4=7$ above it, indicating the pointwise addition of the first elements.

La **somme point par point**, est une opération qui additionne les éléments correspondants de deux matrices de **mêmes dimensions**.

Introduction au Modèle LSTM

Forget Gate

- Dans une cellule LSTM, la première étape consiste à décider si l'on doit conserver les informations du pas de temps précédent ou les oublier.



Forget Gate:

- $f_t = \sigma(x_t * U_f + H_{t-1} * W_f)$

X_t : input to the current timestamp.

U_f : weight associated with the input

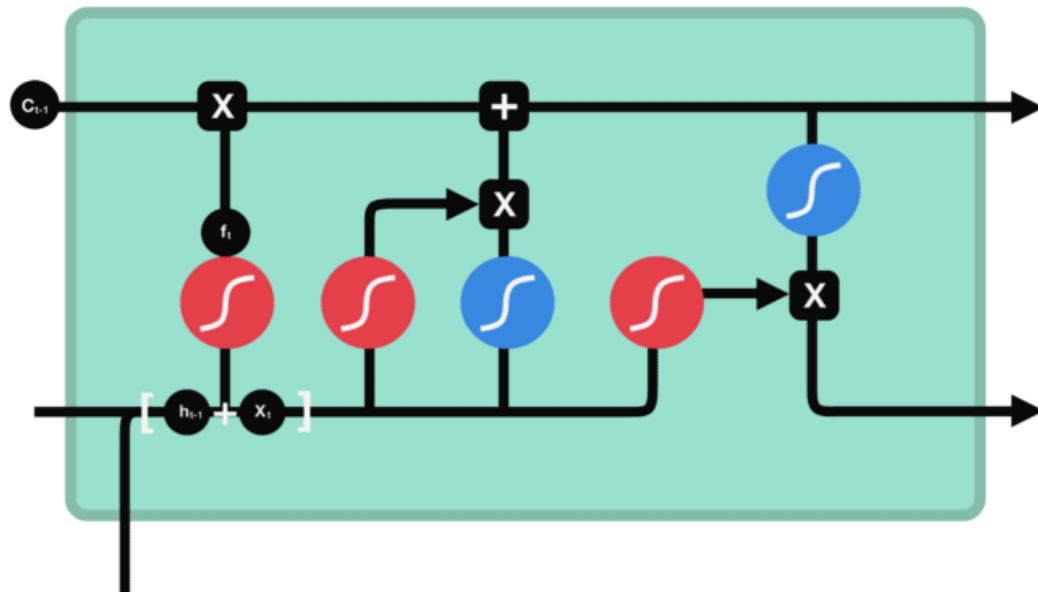
H_{t-1} : The hidden state of the previous timestamp

W_f : It is the weight matrix associated with the hidden state

Introduction au Modèle LSTM

Input Gate

- La porte d'entrée est utilisée pour quantifier l'importance des nouvelles informations portées par l'entrée.



Input Gate:

- $$i_t = \sigma(x_t * U_i + H_{t-1} * W_i)$$

X_t : input to the current timestamp t .

U_i : weight matrix of input

H_{t-1} : The hidden state of the previous timestamp

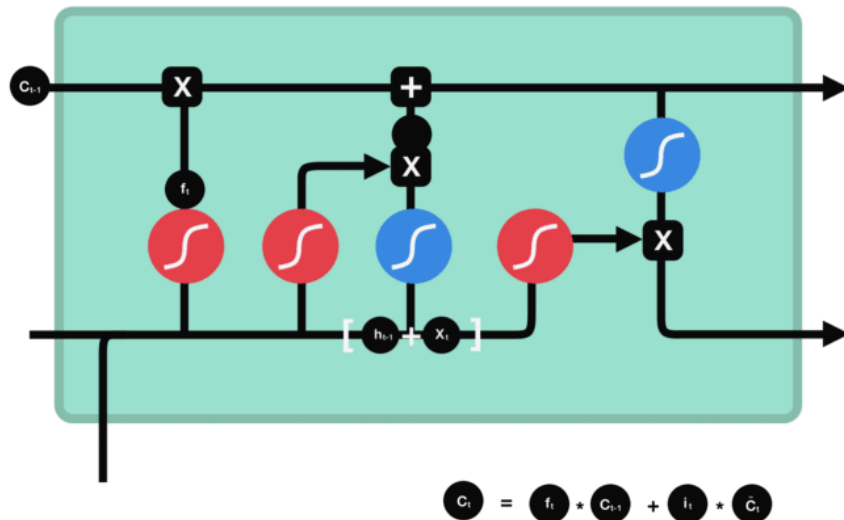
W_i : Weight matrix of input associated with hidden state

Introduction au Modèle LSTM

New Information

- Le LSTM combine l'**état caché** précédent et l'**entrée actuelle** pour créer une nouvelle information **candidate**, représentée par « N_t ».

- $$N_t = \tanh(x_t * U_c + H_{t-1} * W_c)$$



- La **porte d'entrée**, à l'aide d'une fonction **sigmoïde**, analyse l'importance de cette nouvelle information (N_t).

- $$i_t = \sigma(x_t * U_i + H_{t-1} * W_i)$$

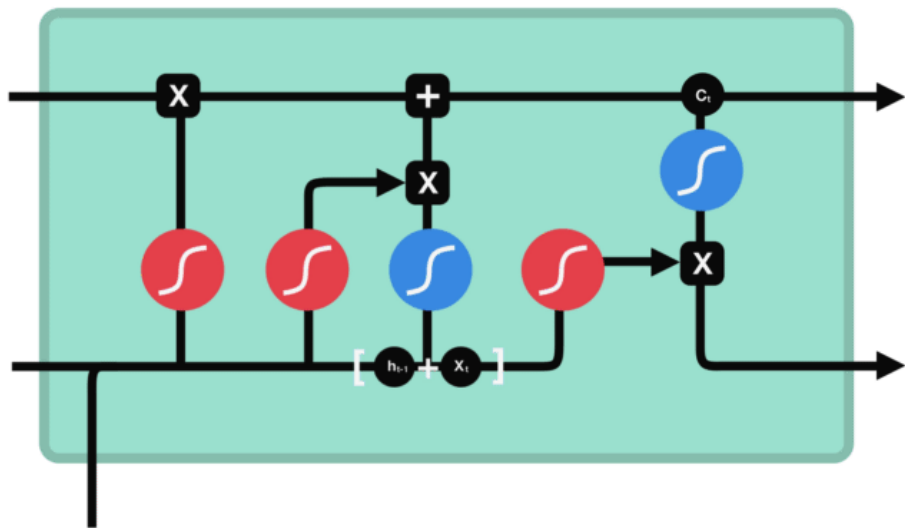
Updating Cell state

➔
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * N_t$$

Introduction au Modèle LSTM

Output Gate

- Semblable aux autres portes, la **porte de sortie** prend l'**état caché** précédent et l'**entrée actuelle** comme entrées.



Output Gate:

- $o_t = \sigma(x_t * U_o + H_{t-1} * W_o)$
- La sortie de la **porte de sortie** (O_t) est ensuite multipliée par le **tanh de l'état de cellule mis à jour** (C_t).

$$H_t = o_t * \tanh(C_t)$$

- Cette multiplication garantit que seuls les aspects les plus pertinents de l'état cellulaire contribuent à former l'état caché (H_t).

Introduction au Modèle LSTM

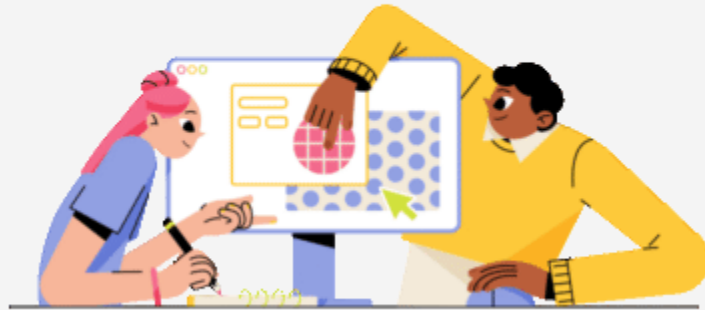
- **Forget gate** décide ce qu'il est pertinent de retenir des étapes précédentes.
- **Input gate** décide quelles informations sont pertinentes à ajouter à partir de l'étape en cours.
- **Cell State** agit comme une mémoire à long terme qui est constamment mise à jour par **les portes** en fonction des informations passées et présentes.
- **Output gate** détermine quel devrait être le prochain état caché.

Introduction au Modèle LSTM

En résumé, **les RNN** sont efficaces pour traiter des **données séquentielles** et effectuer des prédictions, mais ils souffrent d'un **problème de mémoire à court terme**. **Les LSTM** ont été créés pour pallier ce problème en utilisant des mécanismes appelés **portes**.



Exemple pratique



**Merci
Pour Votre
Attention**

