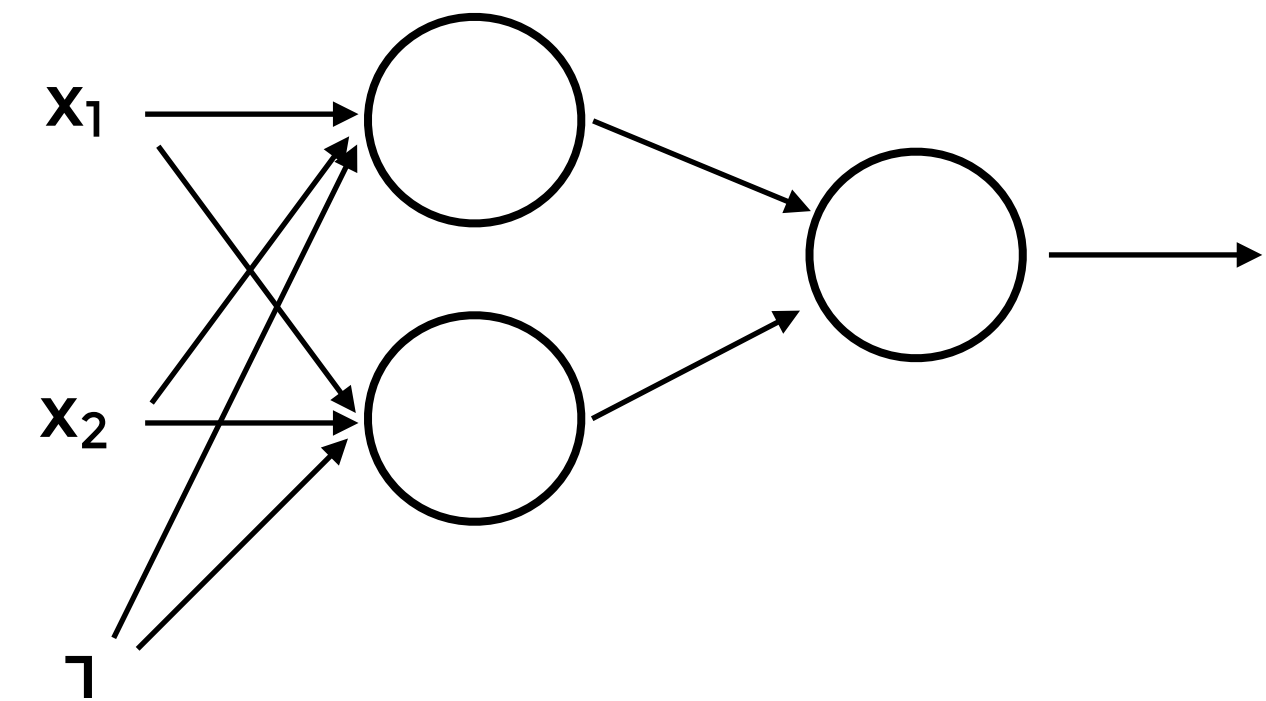


Apprentissage Automatique I 60629

Sommaire
CNNs et RNNs
— Semaine #6

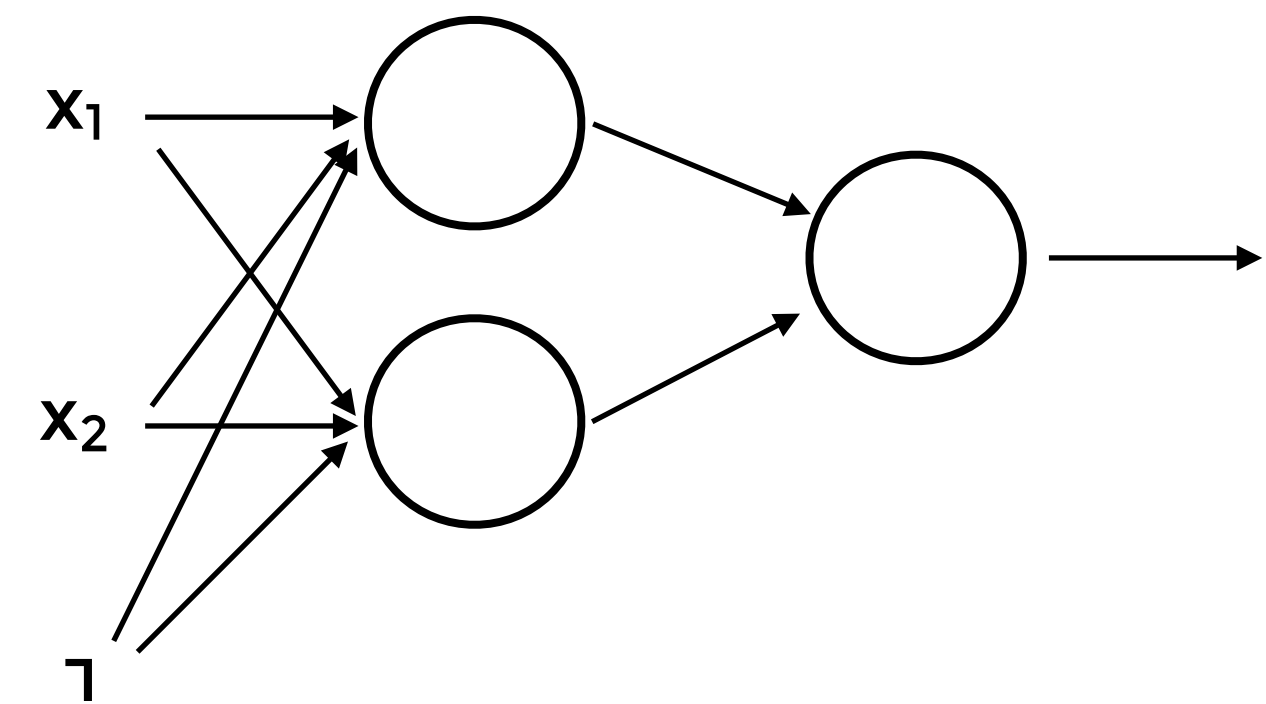
Modèles de réseaux de neurones

- Les réseaux *feed-forward* sont standards
- Entrées & Sorties: taille fixe
- Les données sont traitées en par.



Modèles de réseaux de neurones

- Les réseaux *feed-forward* sont standards
- Entrées & Sorties: taille fixe
- Les données sont traitées en par.
- On peut aussi développer des réseaux spécialisés pour certains types de données
- Des données avec différents caractéristiques



Classification à partir de données textuelles

```
From: bcash@crchh410.NoSubdomain.NoDomain (Brian Cash)
Subject: Re: free moral agency
Nntp-Posting-Host: crchh410
Organization: BNR, Inc.
Lines: 17
```

```
In article <735295730.25282@minster.york.ac.uk>, cjhs@minster.york.ac.uk writes:
```

```
|> : Are you saying that their was a physical Adam and Eve, and that all
|> : humans are direct decendents of only these two human beings.? Then who
|> : were Cain and Able's wives? Couldn't be their sisters, because A&E
|> : didn't have daughters. Were they non-humans?
```

```
|>
```

```
|> Genesis 5:4
```

```
|>
```

```
|> and the days of Adam after he begat Seth were eight hundred years, and
|> he begat sons and daughters:
```

```
|>
```

```
|> Felicitations -- Chris Ho-Stuart
```

```
Yeah, but these were not the wives. The wives came from Nod, apparently
a land being developed by another set of gods.
```

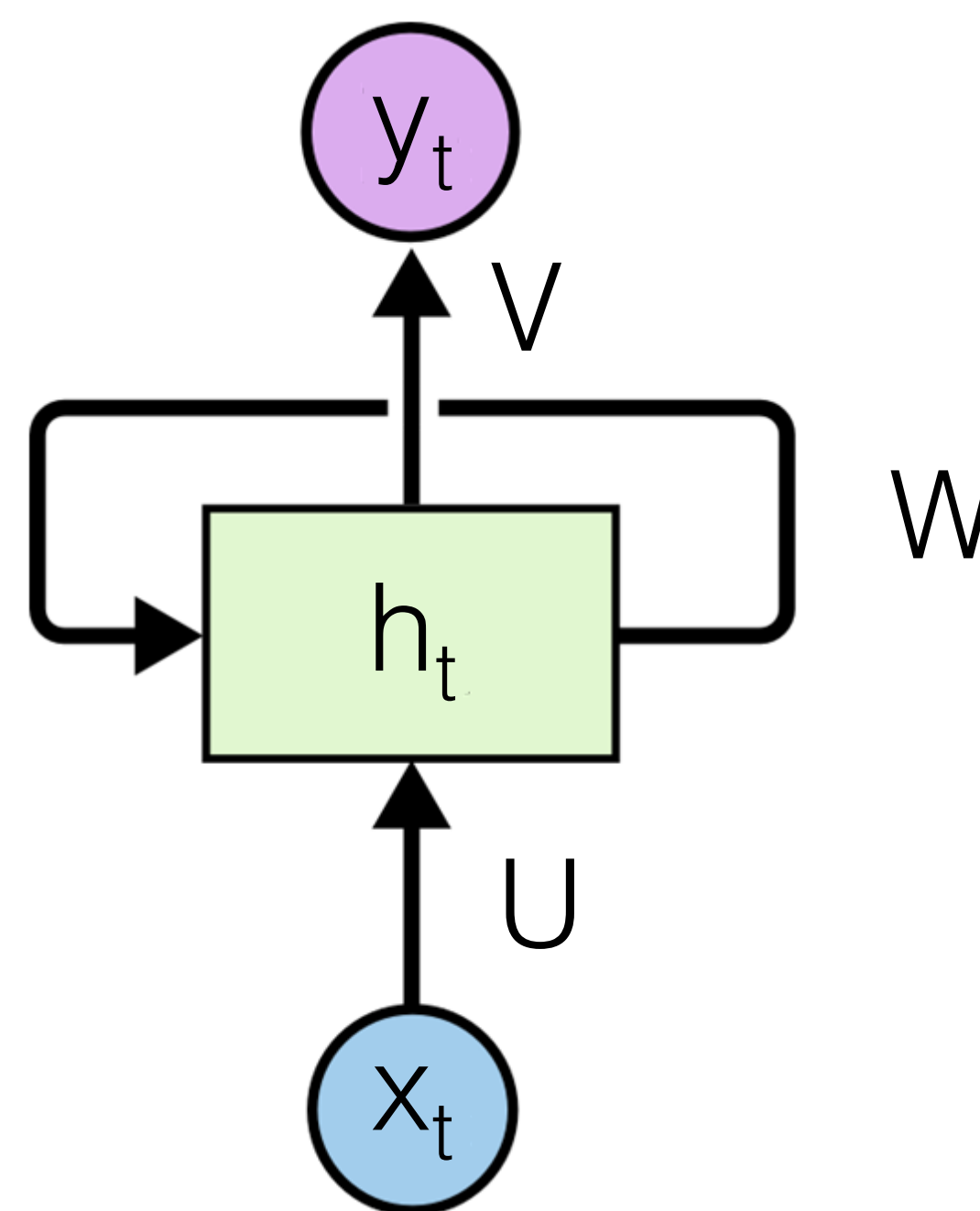
```
Brian /-|-\
```

—————→ Pourriel / Pas pourriel

Idée de base (avec les paramètres)

Processus à travers le temps (t)

- **U, V, W: paramètres**
- **Partagés à travers le temps**
- **Paramétrisation la plus simple**

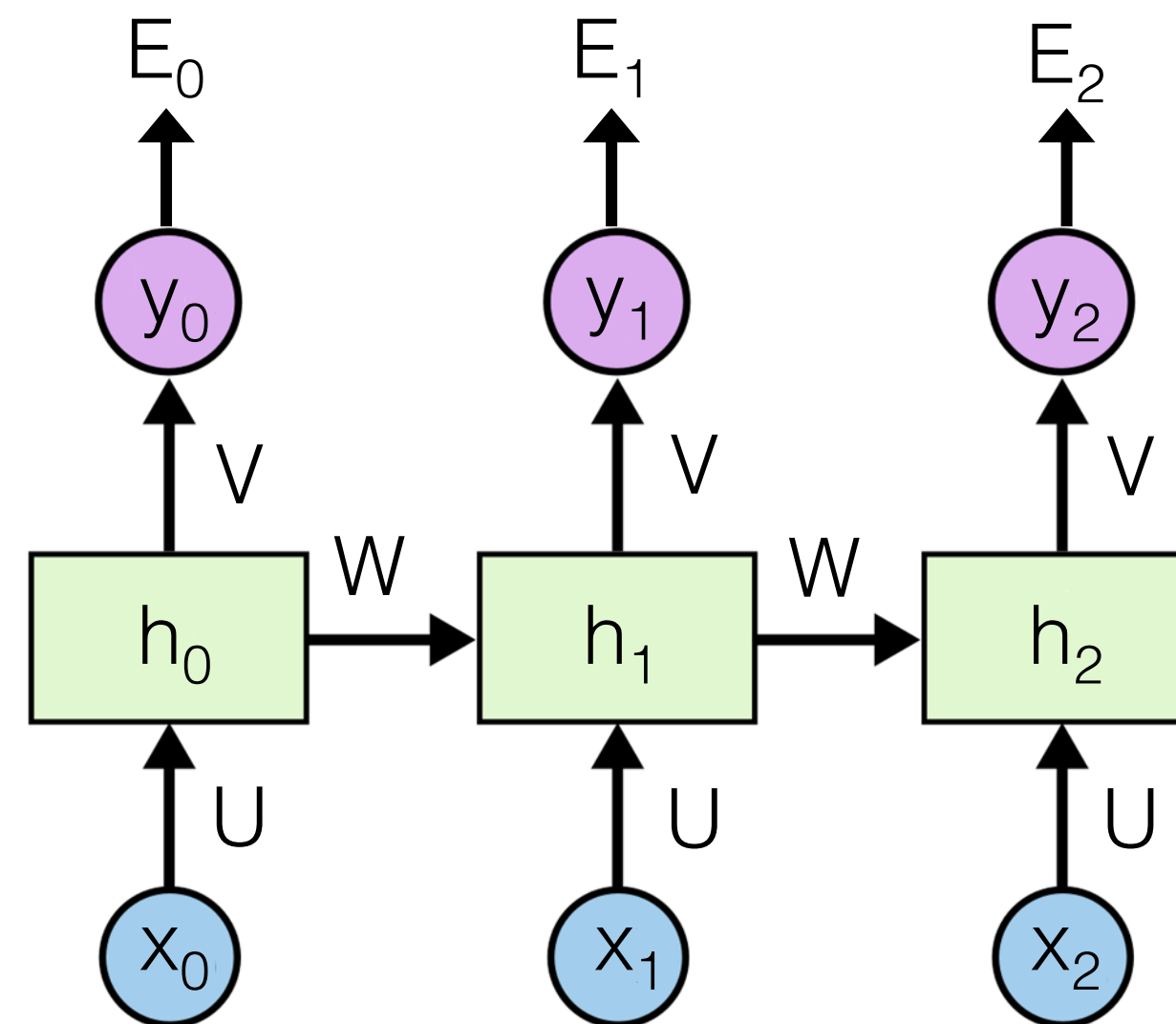


$$h_t = \tanh(Ux_t + Wh_{t-1})$$

$$y_t = f(Vh_t)$$

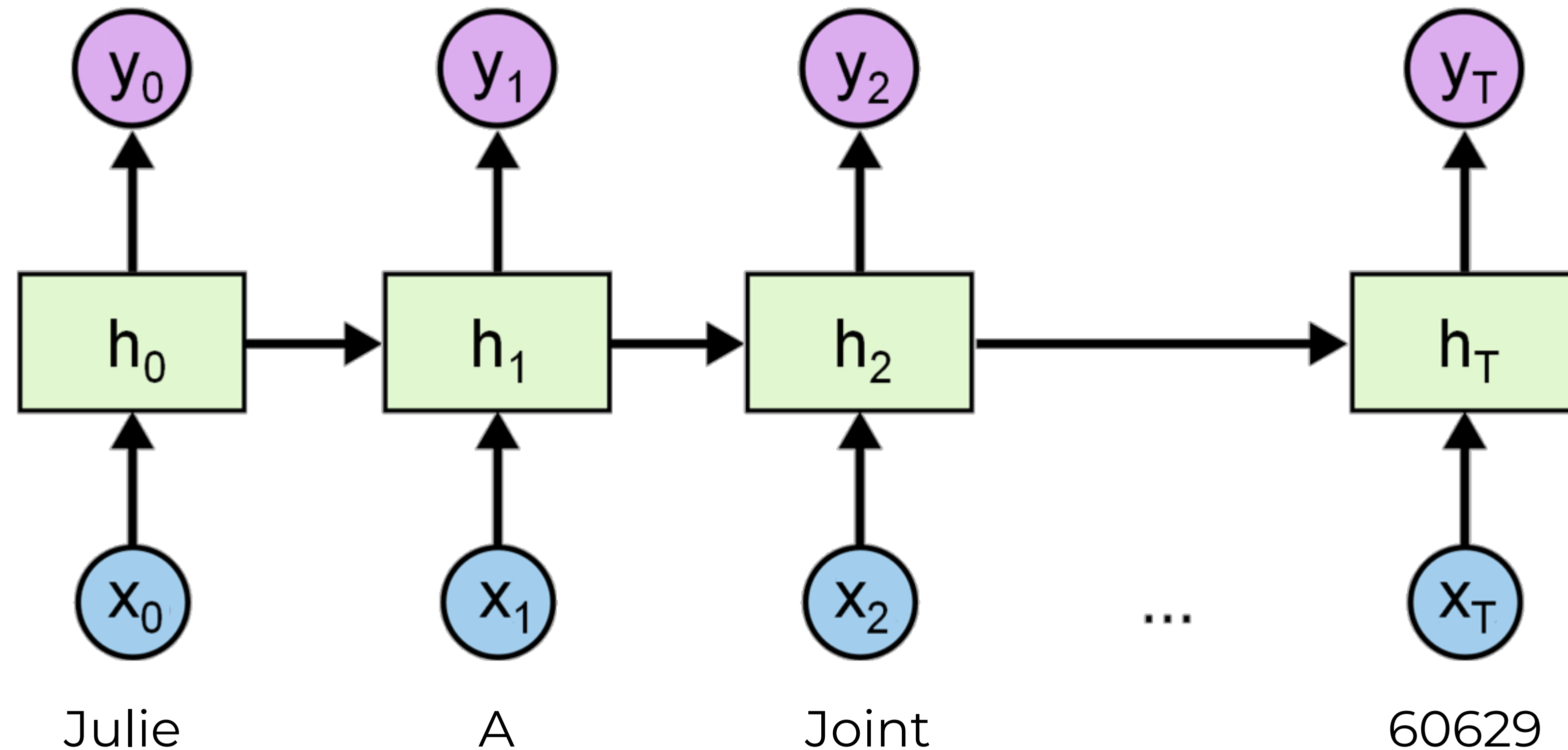
Entraînement des RNNs

- Descente de gradient à partir de la perte $E = \sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2$
- En suivant la structure du modèle (ses connections), le gradient est rétro-propagé dans « le temps »



Limites

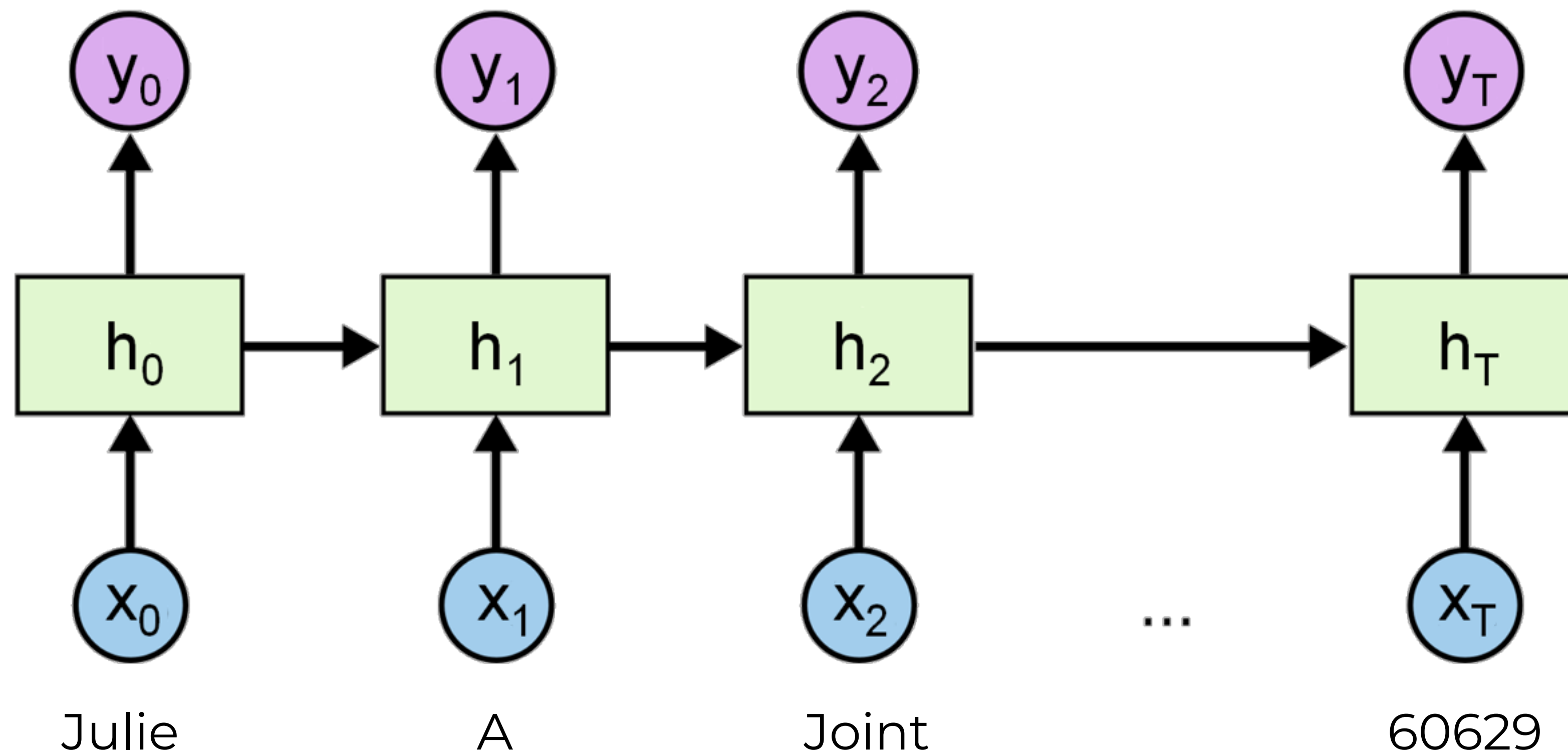
- Les dépendances lointaines sont difficiles à apprendre



Limites

- Les dépendances lointaines sont difficiles à apprendre

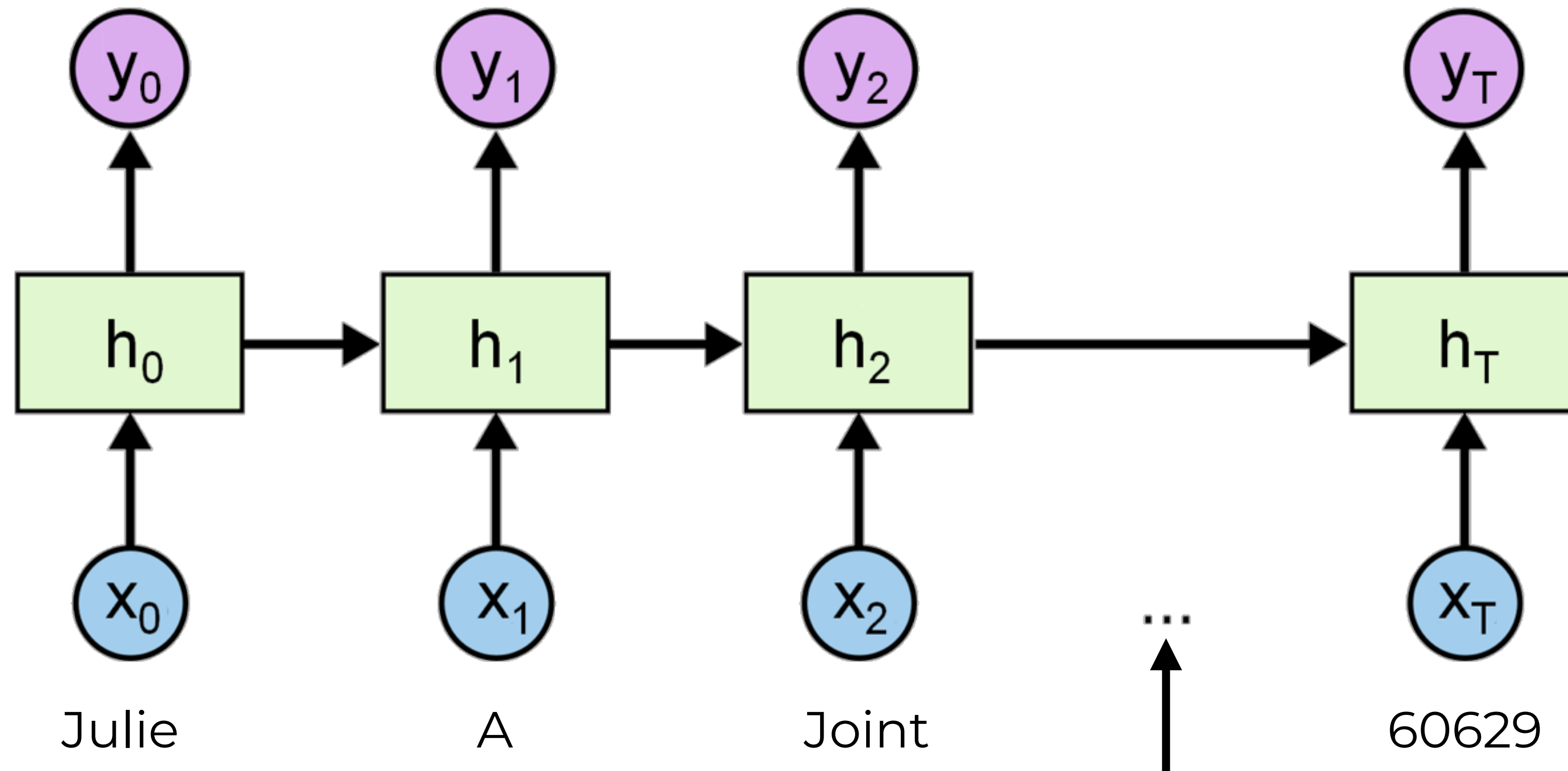
Q: Qui s'est joint
À la classe?



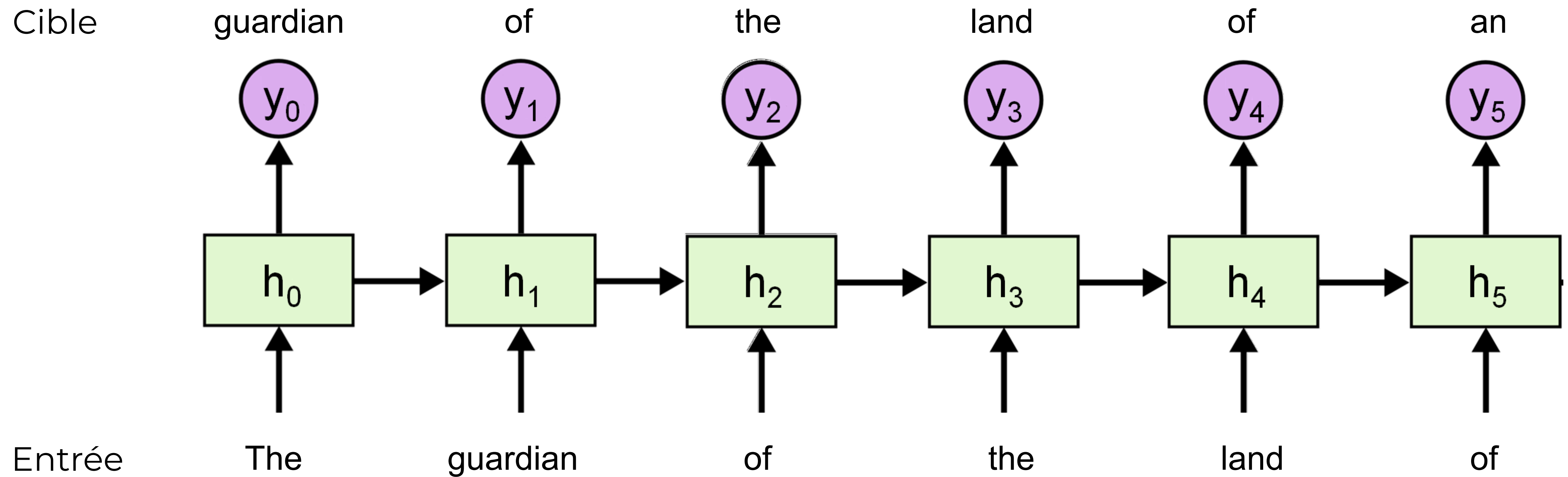
Limites

- Les dépendances lointaines sont difficiles à apprendre

Q: Qui s'est joint
À la classe?



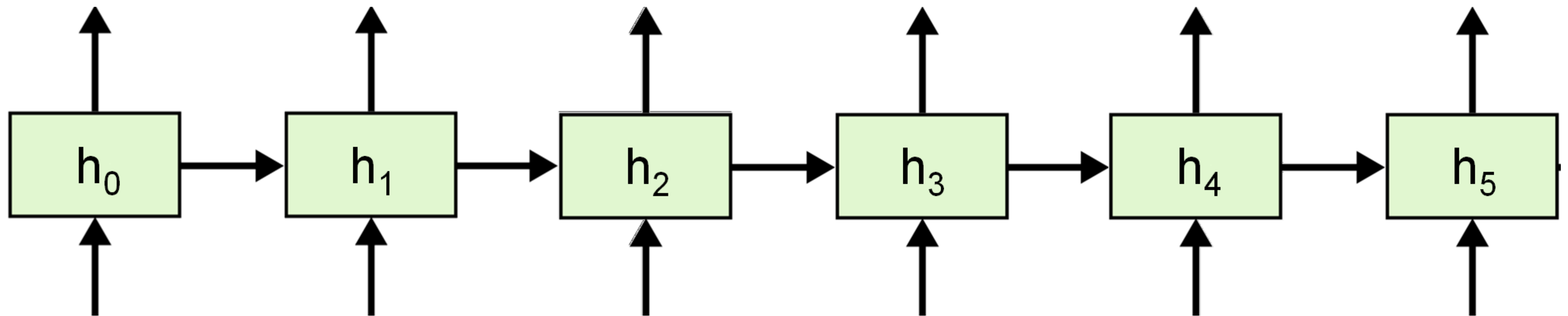
Entraînement.
Étant donné le mot
précédent, prédire le
mot suivant



Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction

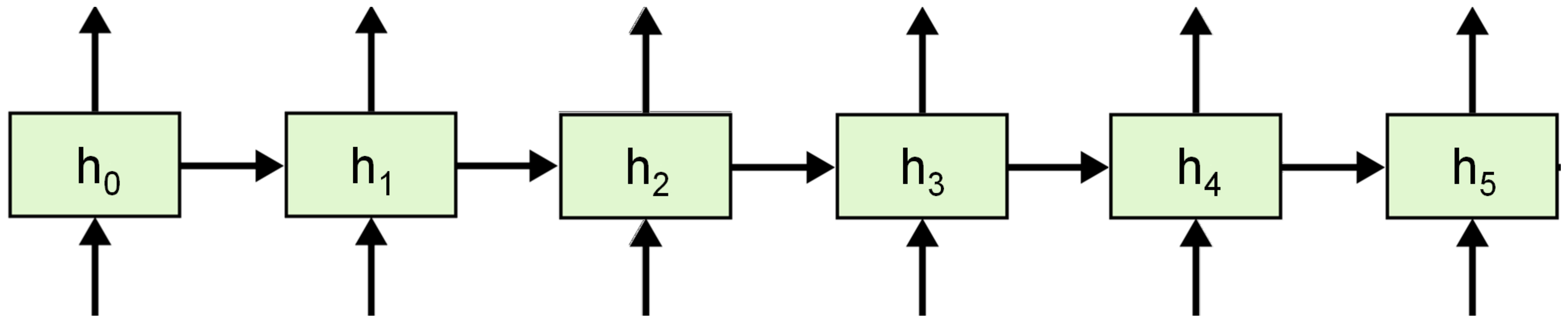


Entrée

Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction



Entrée

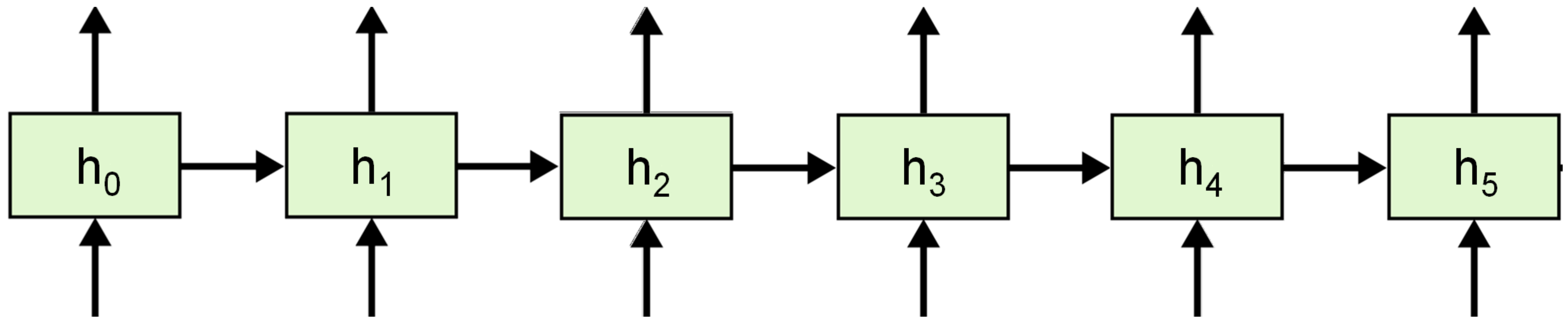
The

Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction

woman



Entrée

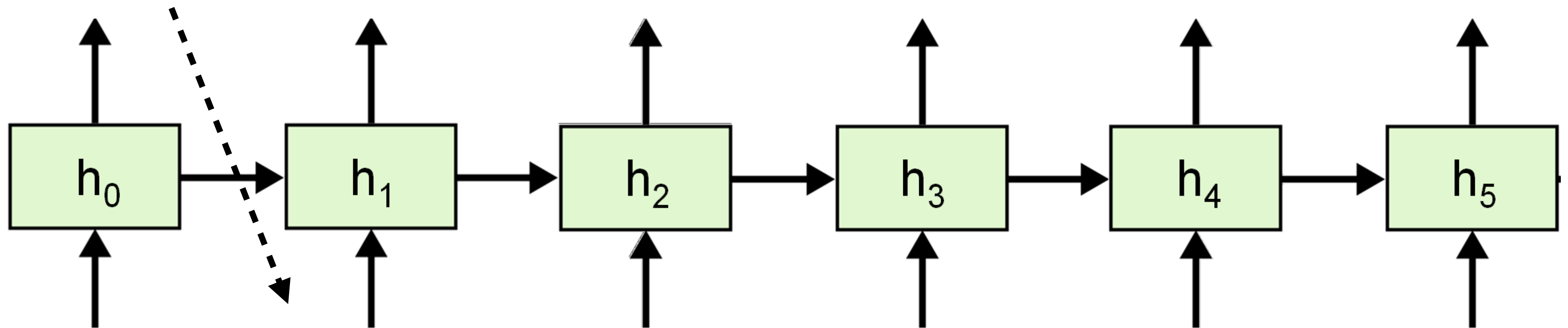
The

Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction

woman



Entrée

The

woman

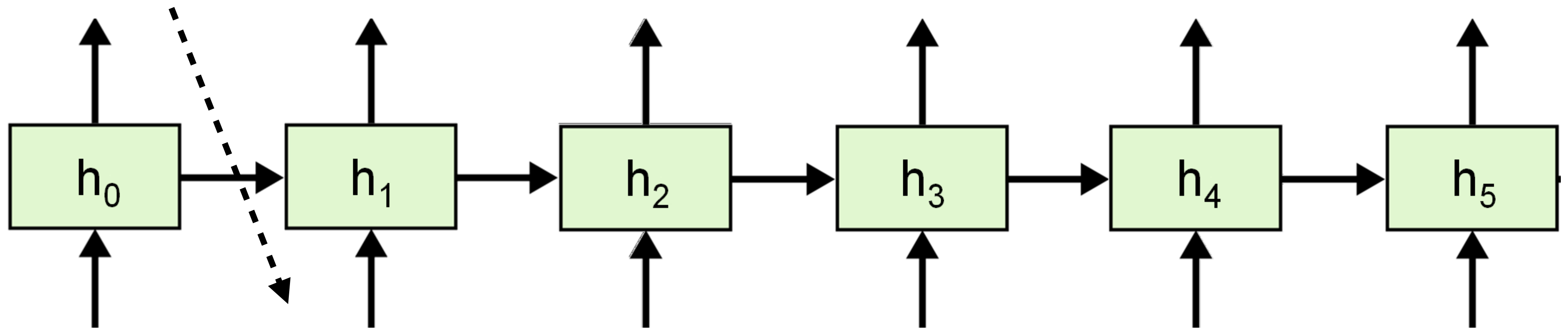
Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction

woman

the



Entrée

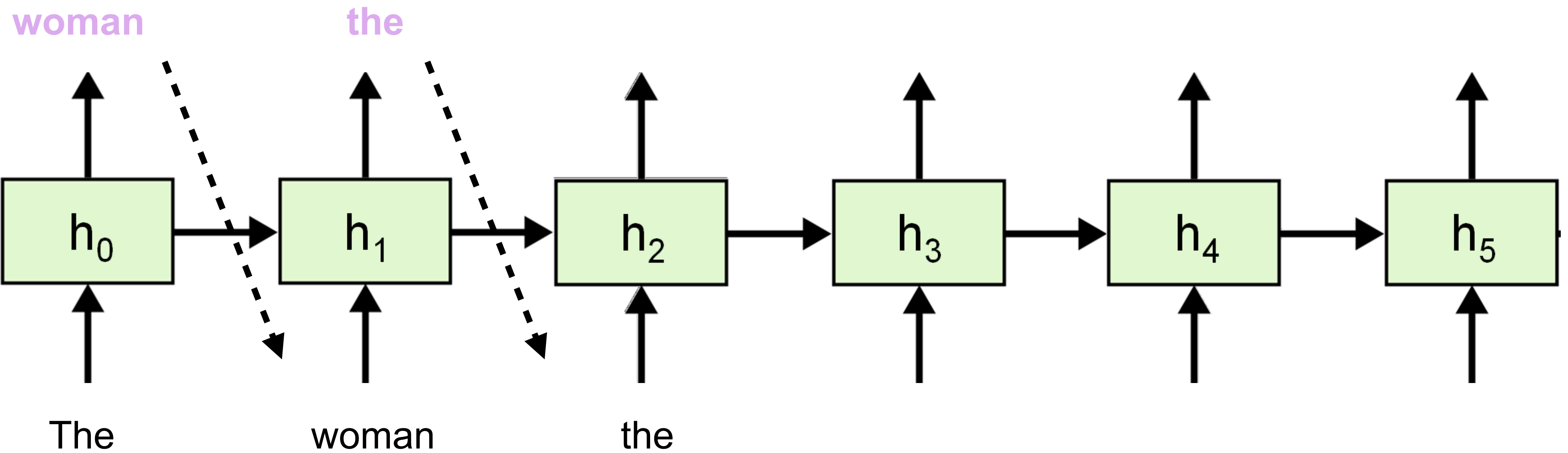
The

woman

Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

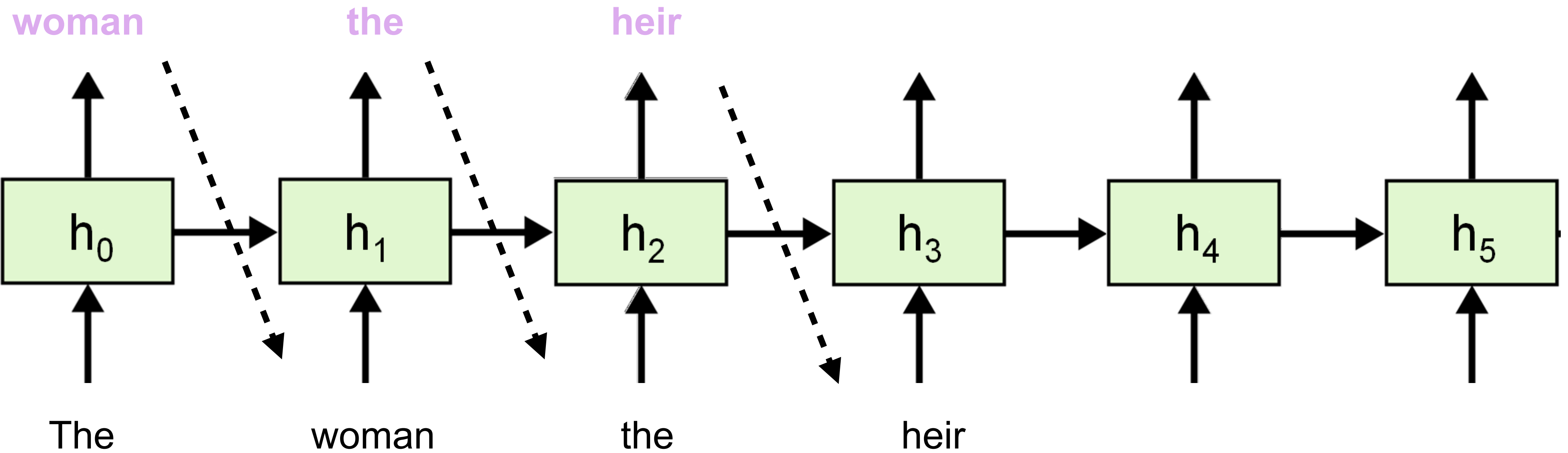
Prédiction



Test.

1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

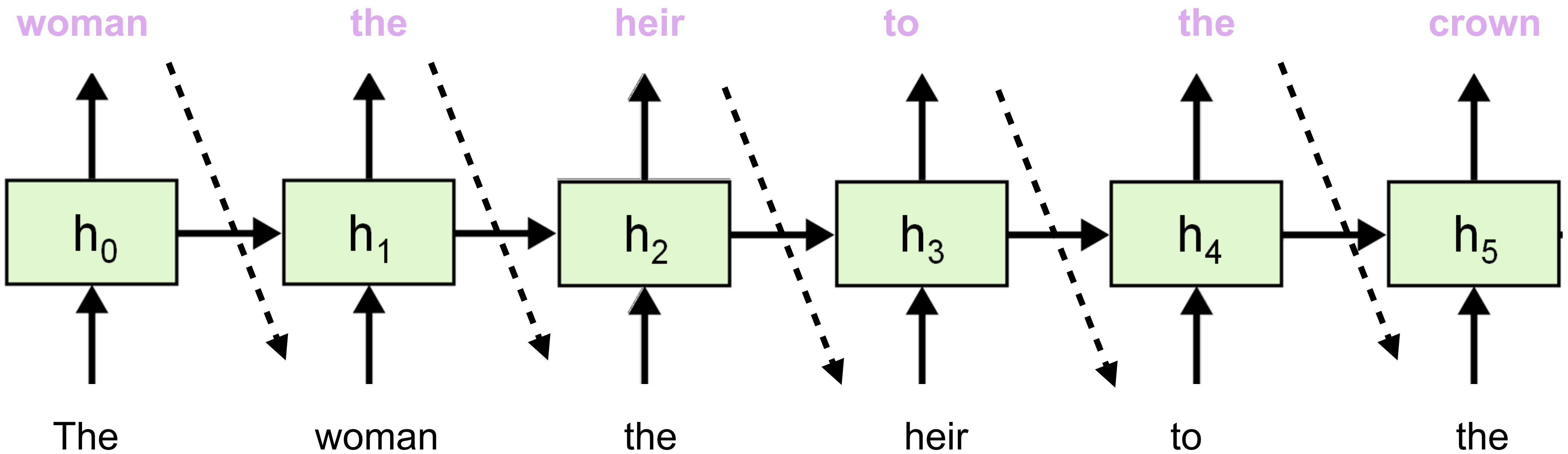
Prédiction



Test.

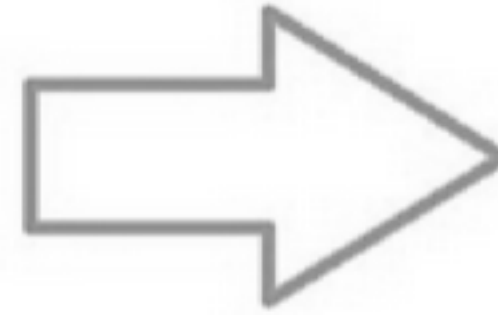
1. Prédire un mot à la fois
2. On donne la prédiction en entrée au prochain pas de temps

Prédiction





This is how I see



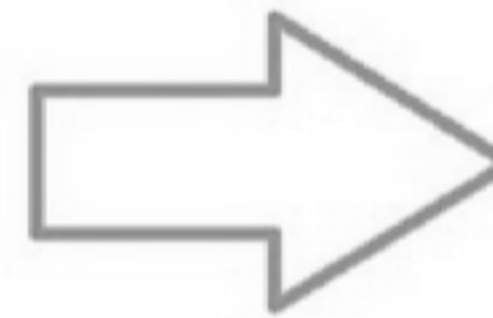
88	126	145	85	123	142	85	123	142	86	124
86	125	142	84	123	140	83	122	139	85	124
85	124	141	82	121	138	82	121	138	84	123
82	119	135	80	117	133	80	117	133	85	122
78	114	128	77	113	127	79	115	129	84	120
79	115	129	78	114	128	80	116	130	83	119
82	118	130	81	117	129	81	117	129	82	118
83	117	129	82	116	128	82	116	128	82	116
79	113	123	79	113	123	80	114	124	81	115
76	108	119	76	108	119	77	109	120	80	112
76	109	118	76	109	118	77	110	119	79	112

This is how my computer sees

Source: <https://medium.com/deep-math-machine-learning-ai/chapter-8-0-convolutional-neural-networks-for-deep-learning-364971e34ab2>



This is how I see



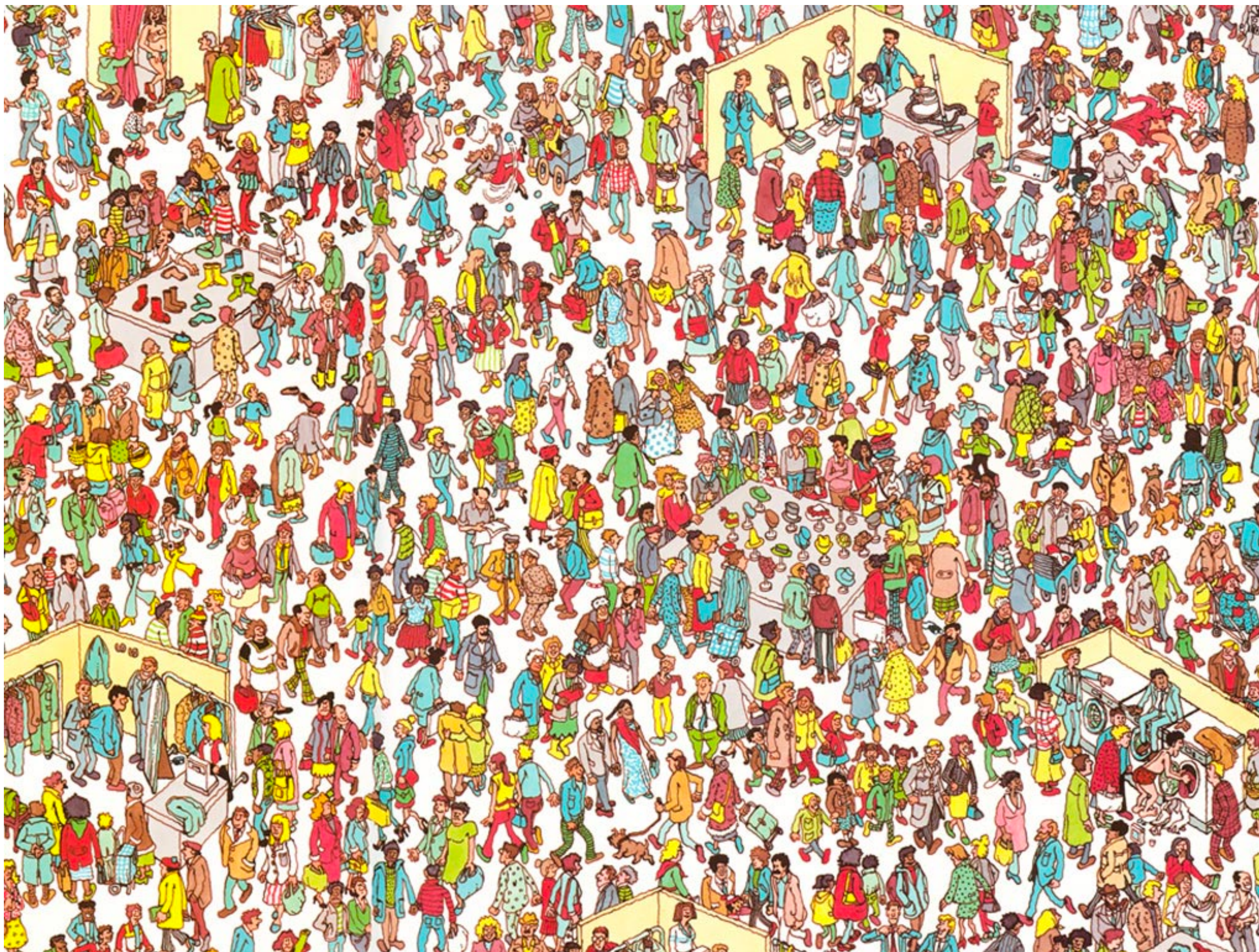
88	126	145	85	123	142	85	123	142	86	124
86	125	142	84	123	140	83	122	139	85	124
85	124	141	82	121	138	82	121	138	84	123
82	119	135	80	117	133	80	117	133	85	122
78	114	128	77	113	127	79	115	129	84	120
79	115	129	78	114	128	80	116	130	83	119
82	118	130	81	117	129	81	117	129	82	118
83	117	129	82	116	128	82	116	128	82	116
79	113	123	79	113	123	80	114	124	81	115
76	108	119	76	108	119	77	109	120	80	112
76	109	118	76	109	118	77	110	119	79	112

This is how my computer sees

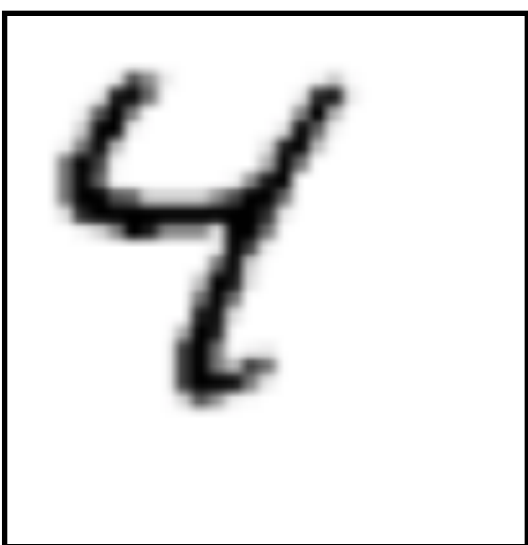
- Une image de 100 x 100 pixels a 10,000 dimensions
- Plus si l'image est en couleur
- Un téléphone récent(12 MP): 4032 x 3024 pixels

Source: <https://medium.com/deep-math-machine-learning-ai/chapter-8-0-convolutional-neural-networks-for-deep-learning-364971e34ab2>

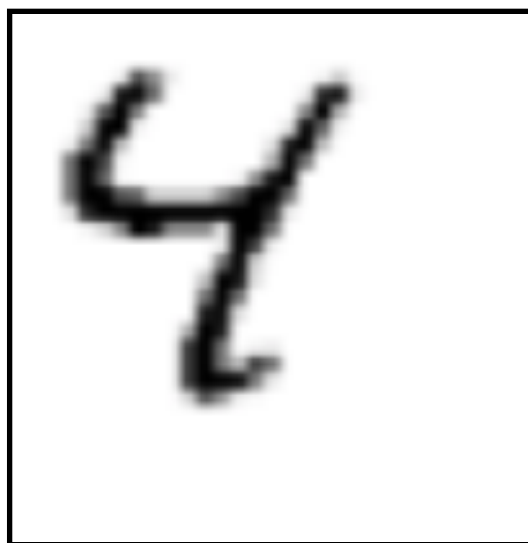




Image



Image

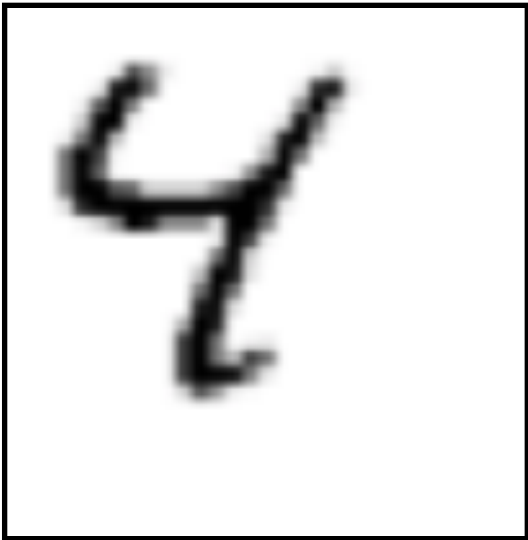


Filtre (Kernel)

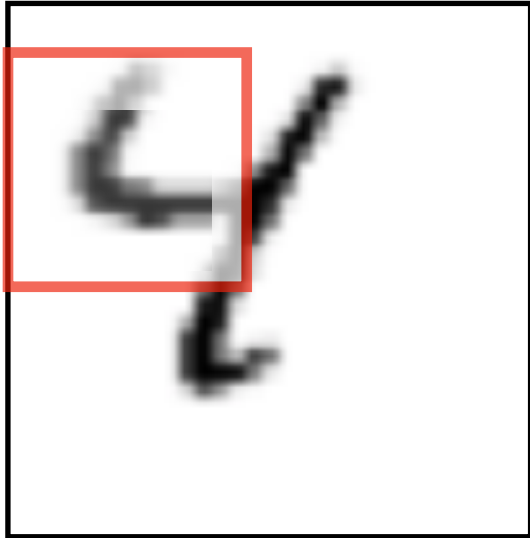
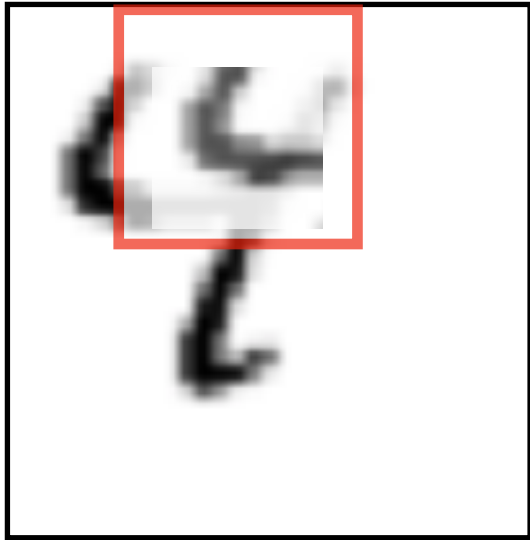
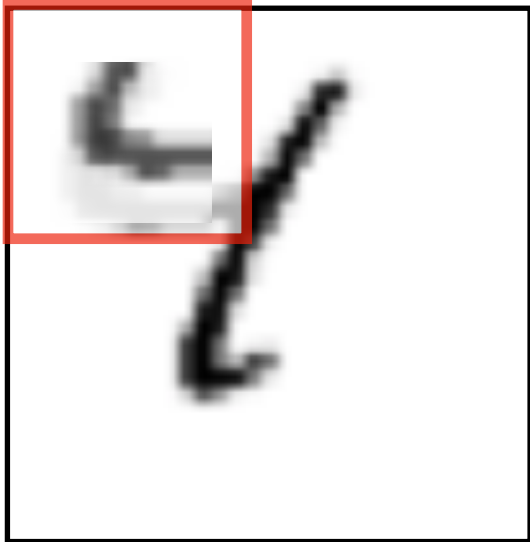


Glisser le filtre partout sur l'image
(Convolutions)

Image

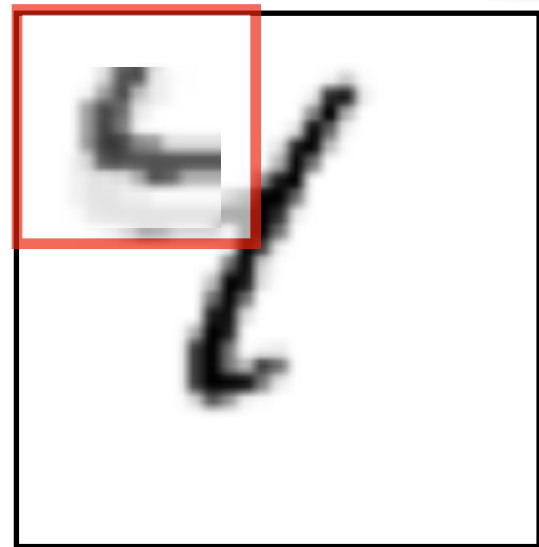
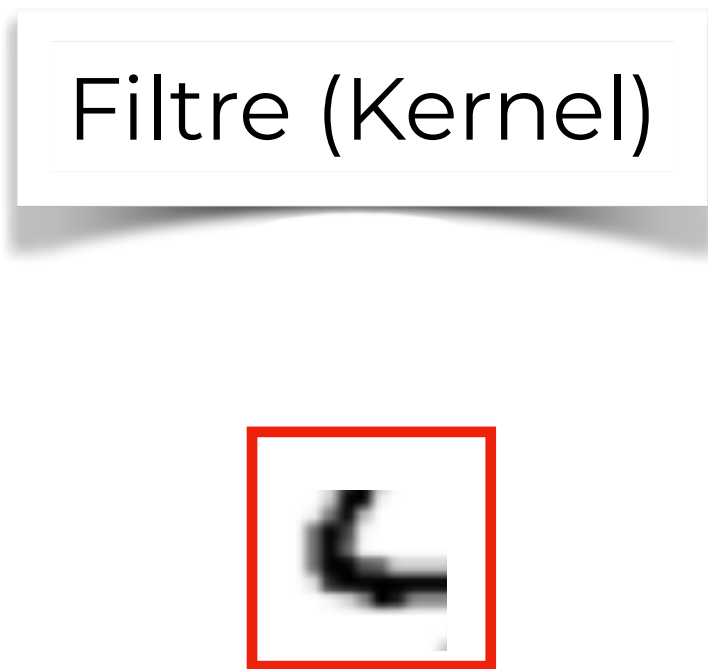
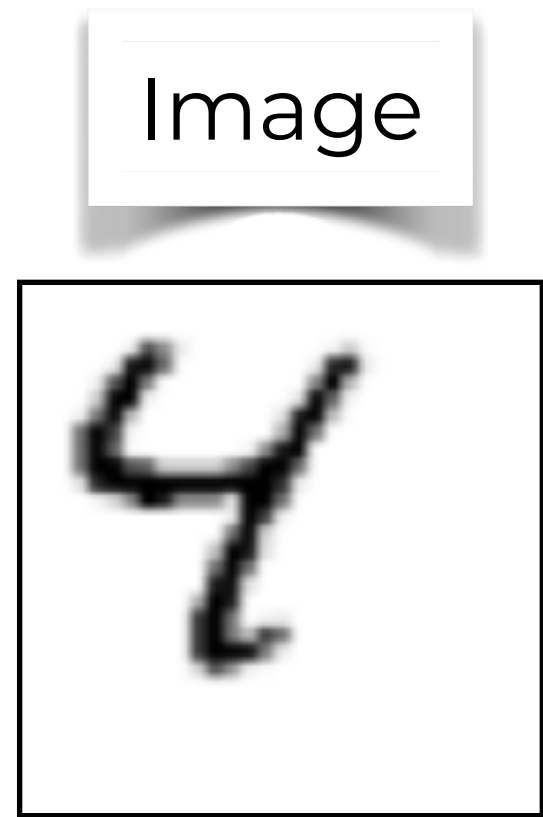


Filtre (Kernel)

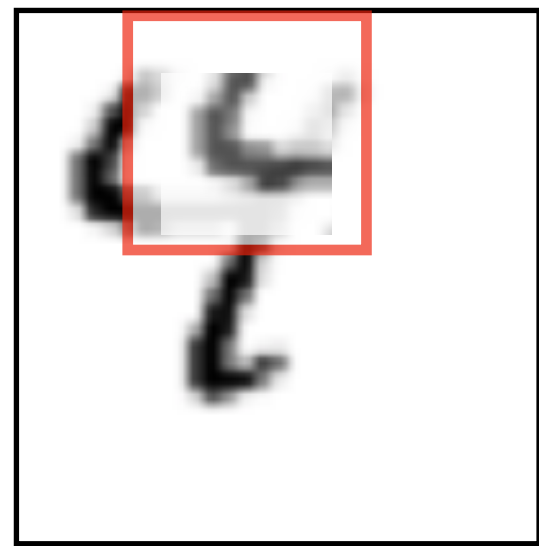


...

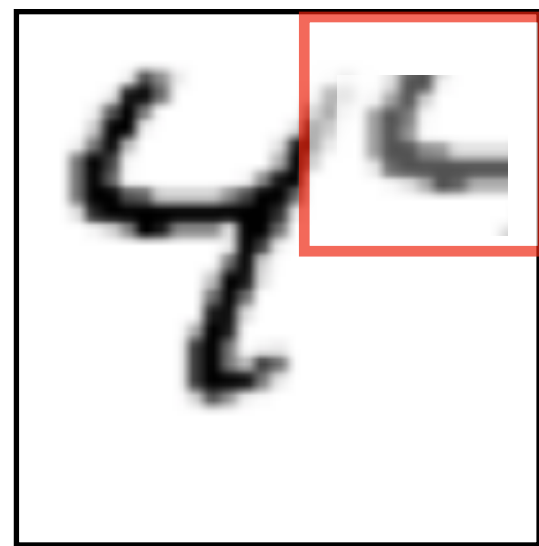
Glisser le filtre partout sur l'image
(Convolutions)



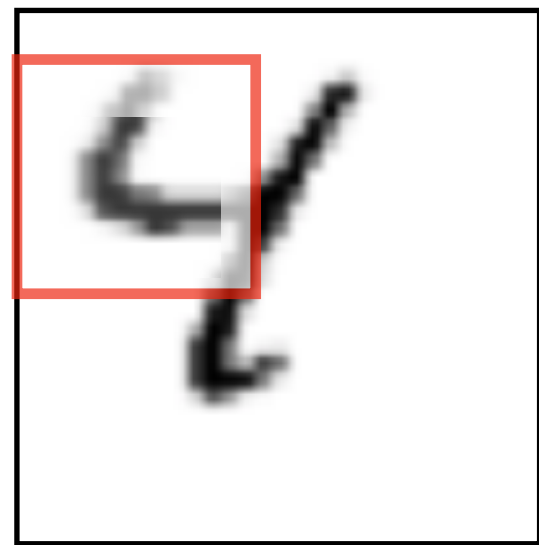
→ Pas de détection
Sortie: Basse



→ Pas de détection
Sortie: Basse



→ Pas de détection
Sortie: Basse

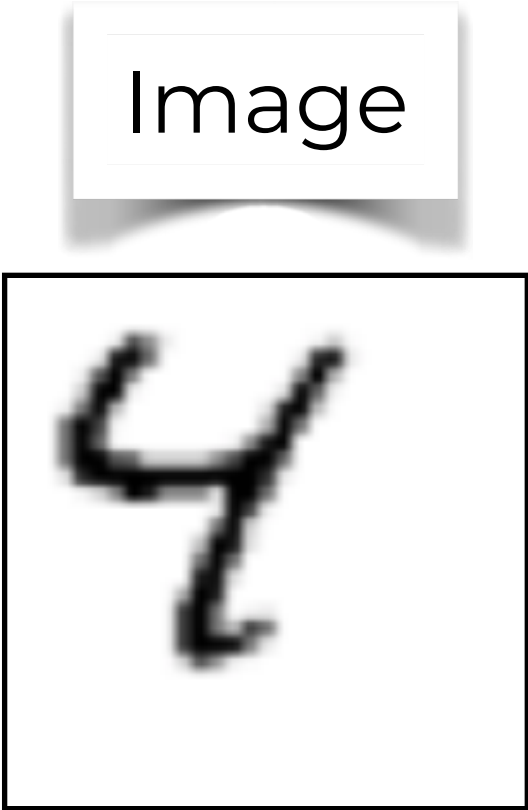


→ **Détection**
Sortie: Haute

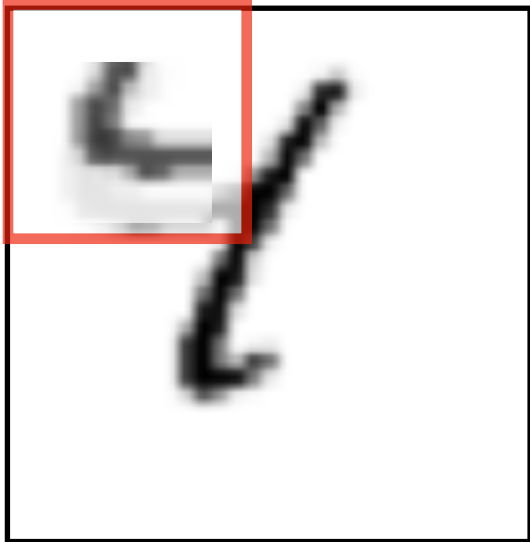
...

Glisser le filtre partout sur l'image
(Convolutions)

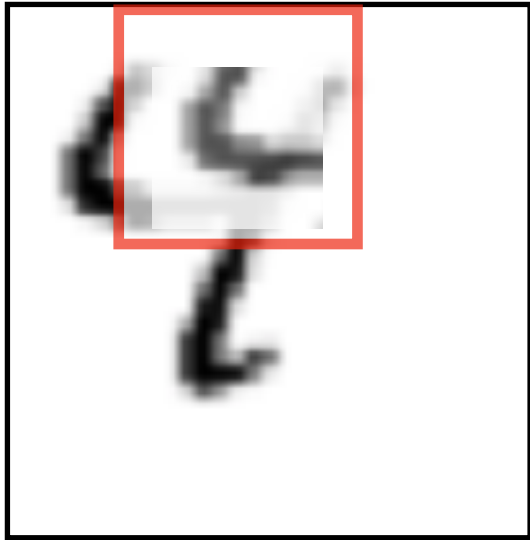
Agréger les sorties
de plusieurs filtres
(Pooling)



Filtre (Kernel)



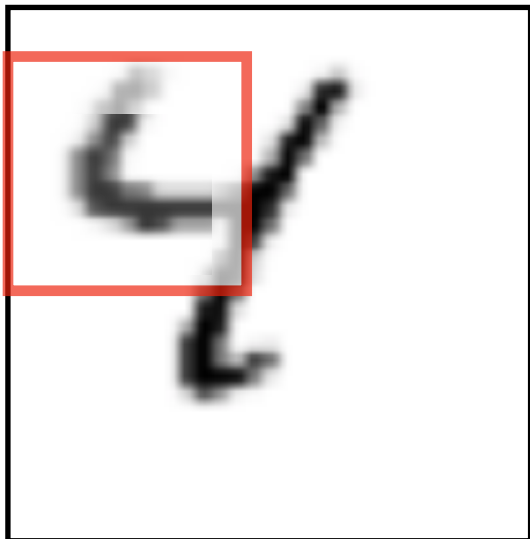
Pas de détection
Sortie: Basse



Pas de détection
Sortie: Basse



Pas de détection
Sortie: Basse



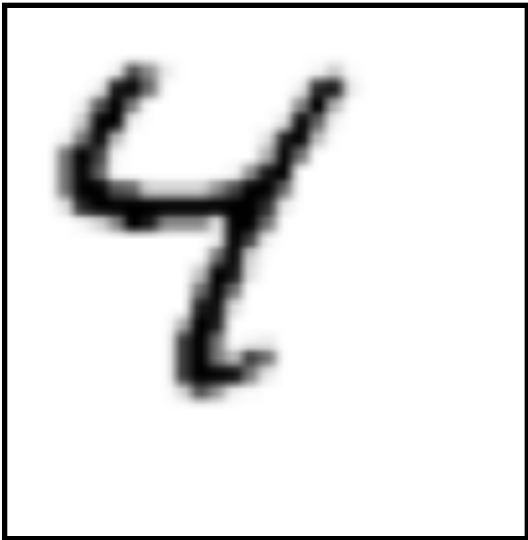
Détection
Sortie: Haute

**Un des filtres a détecté
une partie d'un objet
Sortie: élevée**

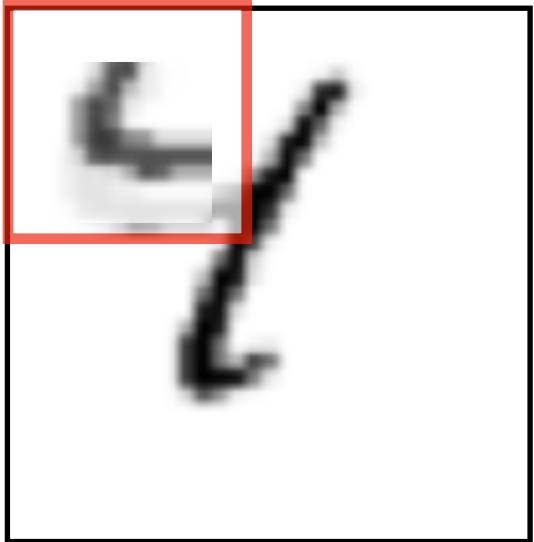
Glisser le filtre partout sur l'image
(Convolutions)

Agréger les sorties
de plusieurs filtres
(Pooling)

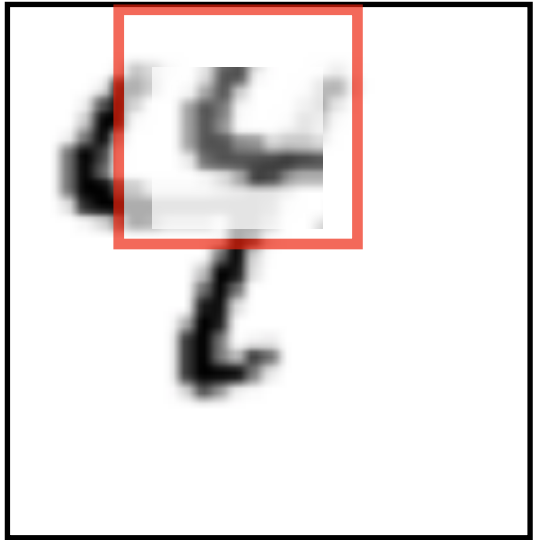
Image



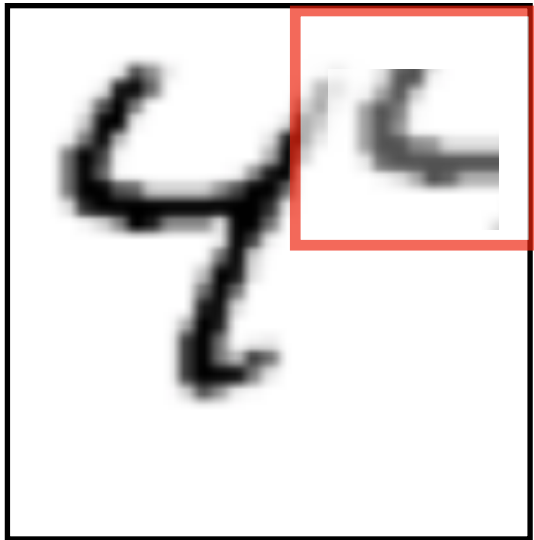
Filtre (Kernel)



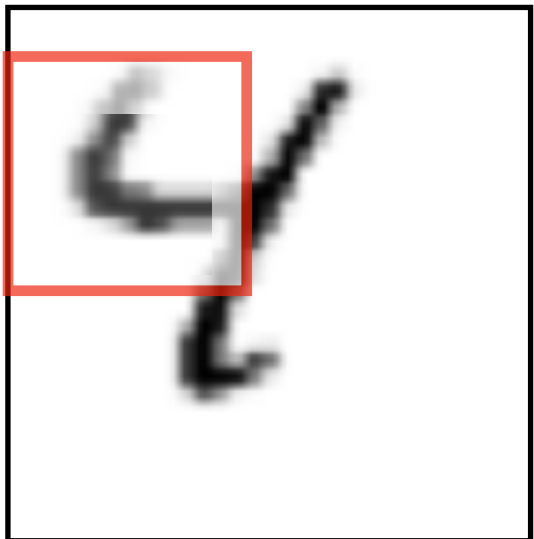
Pas de détection
Sortie: Basse



Pas de détection
Sortie: Basse



Pas de détection
Sortie: Basse

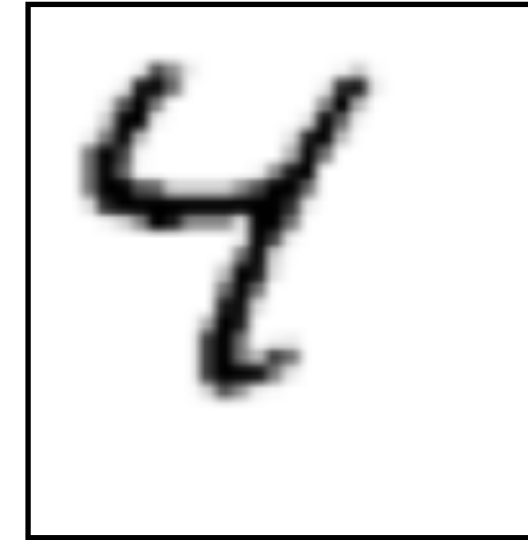


Détection
Sortie: Haute

**Un des filtres a détecté
une partie d'un objet
Sortie: élevée**

Ingrédients importants:
1) Apprendre les filtres;
2) Utiliser beaucoup de filtres.

Convolutions



Pour un pixel (i,j):

$$S(i,j) = (K * I)(i,j) = \sum_m^{k. \text{ width}} \sum_n^{k. \text{ height}} I(i+m, j+n) K(m,n)$$

Kernel

Input



- **Produit scalaire entre “le kernel et une région de l’image”**

Convolutions

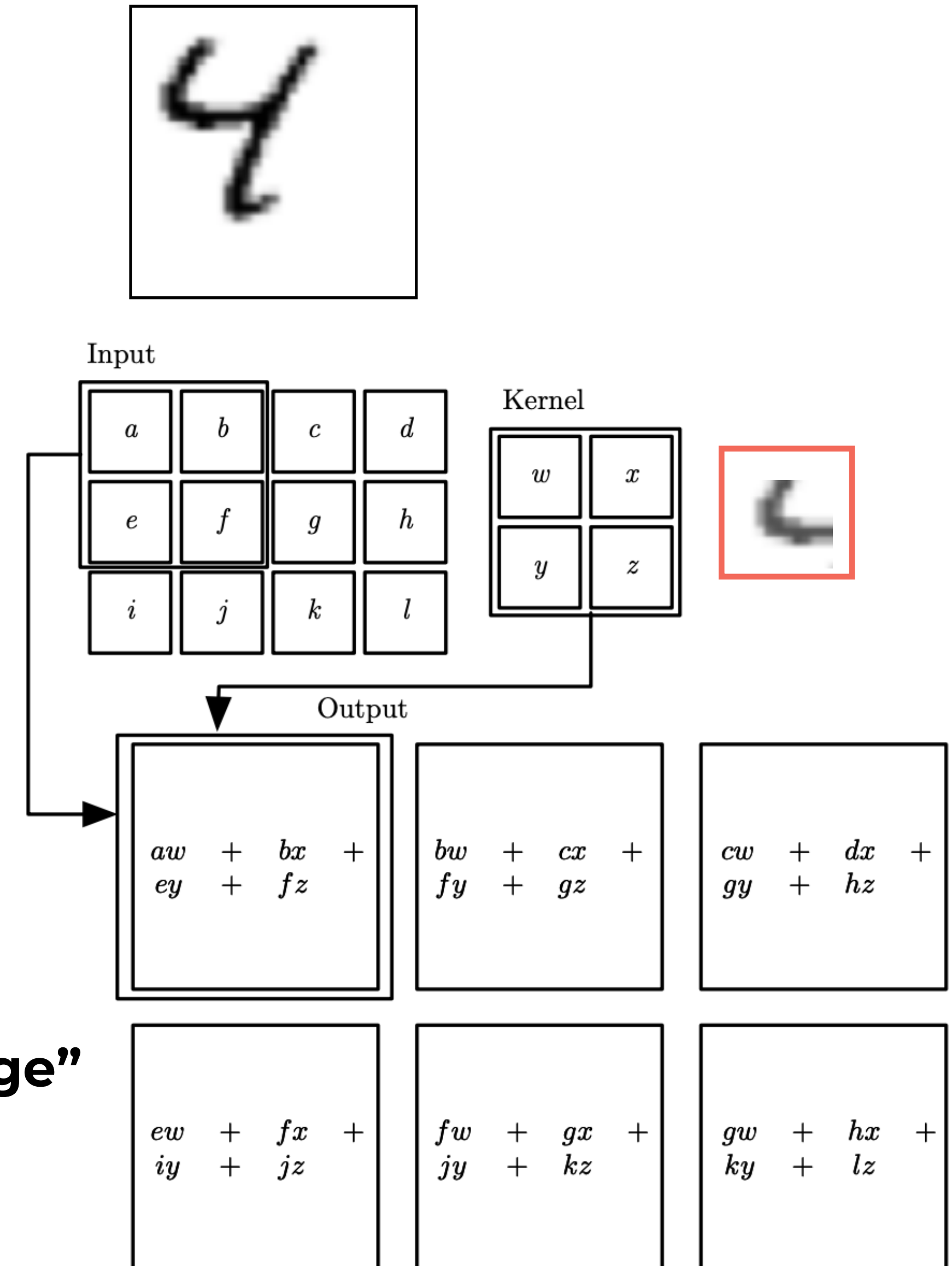
Pour un pixel (i,j):

$$S(i,j) = (K * I)(i,j) = \sum_m^{k. \text{ width}} \sum_n^{k. \text{ height}} I(i+m, j+n) K(m,n)$$

Kernel

Input

- Produit scalaire entre “le kernel et une région de l’image”

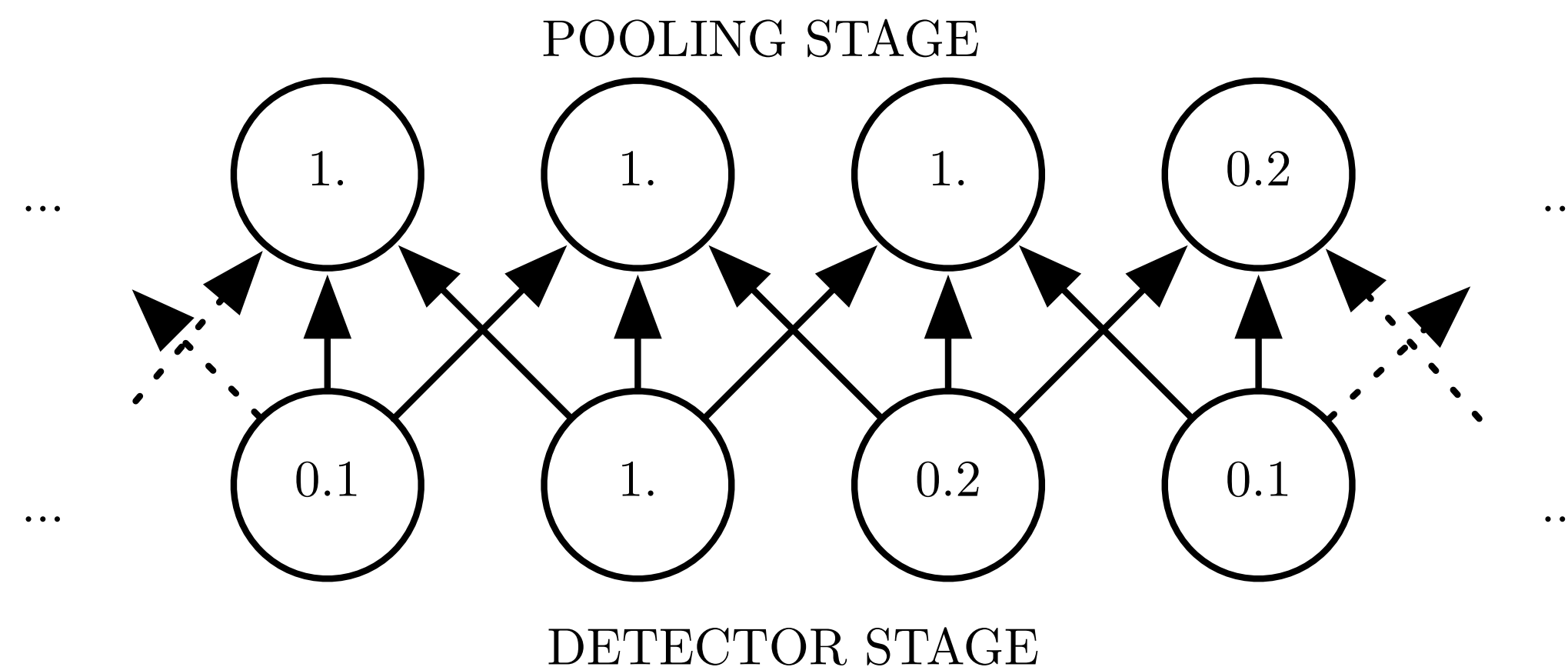


Pooling

- **Rend la représentation invariante à des petites translations de l'image d'entrée**
- **“Pool” les valeurs des unités voisines (entrées)**
- **E.g., max-pooling prend le max. de ses entrées.**

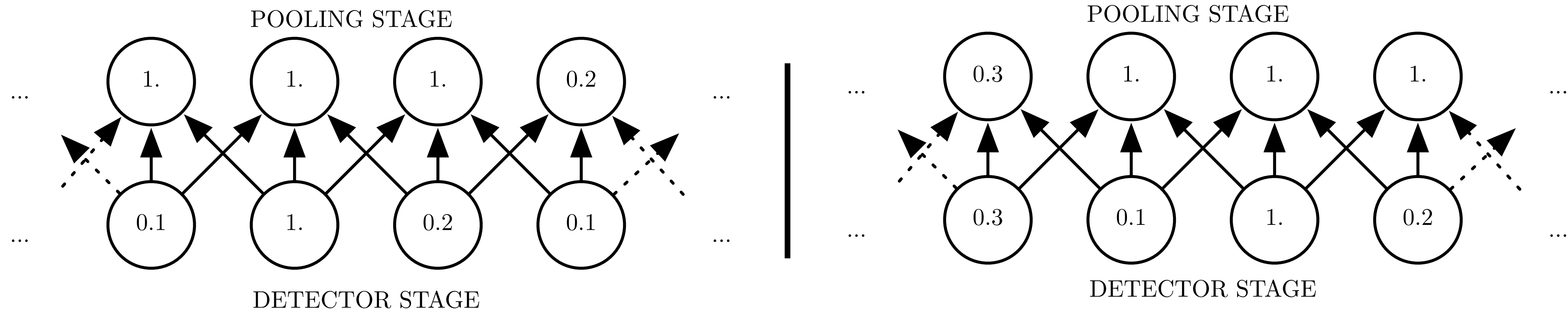
Pooling

- Rend la représentation invariante à des petites translations de l'image d'entrée
- “Pool” les valeurs des unités voisines (entrées)
- E.g., max-pooling prend le max. de ses entrées.

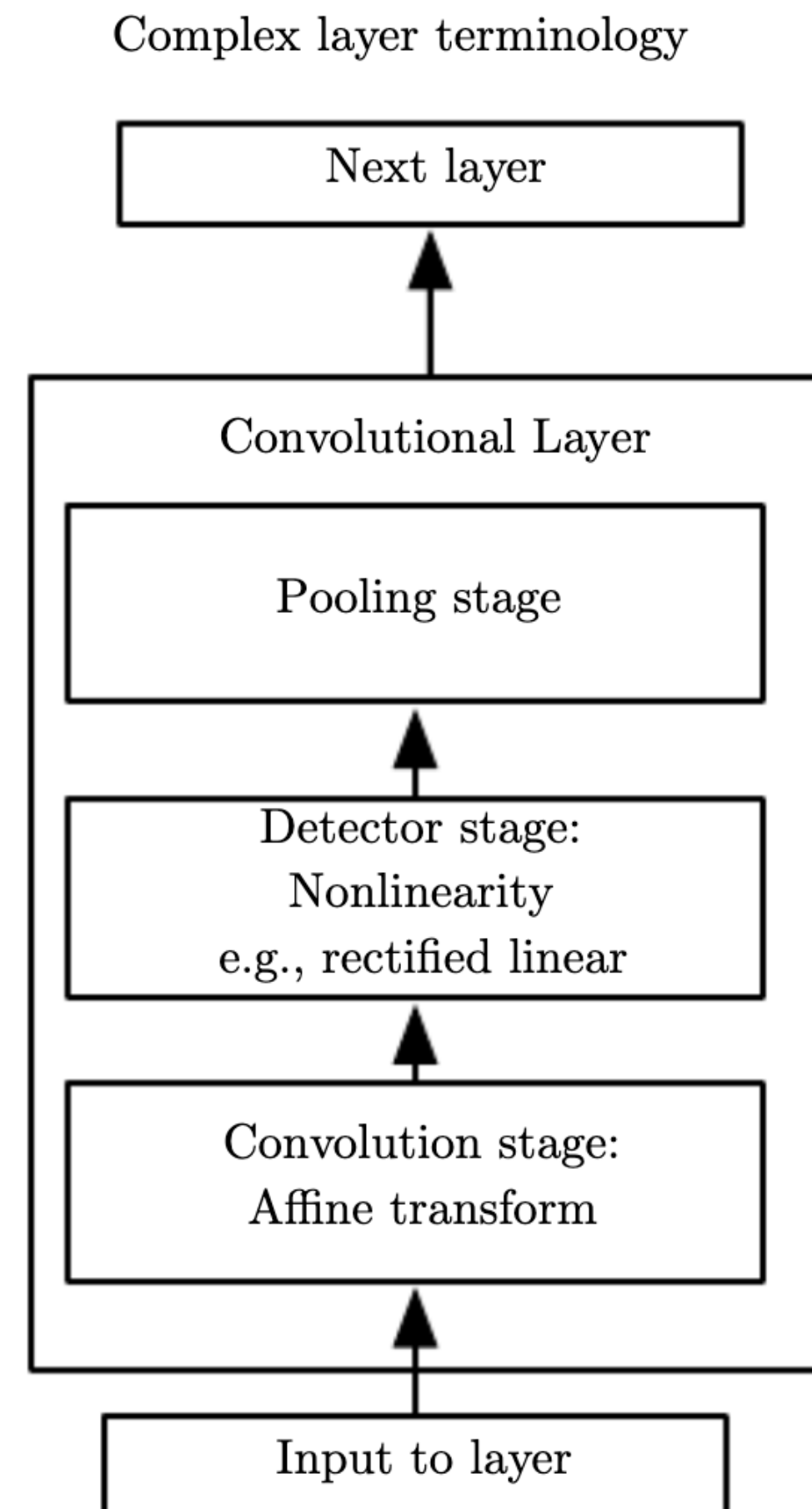


Pooling

- Rend la représentation invariante à des petites translations de l'image d'entrée
- “Pool” les valeurs des unités voisines (entrées)
- E.g., max-pooling prend le max. de ses entrées.

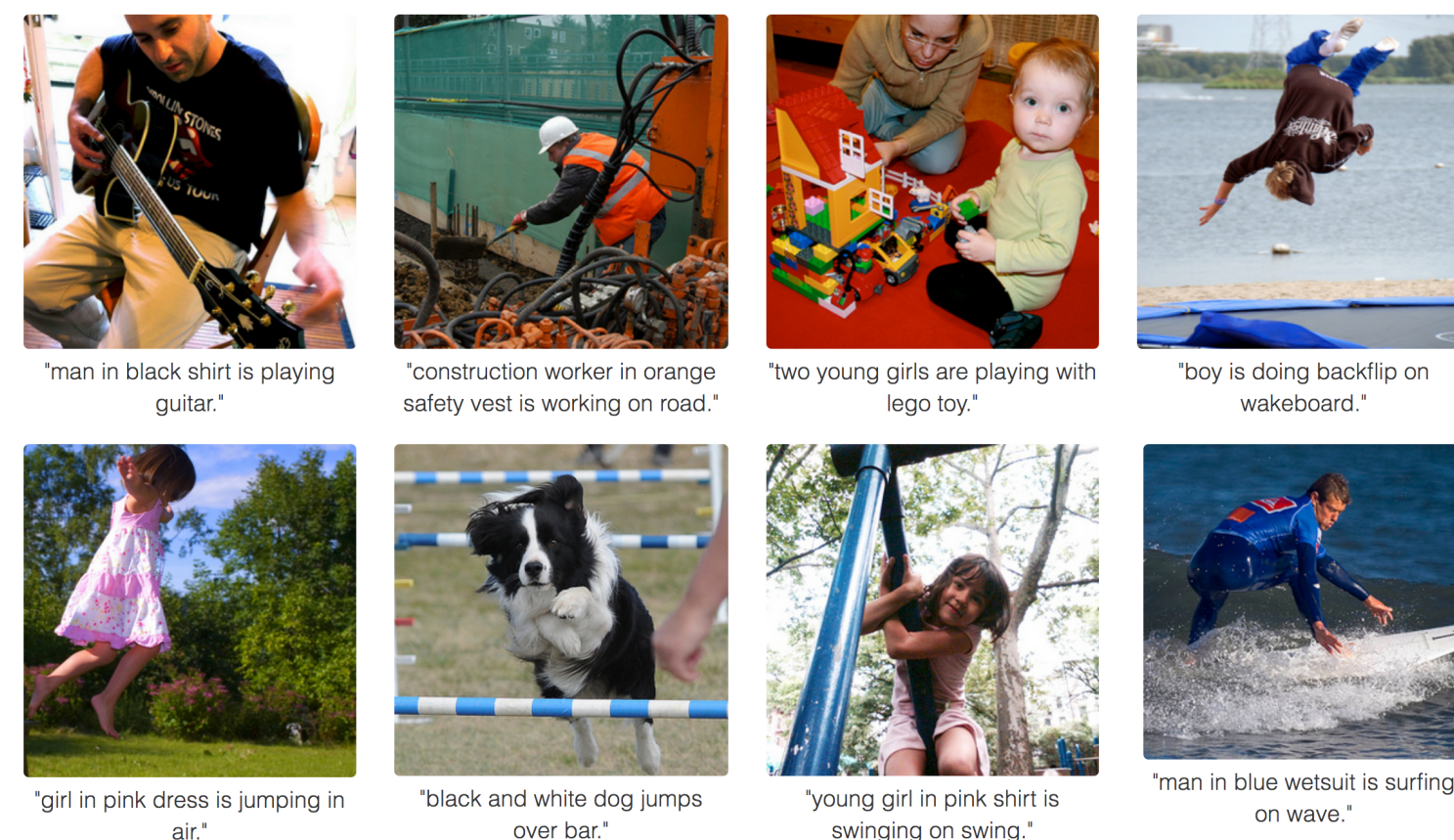


Convolutions + non-linéarité + Pooling = Une couche cachée d'un CNN

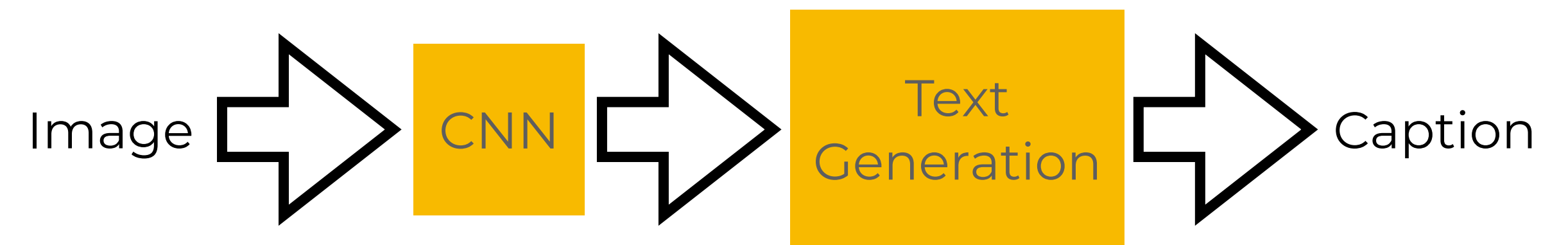


Les CNNs et les RNNs peuvent être utilisés comme modules dans de plus grands réseaux

- Description d'image



[<https://cs.stanford.edu/people/karpathy/cvpr2015.pdf>]



- Répondre à des questions se référant à des images

Is the umbrella upside down?

yes

no

