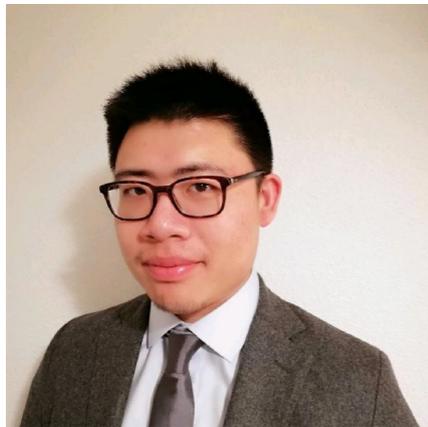


## **Cours 2 :**

# **Deep Learning pour les données séquentielles**



**François HU - 05/07/2021 - [francois.hu@socgen.com](mailto:francois.hu@socgen.com)**

**Data Scientist** au DataLab de la Société Générale Assurances

**Doctorant** à l'ENSAE-CREST

**Enseignant** à EPITA, ENSAE

Les cours se trouvent ici : <https://curiousml.github.io/>

# Sommaire

## 1. Introduction

## 2. Recurrent Neural Network (RNN)

- Modèles RNN « classique »
- D'autres architectures RNN
- Modèle Bidirectional-RNN (BRNN)
- Modèle Deep RNN

## 3. OPTION

- [option] LSTM / GRU
- [option] BERT

Programme

Introduction

Représentations vectorielles

Deep Learning pour NLP

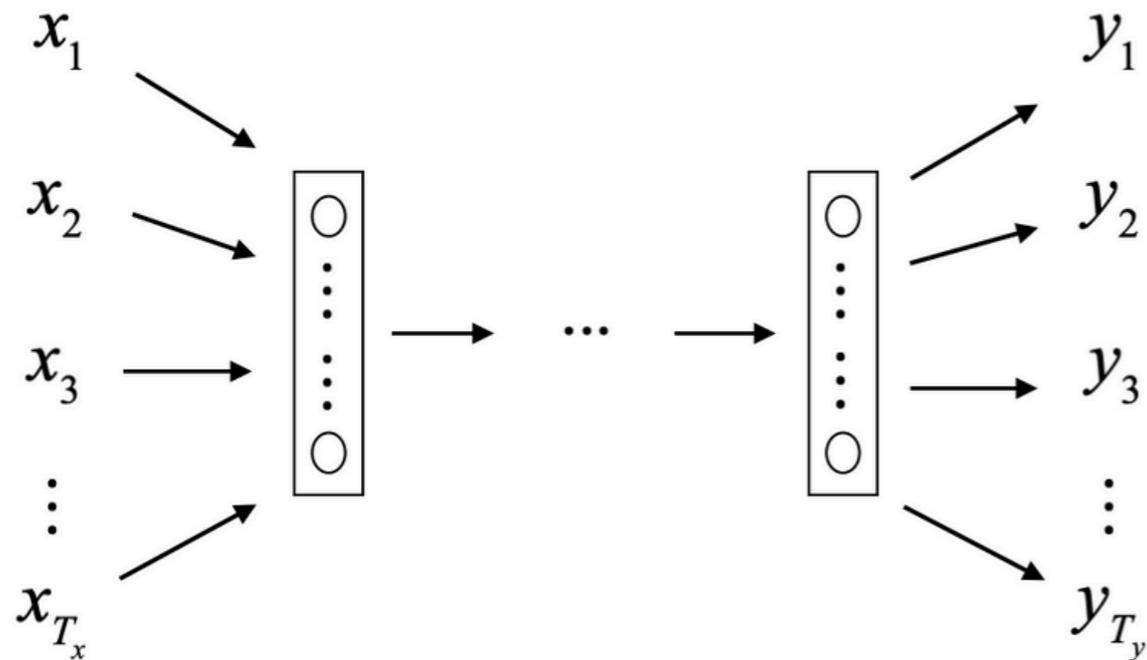
Active Learning

# Introduction

## Pourquoi les modèles séquentiels ?

- classification de textes / analyse de sentiment
- Named Entity Recognition (NER)
- génération de textes / de musiques
- traducteur de langue automatique
- ...

## Pourquoi pas les réseaux de neurones « standard » ?

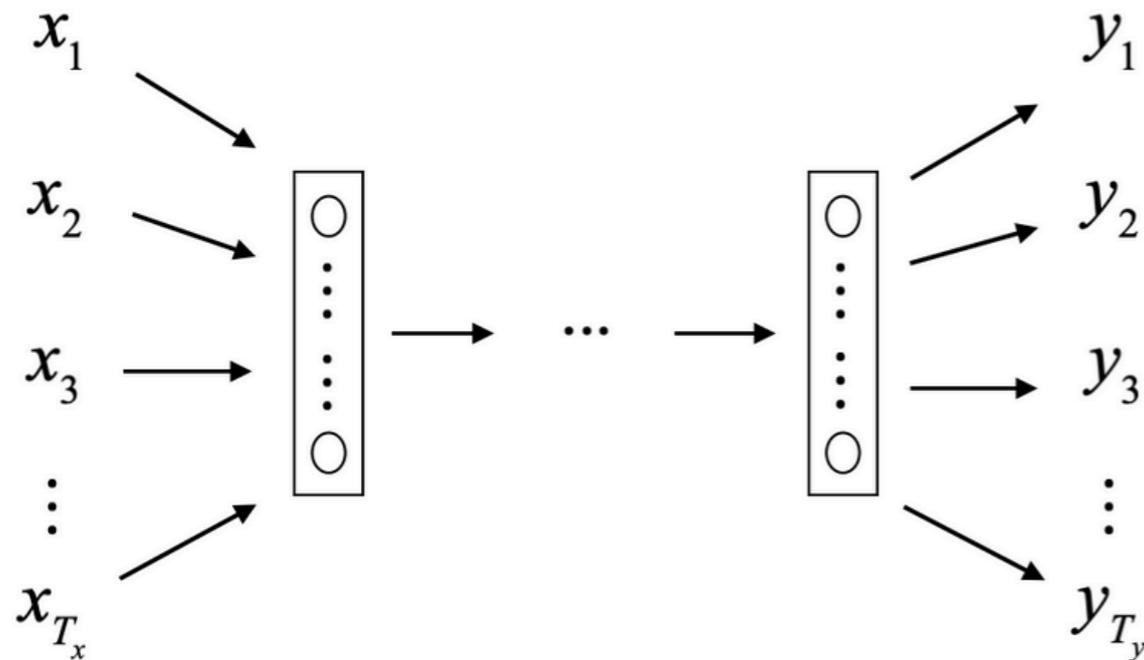


# Introduction

## Pourquoi les modèles séquentiels ?

- classification de textes / analyse de sentiment
- Named Entity Recognition (NER)
- génération de textes / de musiques
- traducteur de langue automatique
- ...

## Pourquoi pas les réseaux de neurones « standard » ?

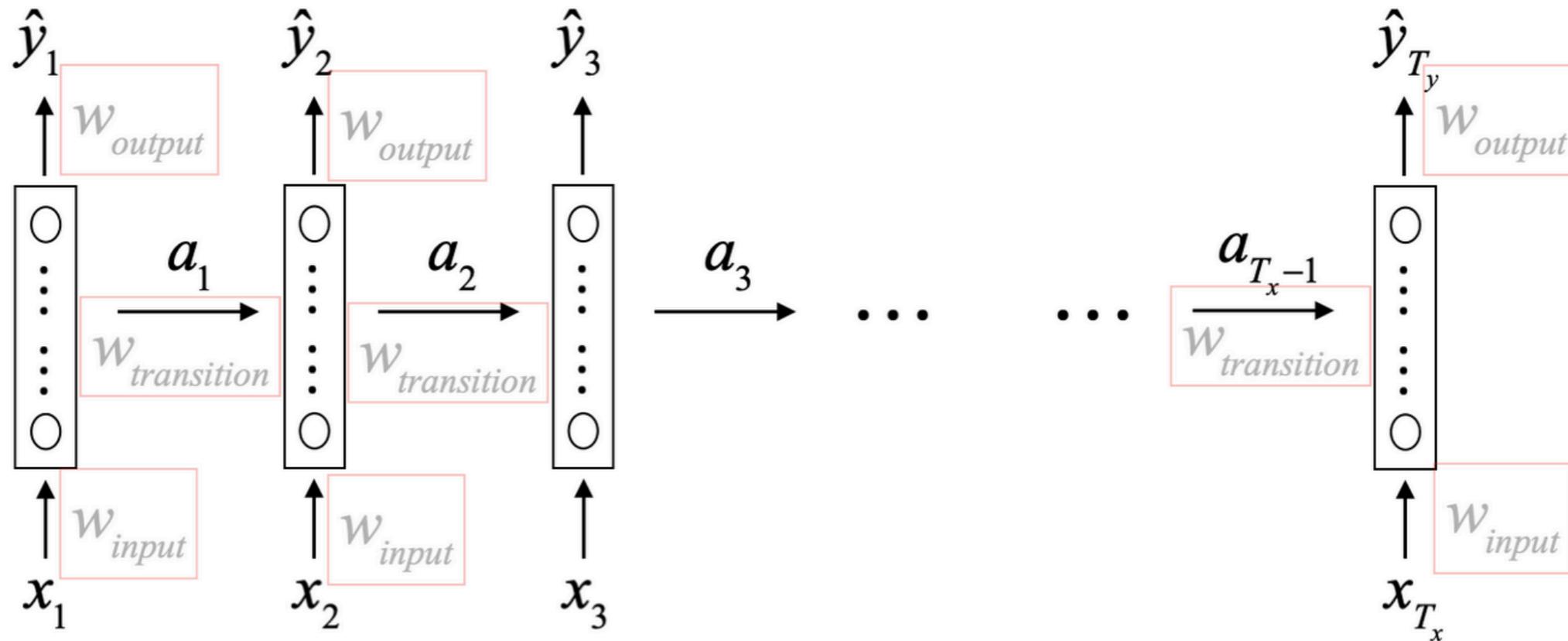


- inputs / outputs peuvent être de **tailles différentes**
- ne tient pas en compte des **différentes positions** des mots

## **2. Recurrent Neural Networks (RNN)**

# Modèle RNN « classique » (1/3)

**Word embedding** (plongement de mot en français) : vectorisation des mots de sorte que les mots apparaissant dans des contextes similaires ont des significations apparentées

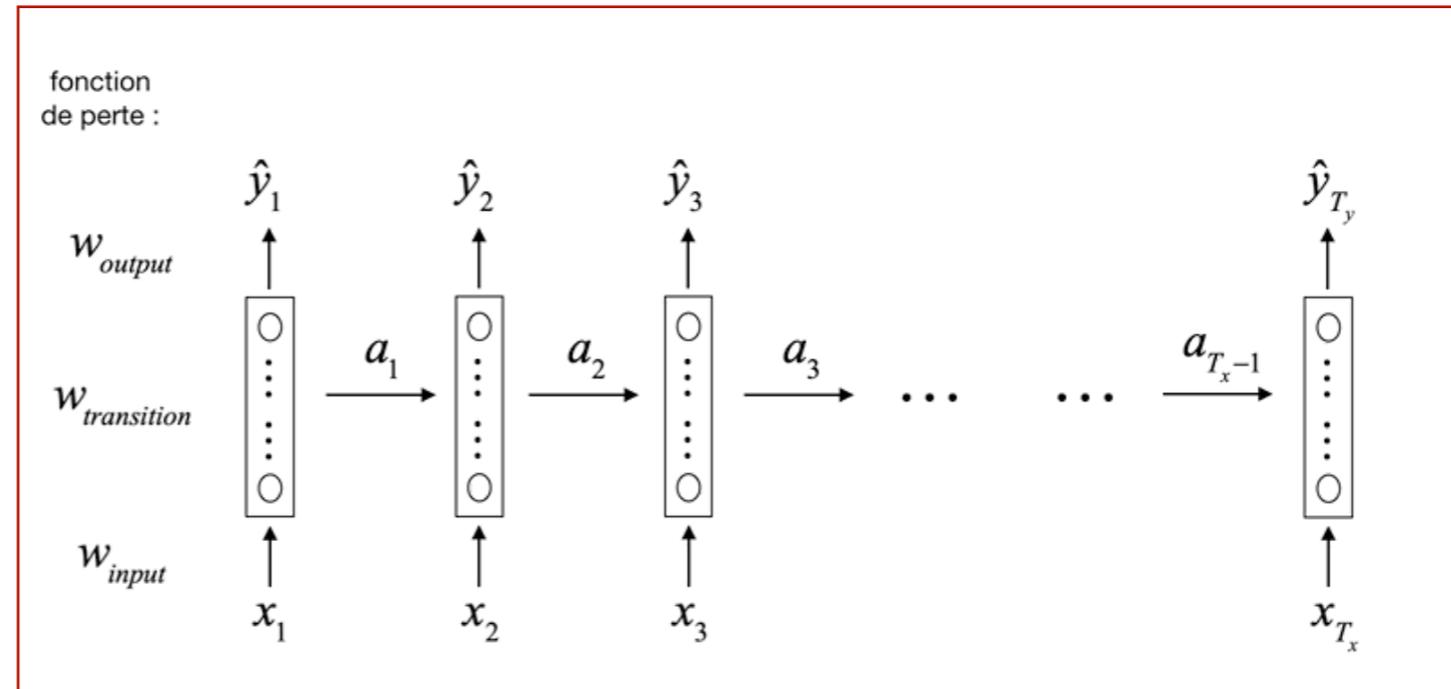


- possibilité de **manipuler des séquences** de taille variable
- tout calcul futur **tient compte des calculs passés**
- les poids / paramètres sont **partagés dans le temps**

# Modèle RNN « classique » (2/3)

## Propagation avant (forward propagation) d'un RNN :

**Pour voir l'animation :**  
<https://curiousml.github.io/teaching/DSA/RNNforward.html>



étant donné les poids  $w_{input}$ ,  $w_{transition}$  et  $w_{output}$ , nous allons calculer  $a_t$ ,  $\hat{y}_t$  et  $l_t = l(y_t, \hat{y}_t)$

Au temps  $t = 0$  :  $a_0 = \vec{0}$

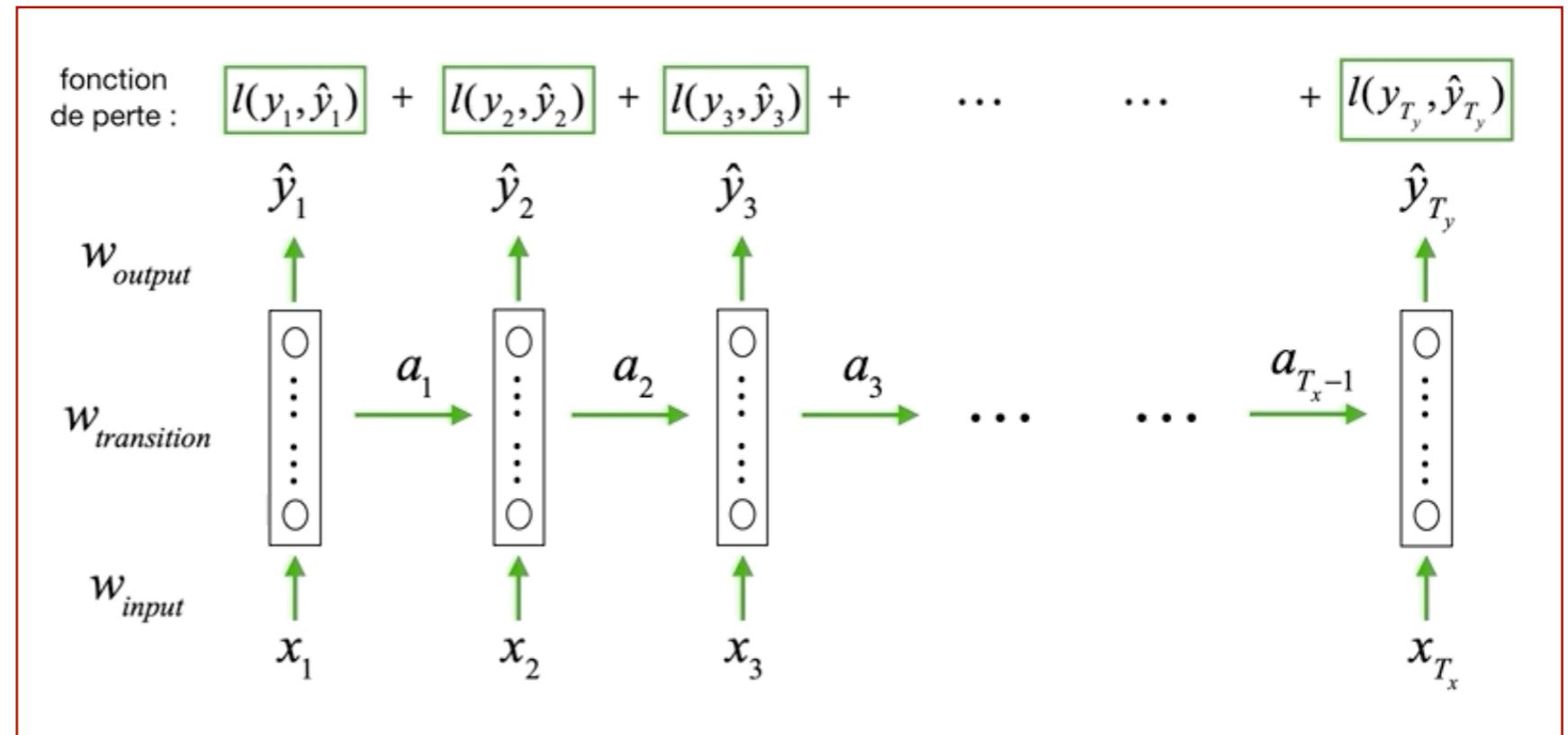
Au temps  $t > 0$  :

$$a_t = \sigma_{transition}(w_{transition} \cdot a_{t-1} + w_{input} \cdot x_t)$$
$$\hat{y}_t = \sigma_{output}(w_{output} \cdot a_t)$$



# Modèle RNN « classique » (3/3)

## Propagation arrière (back-propagation) d'un RNN :



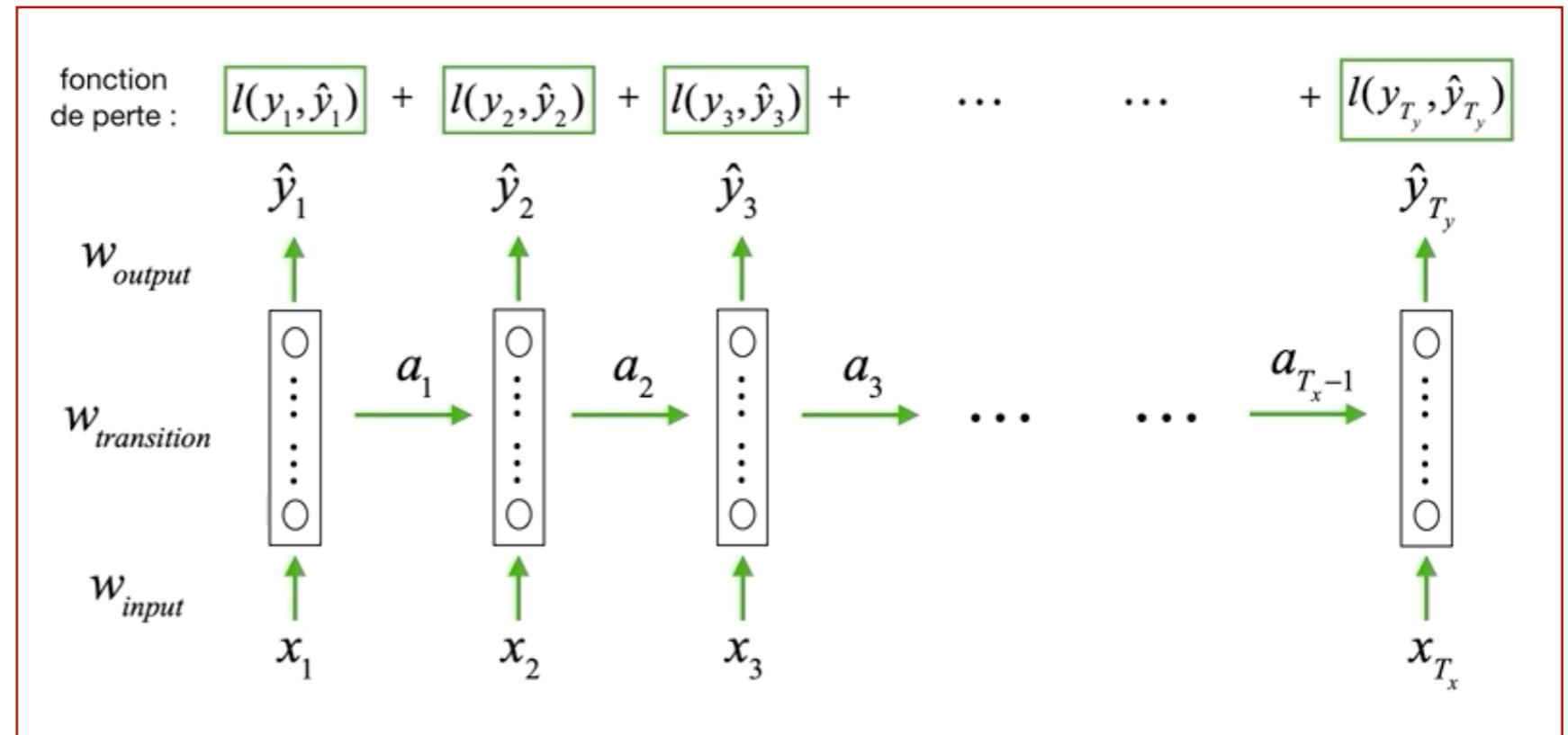
Pour voir l'animation :

<https://curiousml.github.io/teaching/DSA/RNNbackprop.html>

mettre à jour les poids  $W_{input}$ ,  $W_{transition}$  et  $W_{output}$  afin de minimiser les fonctions de pertes  $l_t = l(y_t, \hat{y}_t)$

# Modèle RNN « classique » (3/3)

Propagation arrière (back-propagation) d'un RNN :



Pour voir l'animation :

<https://curiousml.github.io/teaching/DSA/RNNbackprop.html>

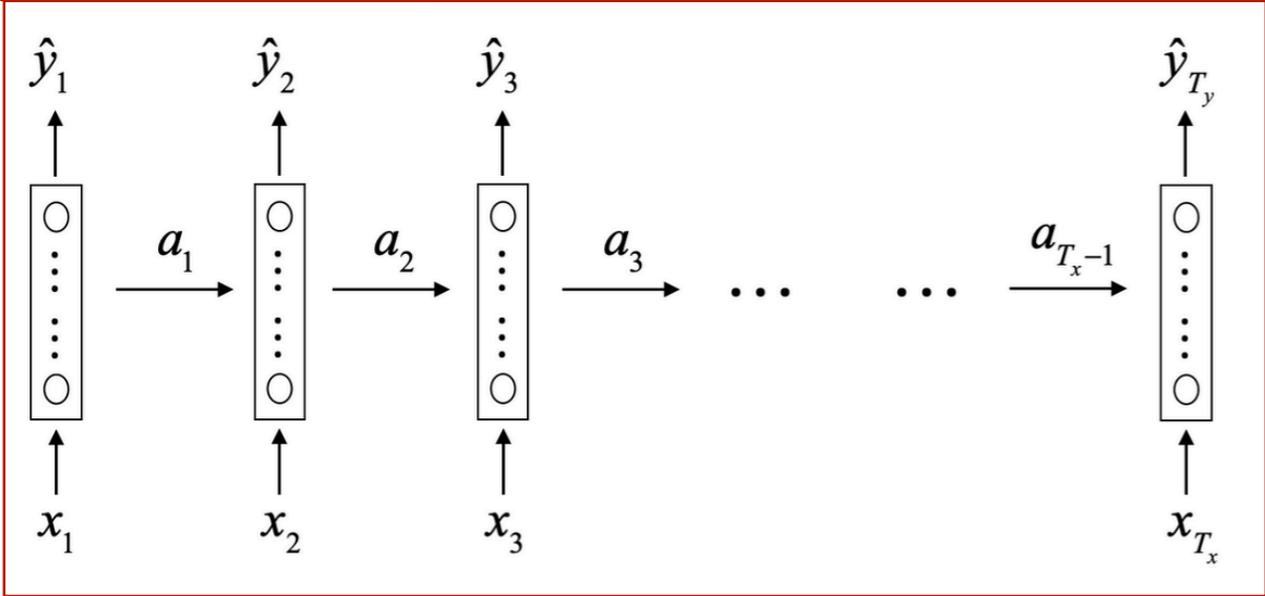
mettre à jour les poids  $W_{input}$ ,  $W_{transition}$  et  $W_{output}$  afin de minimiser les fonctions de pertes  $l_t = l(y_t, \hat{y}_t)$

Par descente de gradient

# D'autres architectures RNN

Architecture N-N, N-1, 1-N, N-M

## Architecture N-N

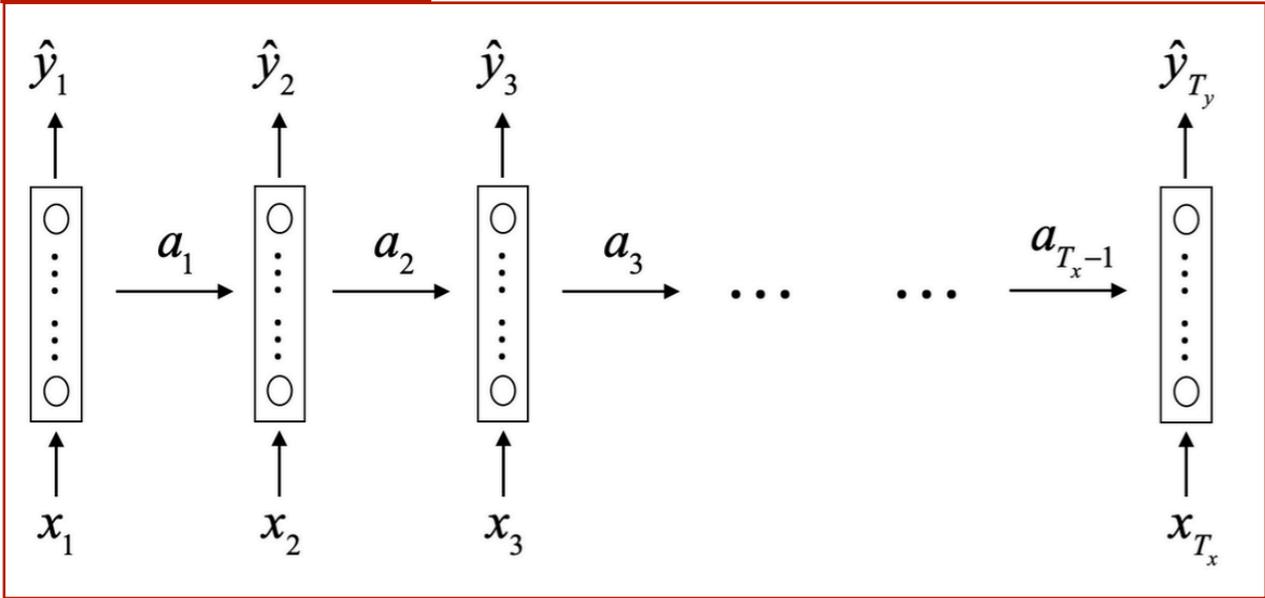


Named Entity Recognition (NER)

# D'autres architectures RNN

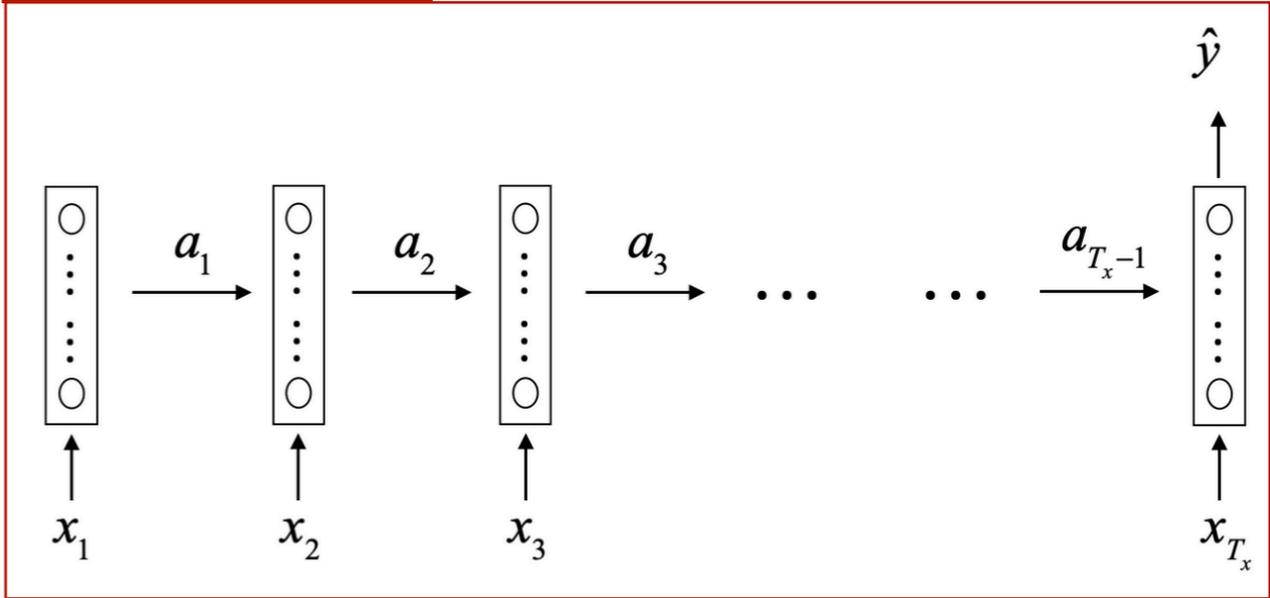
Architecture N-N, N-1, 1-N, N-M

## Architecture N-N



↳ Named Entity Recognition (NER)

## Architecture N-1

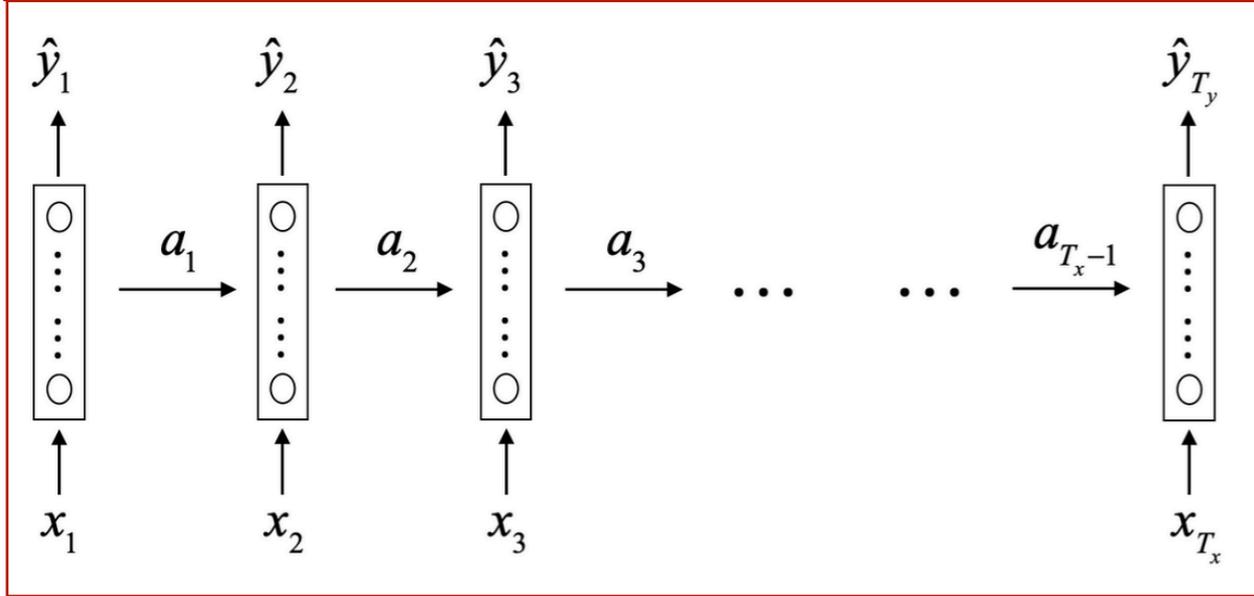


↳ Classification de textes

# D'autres architectures RNN

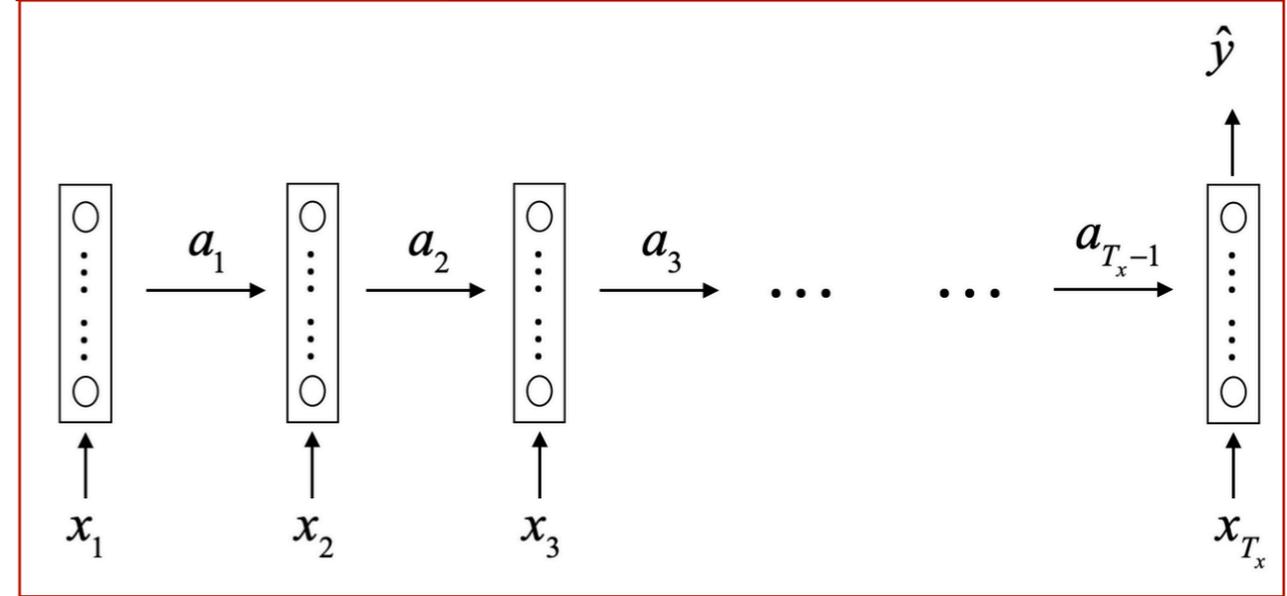
Architecture N-N, N-1, 1-N, N-M

## Architecture N-N



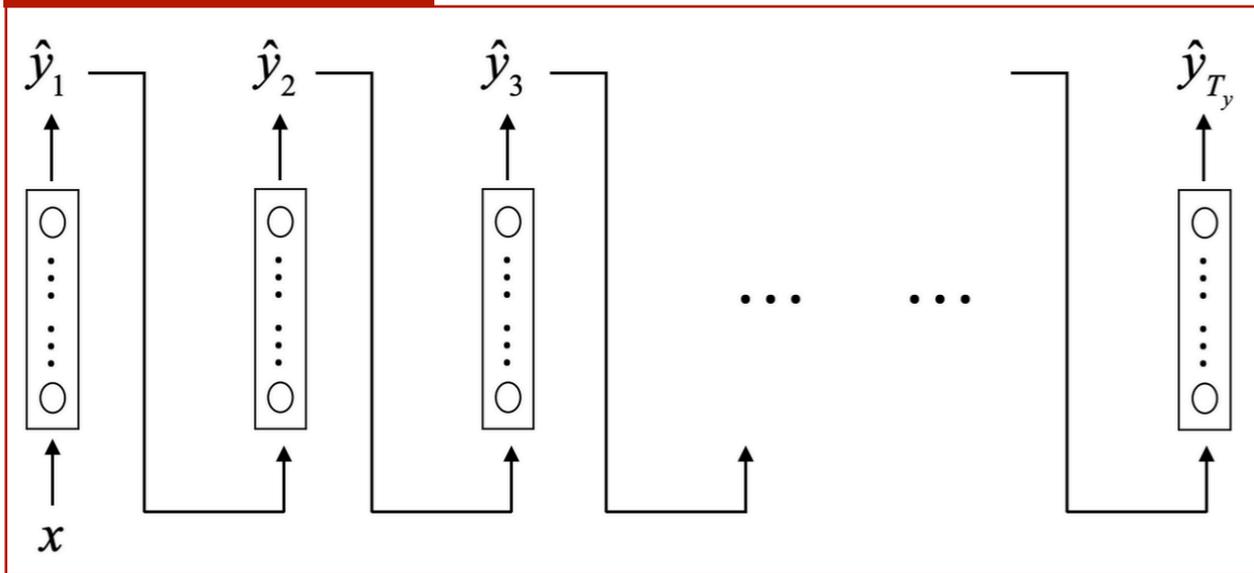
↳ Named Entity Recognition (NER)

## Architecture N-1



↳ Classification de textes

## Architecture 1-N

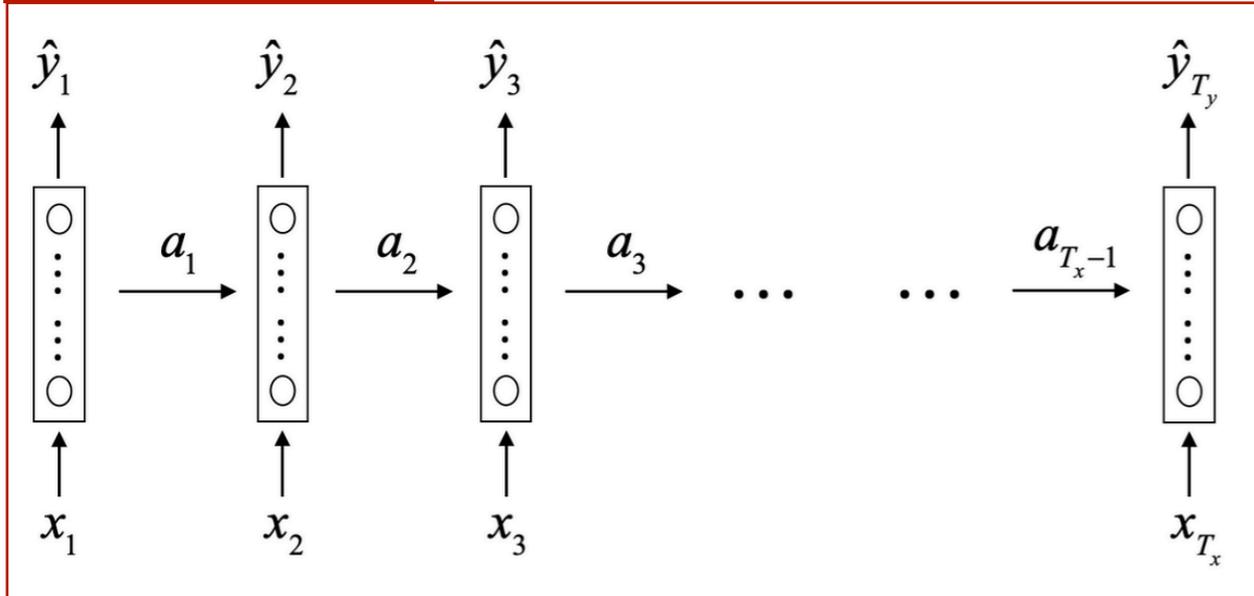


↳ Génération de séquences (textes, musique)

# D'autres architectures RNN

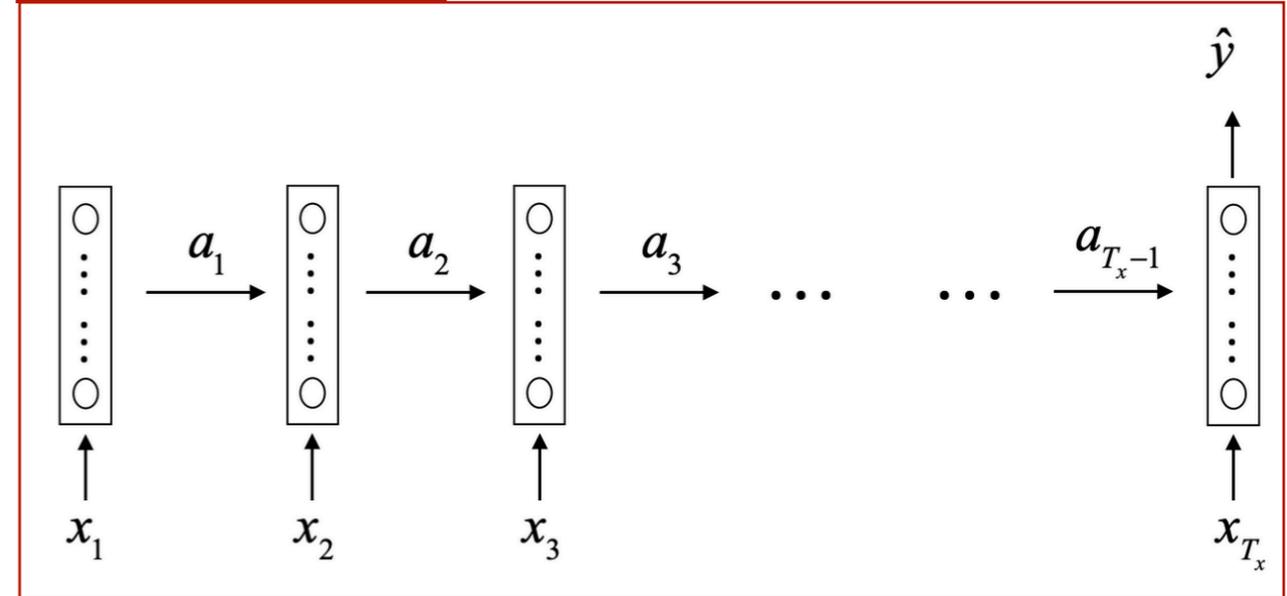
Architecture N-N, N-1, 1-N, N-M

Architecture N-N



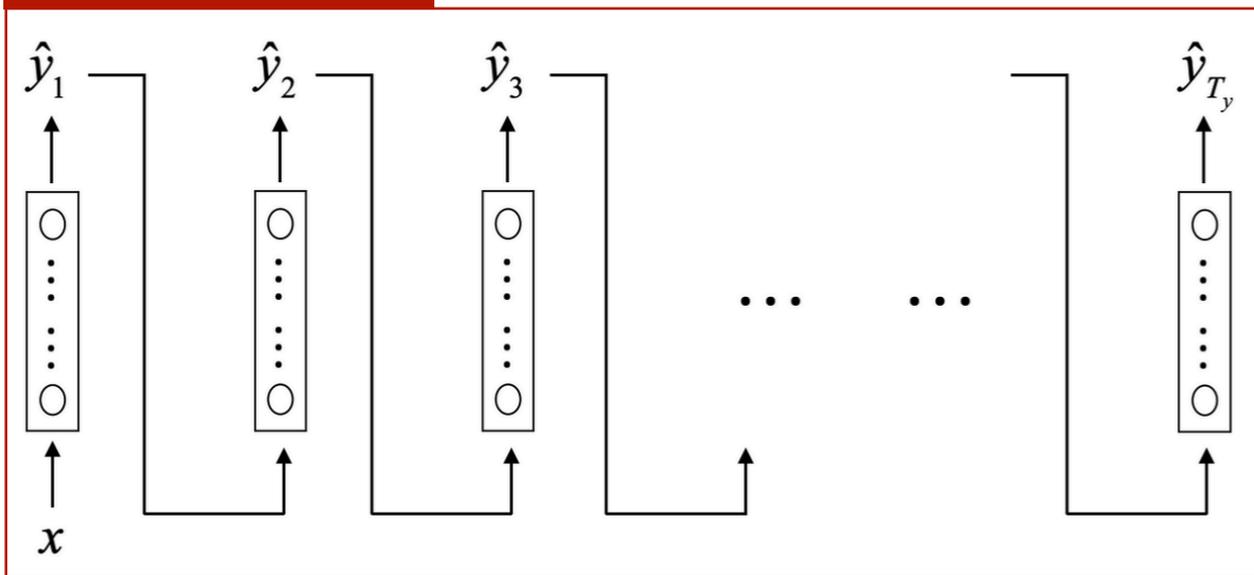
↳ Named Entity Recognition (NER)

Architecture N-1



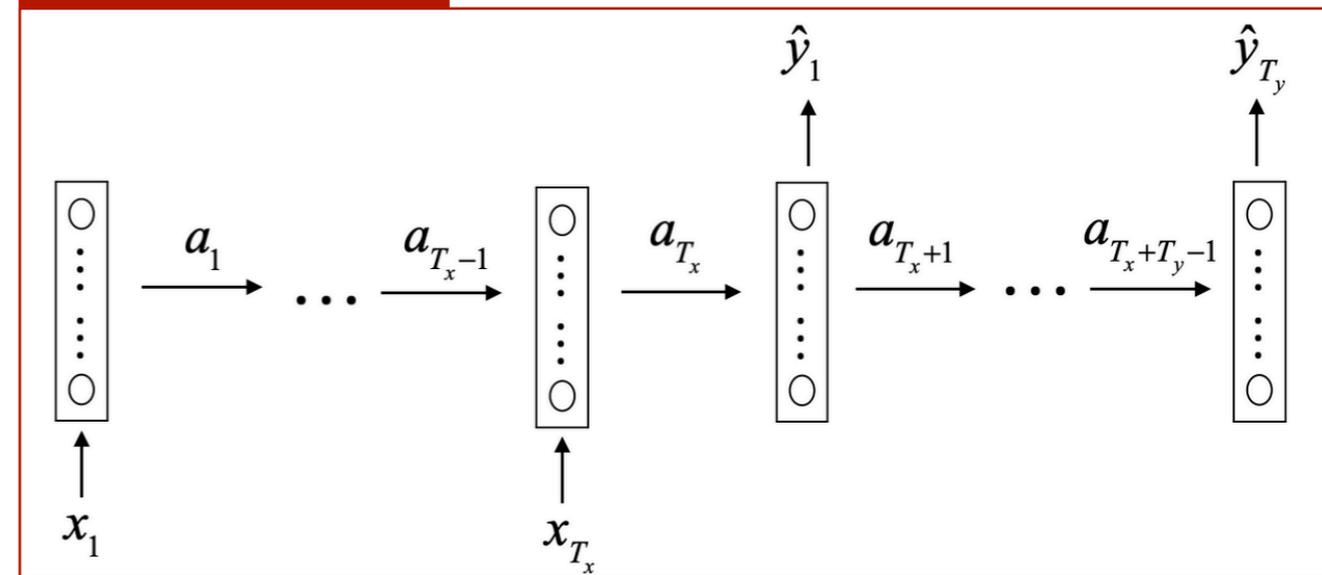
↳ Classification de textes

Architecture 1-N



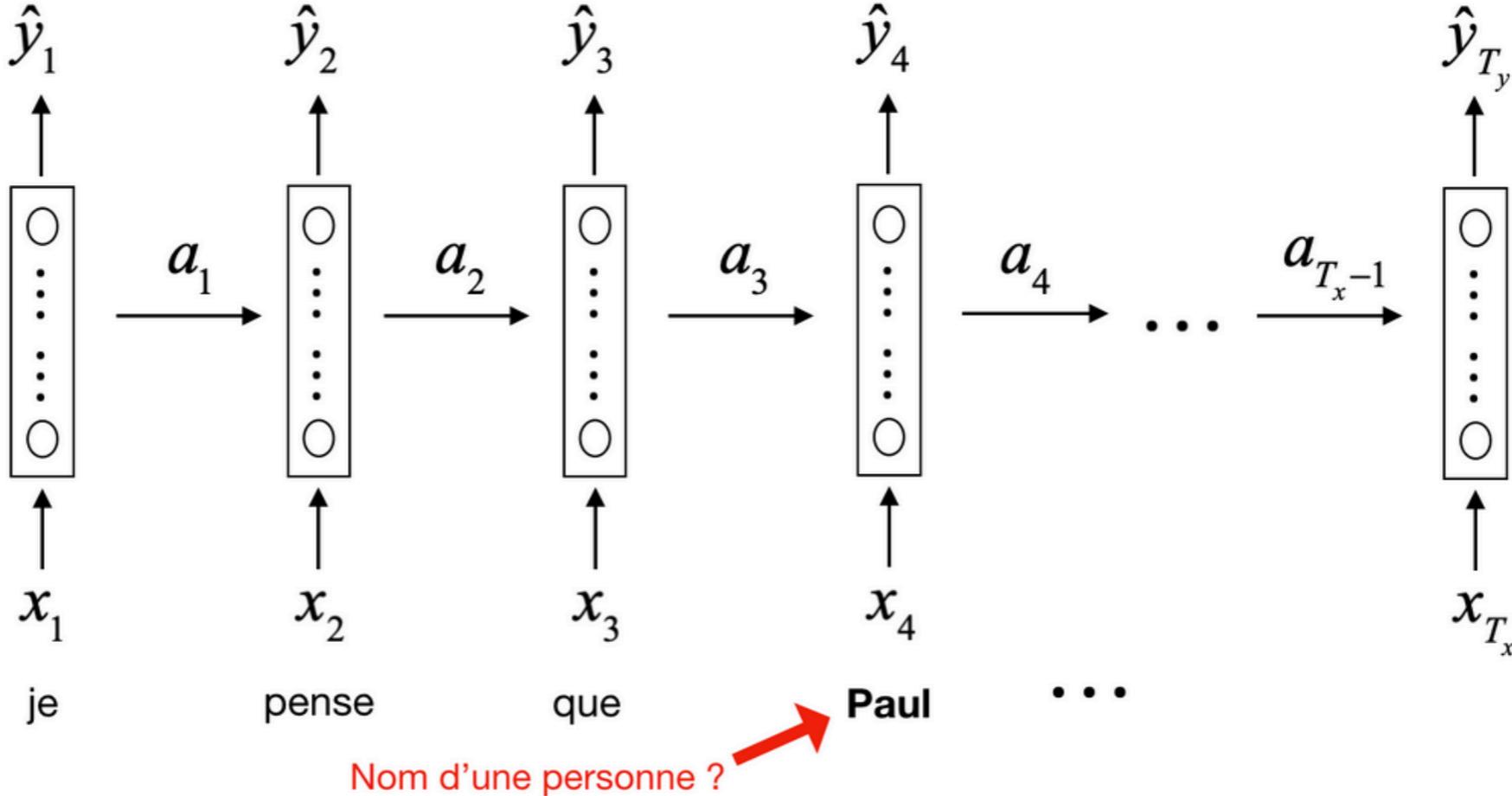
↳ Génération de séquences (textes, musique)

Architecture N-M

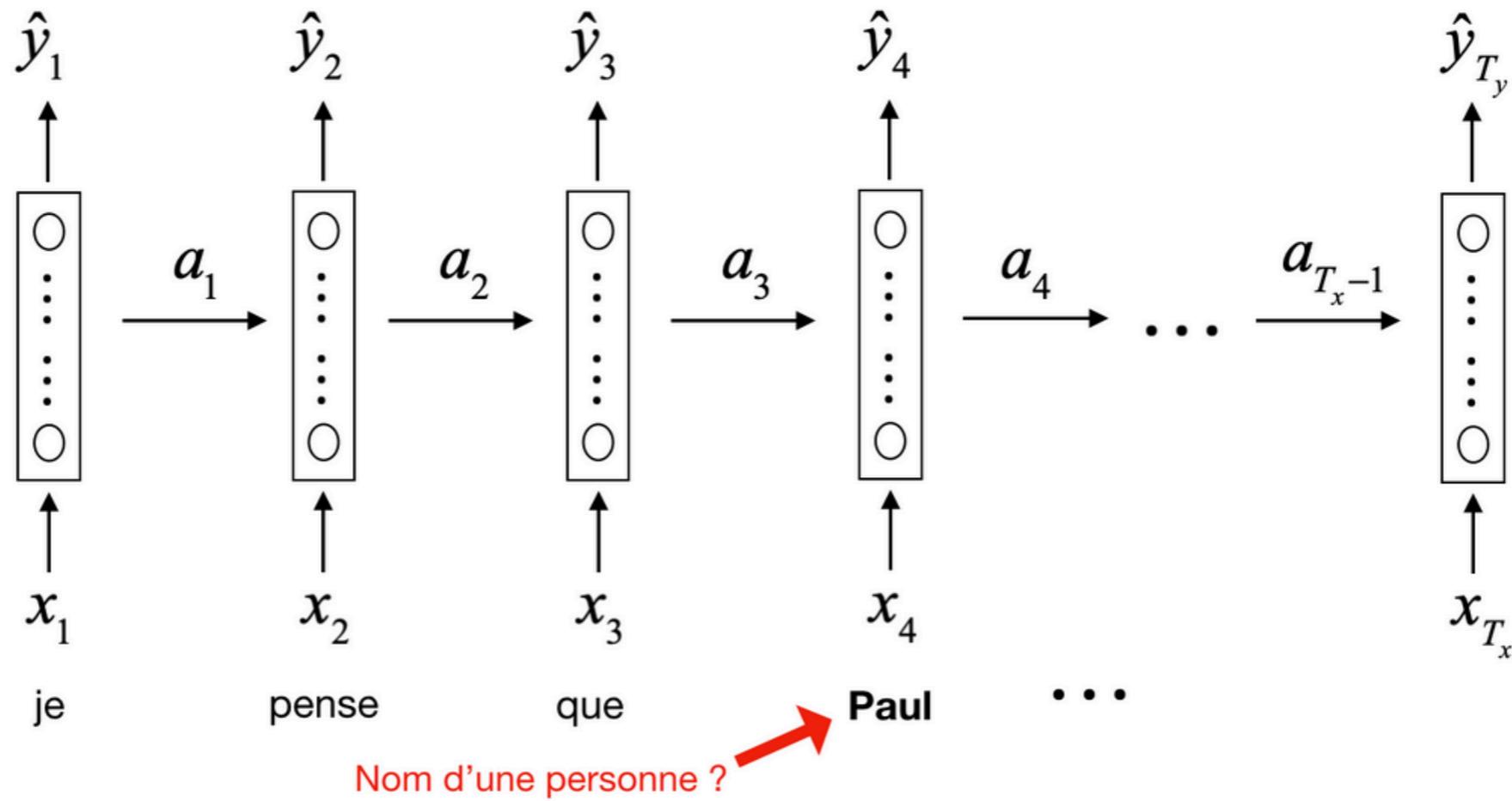


↳ Traducteur automatique

# Modèle Bidirectional-RNN (1/2)

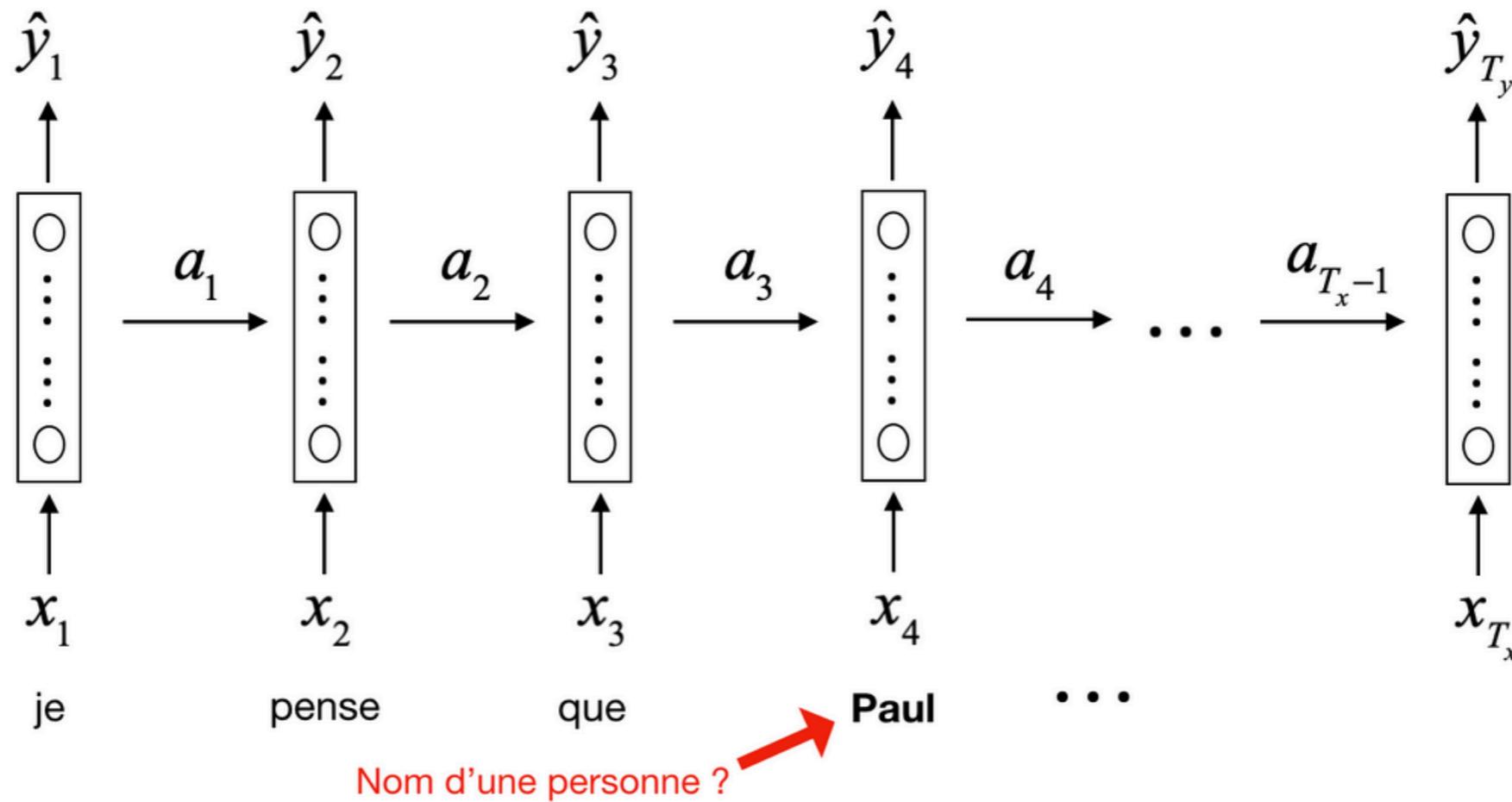


# Modèle Bidirectional-RNN (1/2)



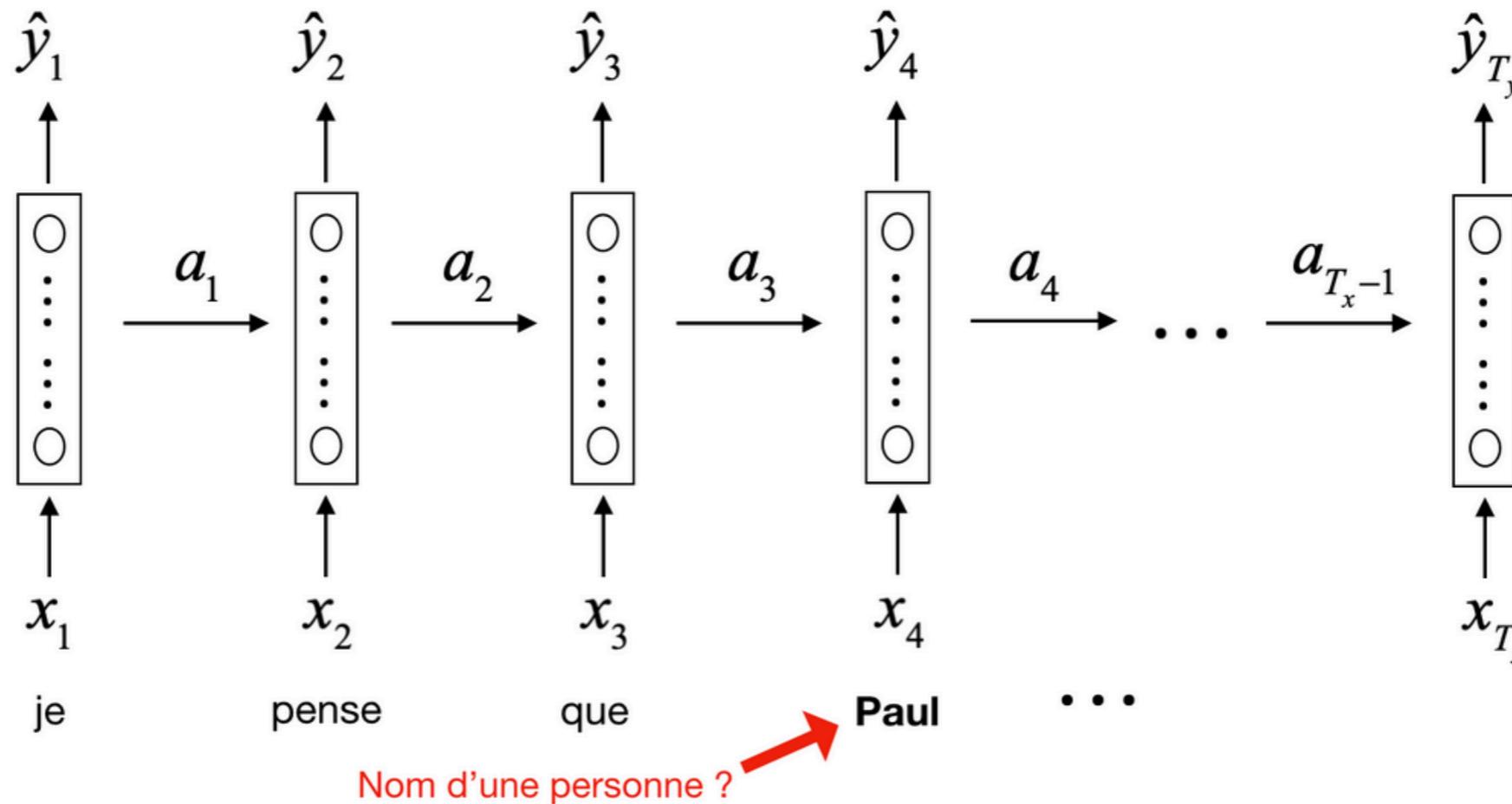
- oui, avec l'exemple : Je pense que **Paul** est né le 10 juillet 1989

# Modèle Bidirectional-RNN (1/2)



- oui, avec l'exemple : Je pense que **Paul est né le 10 juillet 1989**
- **non**, avec l'exemple : Je pense que **Paul est une boulangerie fondée en 1889**

# Modèle Bidirectional-RNN (1/2)

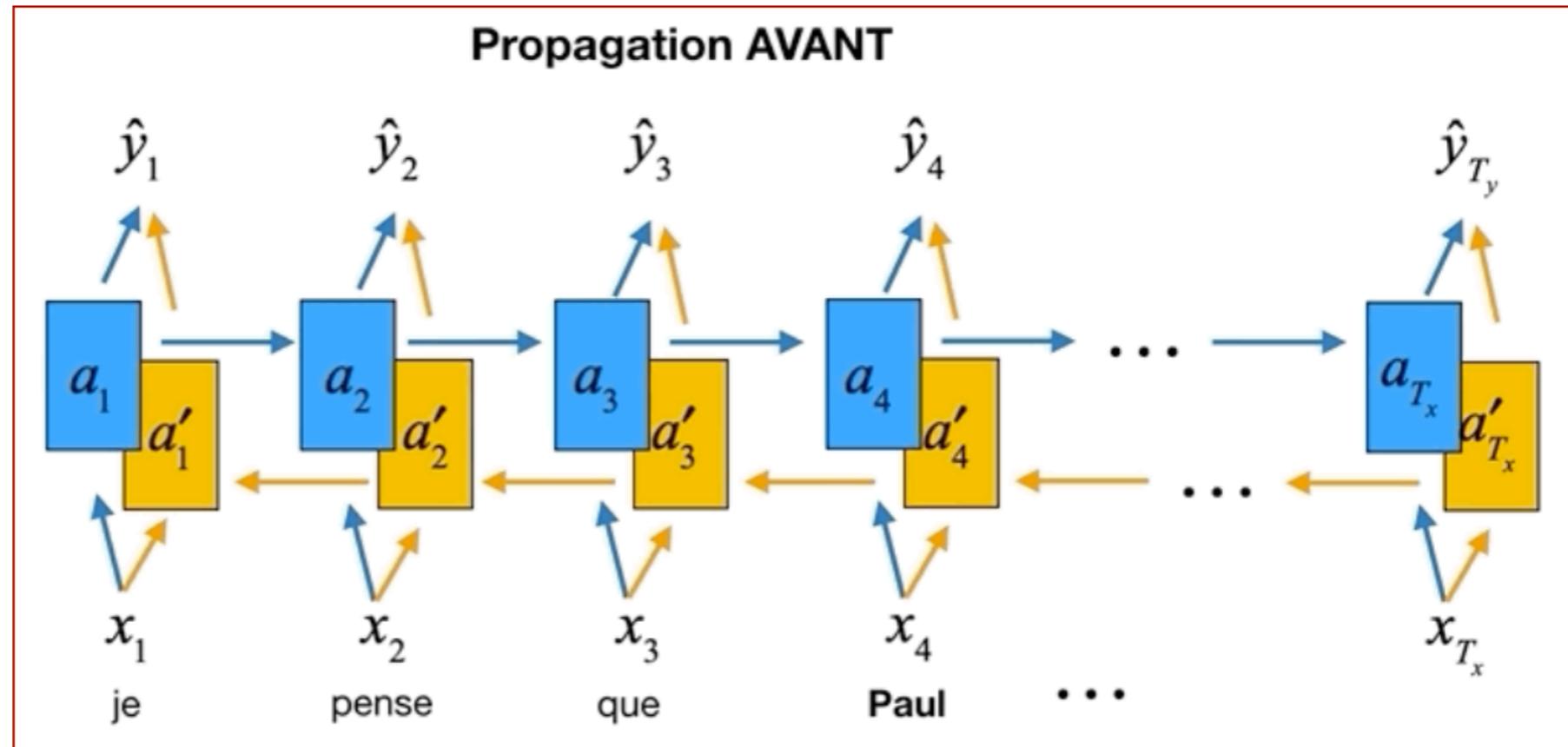


- oui, avec l'exemple : Je pense que **Paul est né le 10 juillet 1989**
- **non**, avec l'exemple : Je pense que **Paul est une boulangerie fondée en 1889**

Souvent, la prédiction d'une instance doit dépendre des **instances futures**

# Modèle Bidirectional-RNN (2/2)

Pour voir l'animation :  
<https://curiousml.github.io/teaching/DSA/BRNNforward.html>

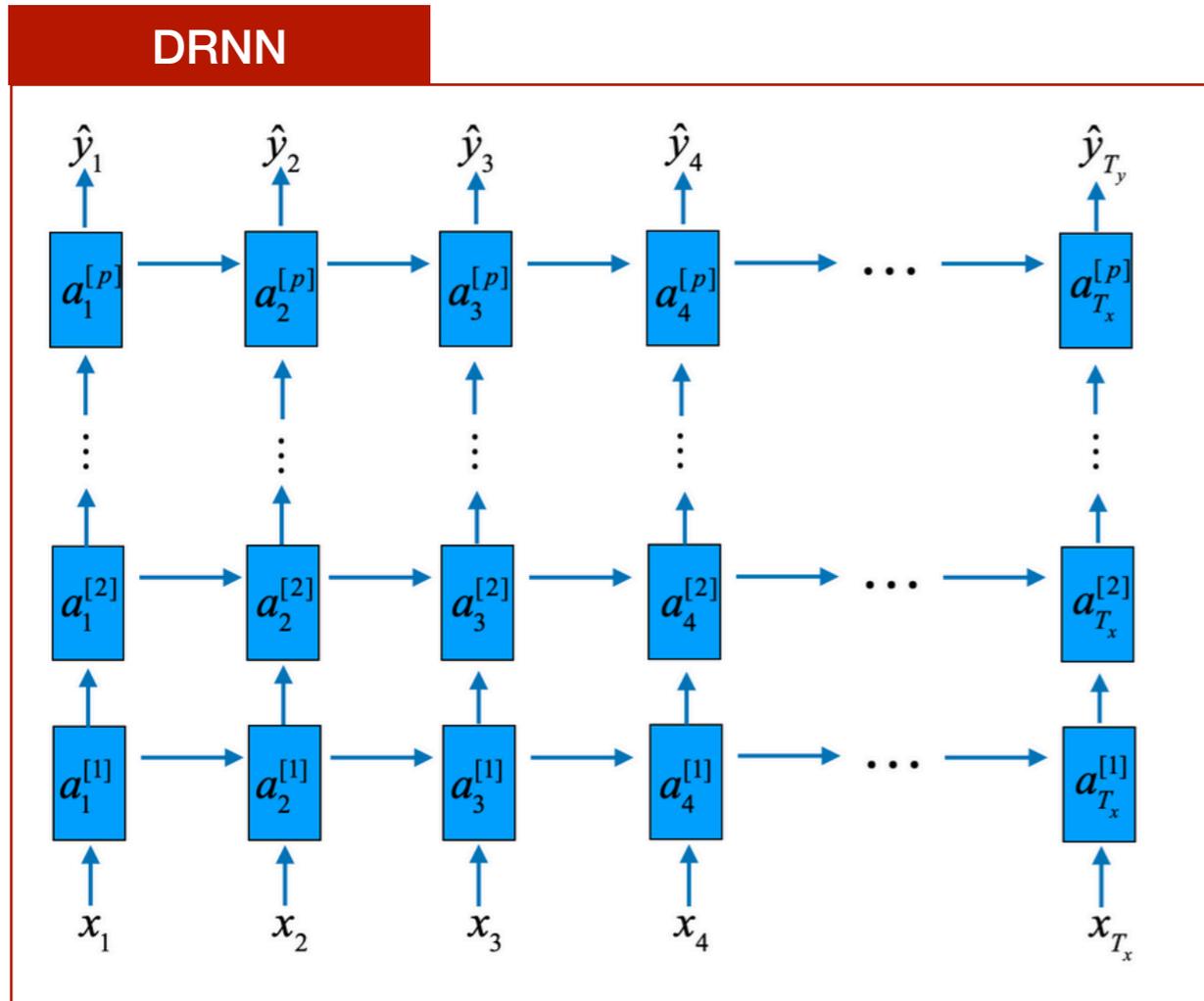


étant donné les poids  $w_{input}$ ,  $w'_{input}$ ,  $w_{transition}$ ,  $w'_{transition}$  et  $w_{output}$ , nous calculons :

- les activations  $a_t$  et les activation  $a'_t$
- puis les prédictions  $\hat{y}_t = \sigma(w_{output} \cdot [a_t, a'_t])$  et les fonctions de perte  $l_t$

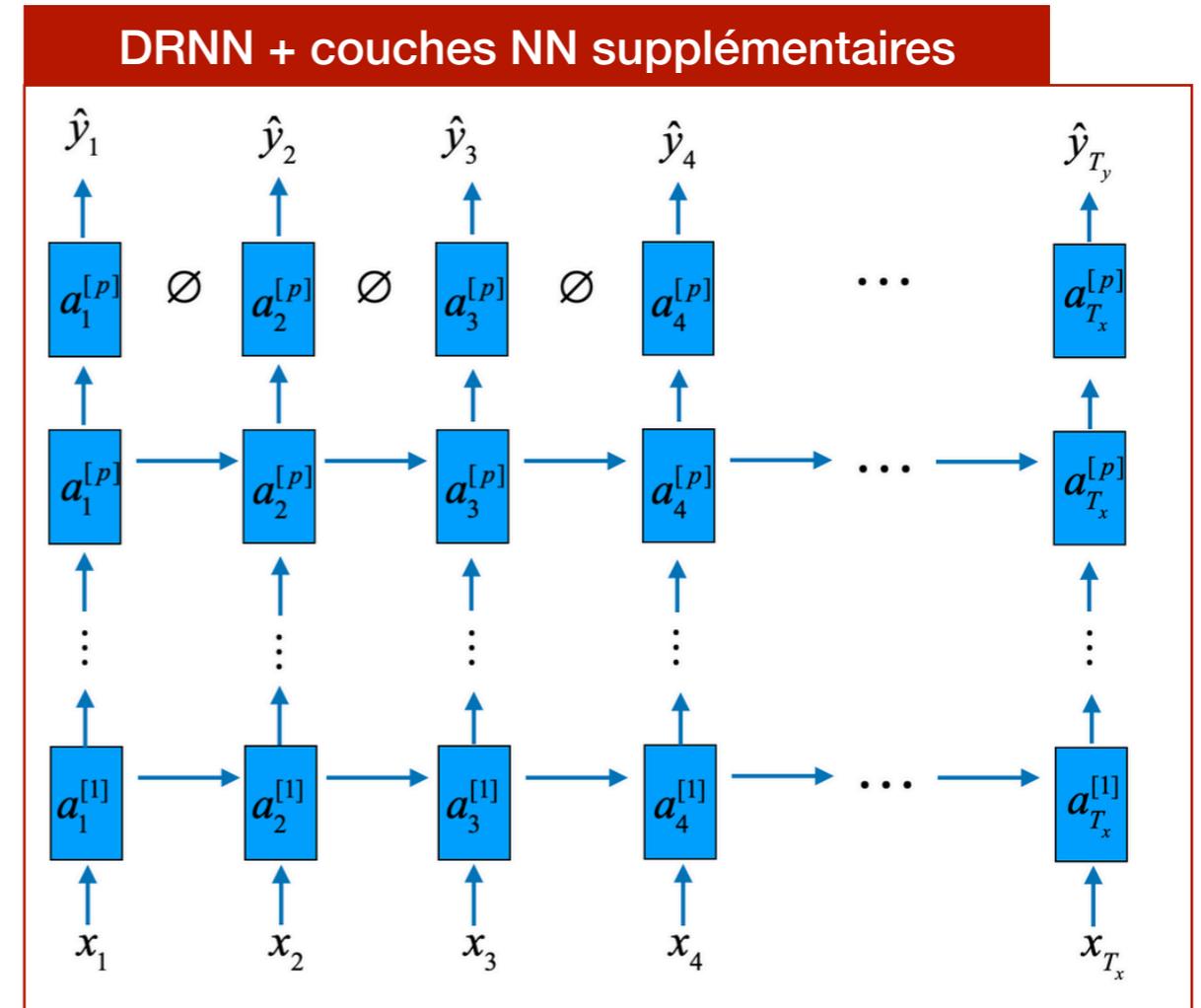
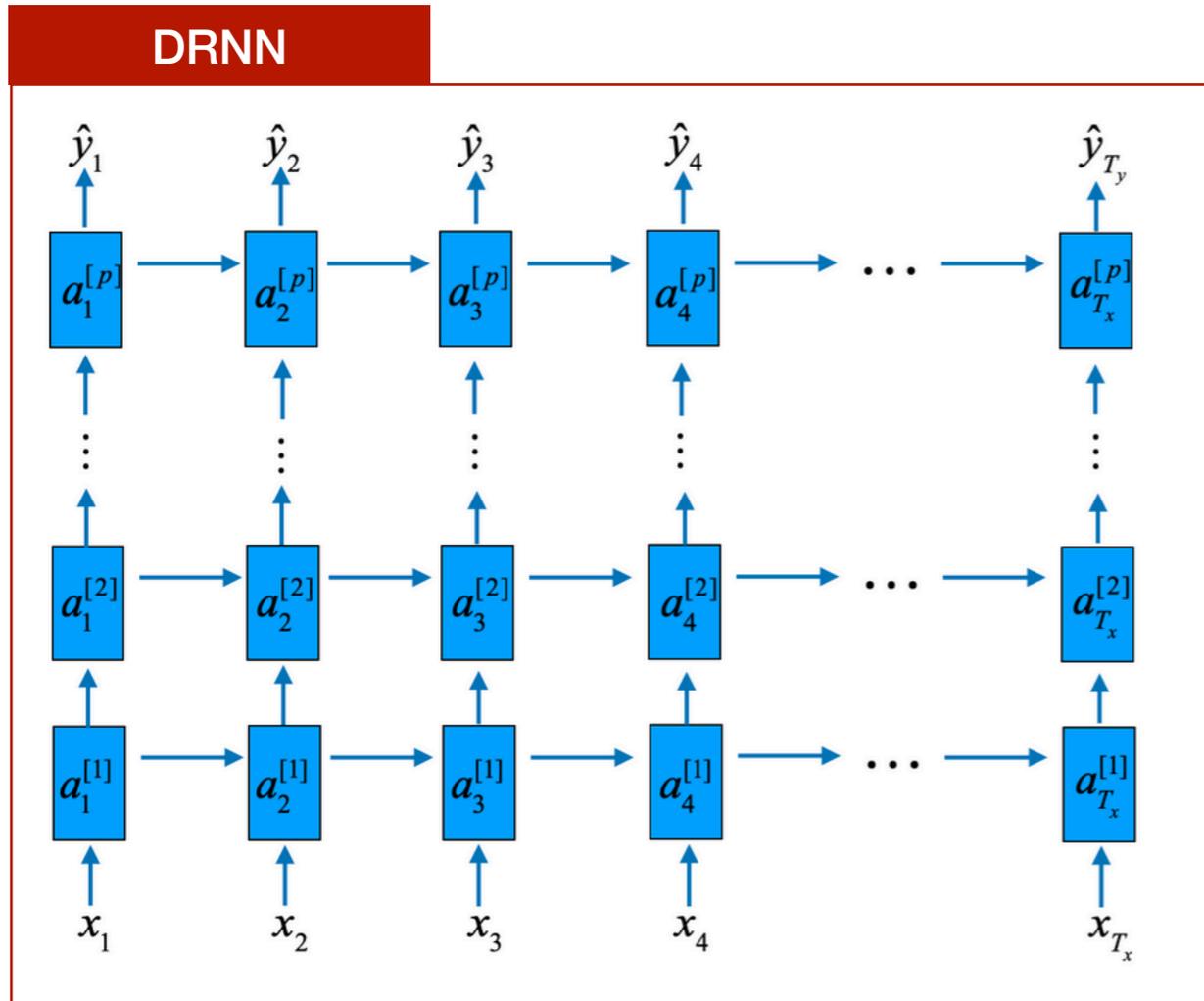
**propagation arrière** : mise à jour des poids par descente de gradient afin de minimiser les pertes

# Modèle deep RNN



- Empiler les couches cachées
- Généralement entre 2 et 4 couches cachées (car grande complexité de calcul)

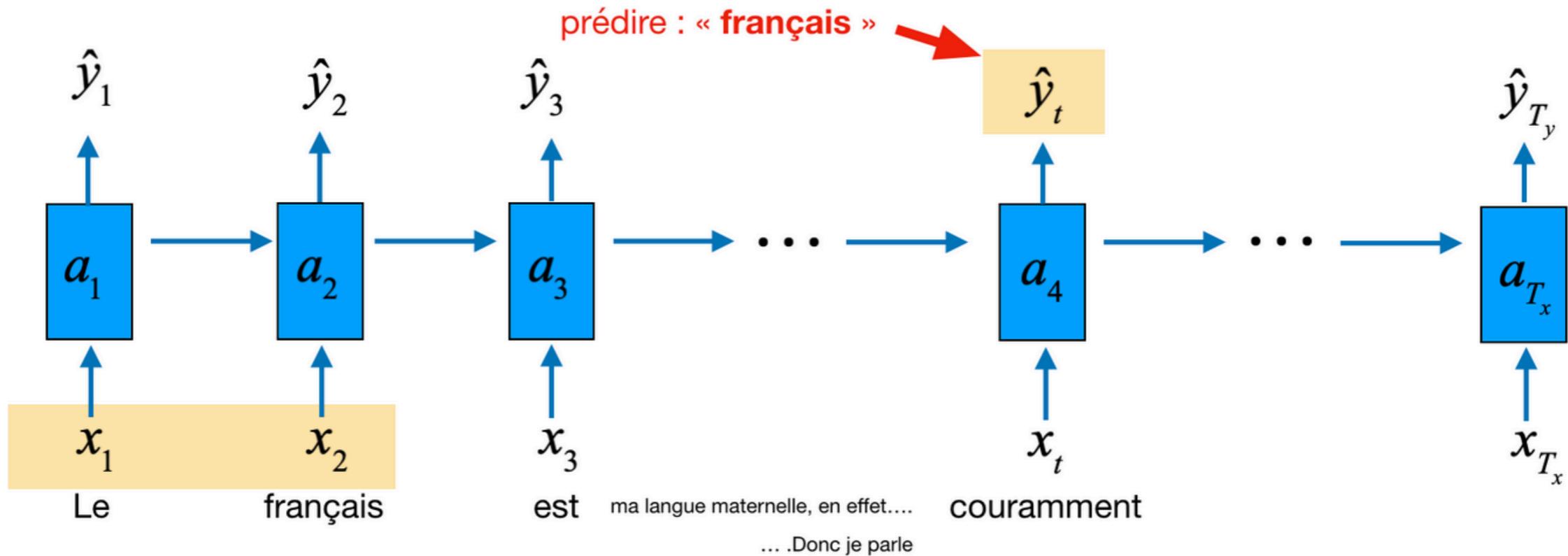
# Modèle deep RNN



- Empiler les couches cachées
- Généralement entre 2 et 4 couches cachées (car grande complexité de calcul)

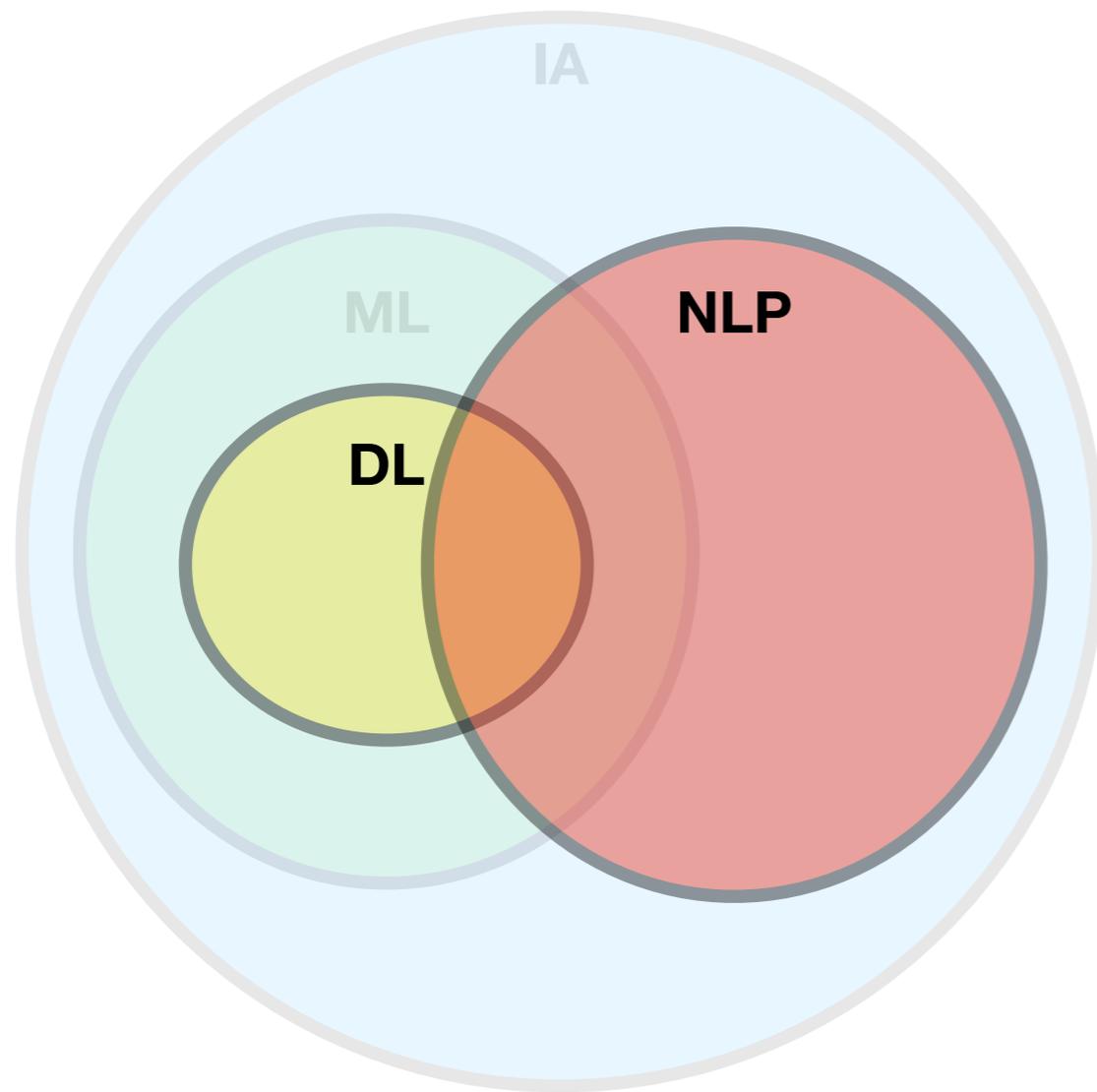
- Ces couches supplémentaires n'ont pas de connexions horizontales

# Problème de la disparition du gradient



- les RNN classiques ne sont pas très bon pour les **dépendances à long terme** à cause de la disparition du gradient
- **solution** : LSTM / GRU (classique) / **BERT** (2018) sont des variantes des RNN

# Résumé



**Modèle RNN « classique »**

**D'autres architectures RNN**

**Modèles Bidirectional-RNN  
(BRNN)**

**Modèle Deep RNN (DRNN)**