

# APPRENTISSAGE PROFOND

PHI-2320

Séance II

# PROGRAMME

- 1) Réseaux neuronaux profonds
- 2) Réseaux neuronaux convolutionnels
- 3) Réseaux neuronaux récurrents / attention / transformeurs
- 4) Apprentissage par renforcement

# RESEAUX NEURONAUX PROFONDS

## PROFONDEUR

- Que peuvent faire les réseaux neuronaux profonds que les réseaux peu profonds ne peuvent pas faire ?

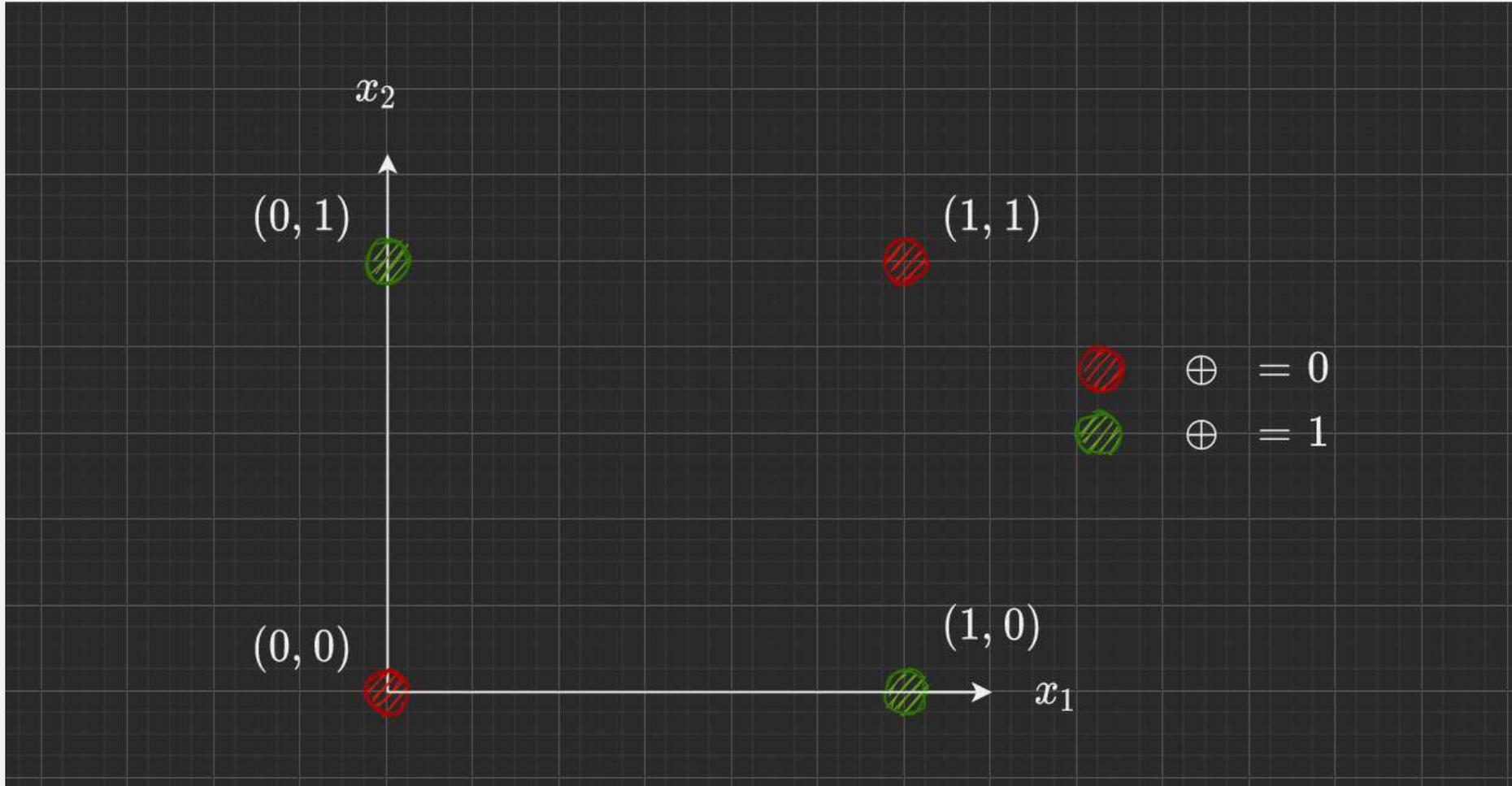
# PROFONDEUR

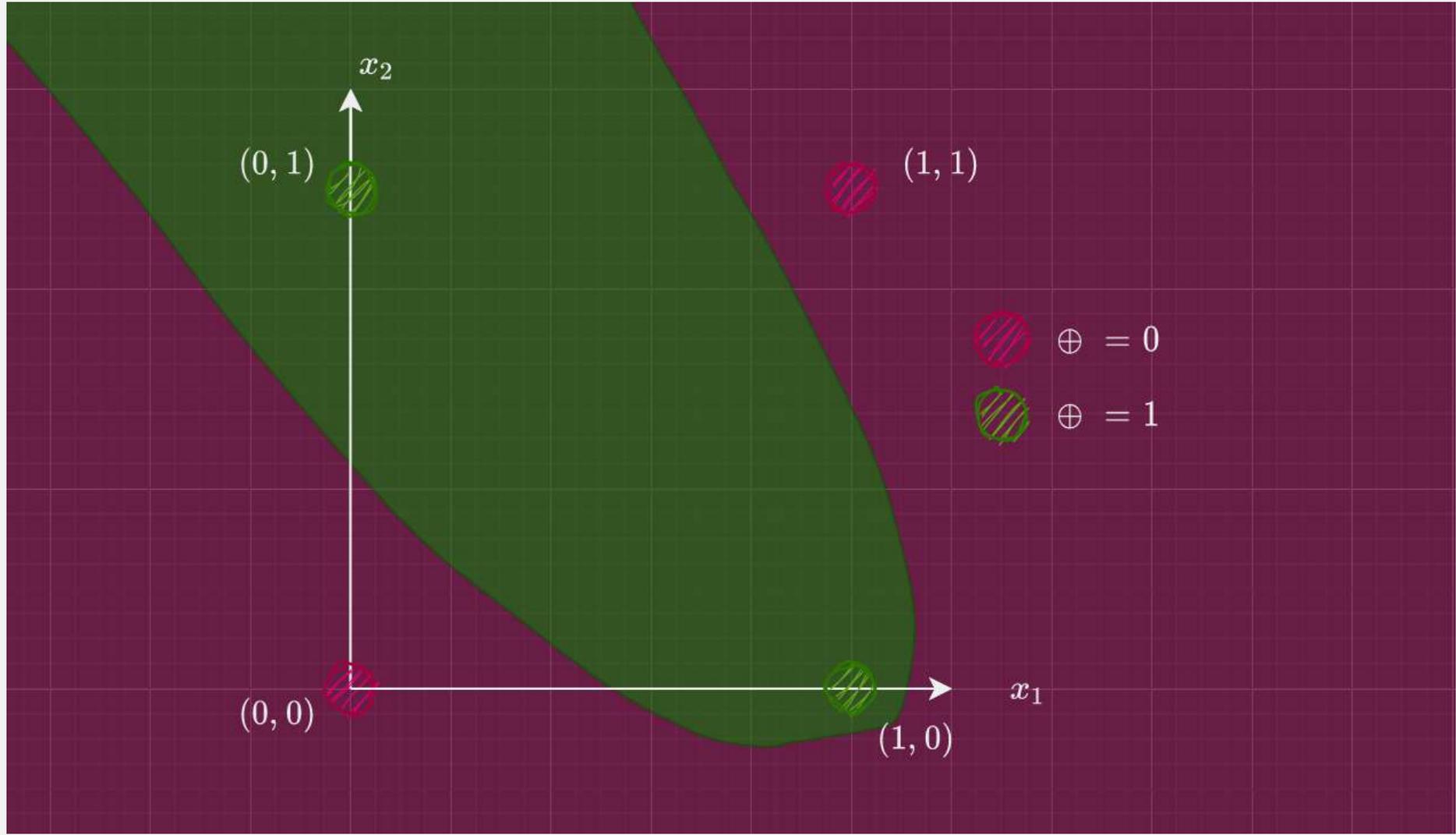
- 1) Étant donné au moins une couche cachée : capacité d'approximer n'importe quelle fonction continue (théorème d'approximation universelle).
- Compare : Les perceptrons à couche unique, qui ne peuvent pas faire cela.

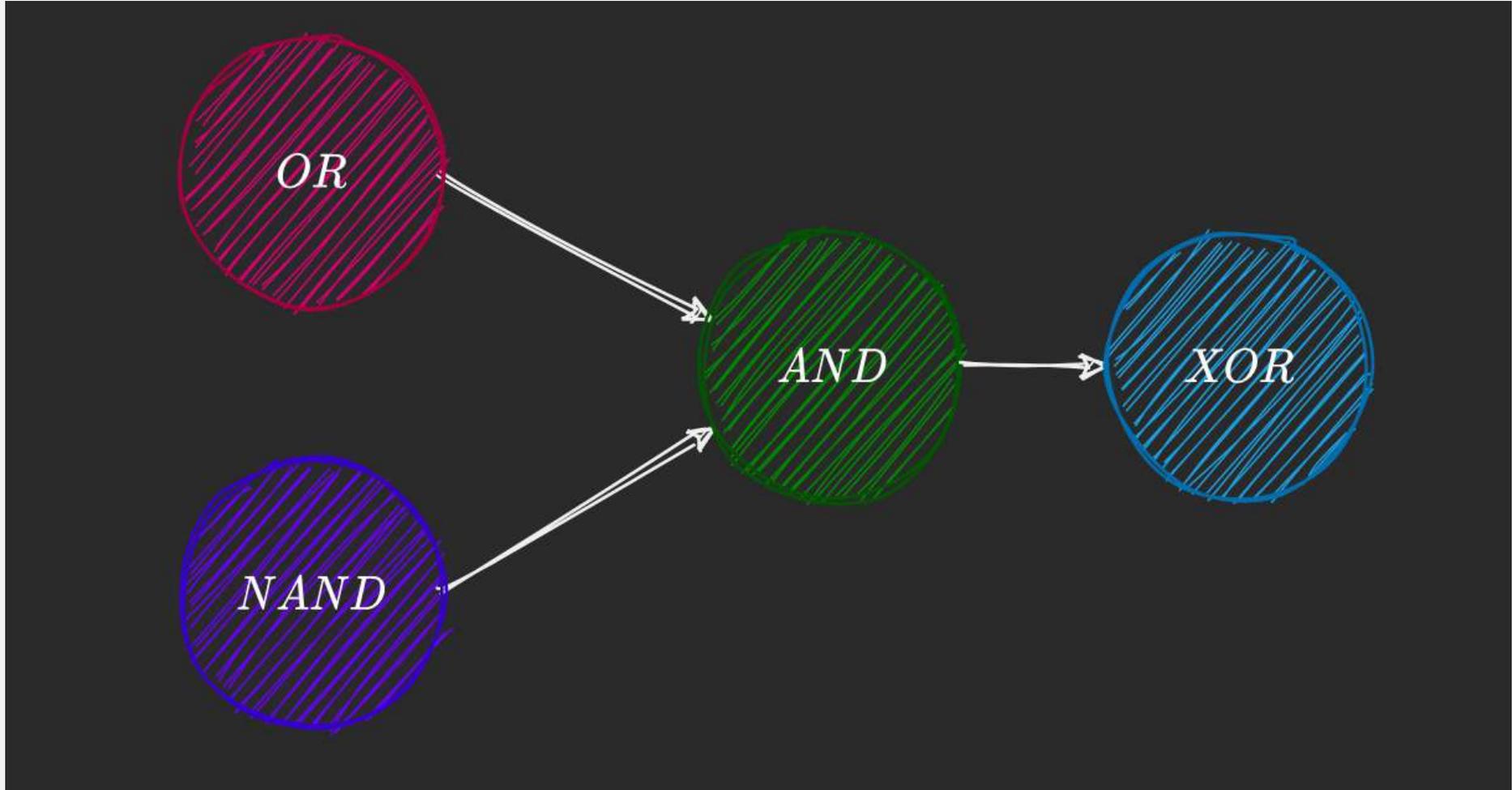
## PROFONDEUR

- Exemple : XOR (la fonction de vérité «ou exclusif» - vrai si exactement un des deux disjonctifs est vrai)

$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0





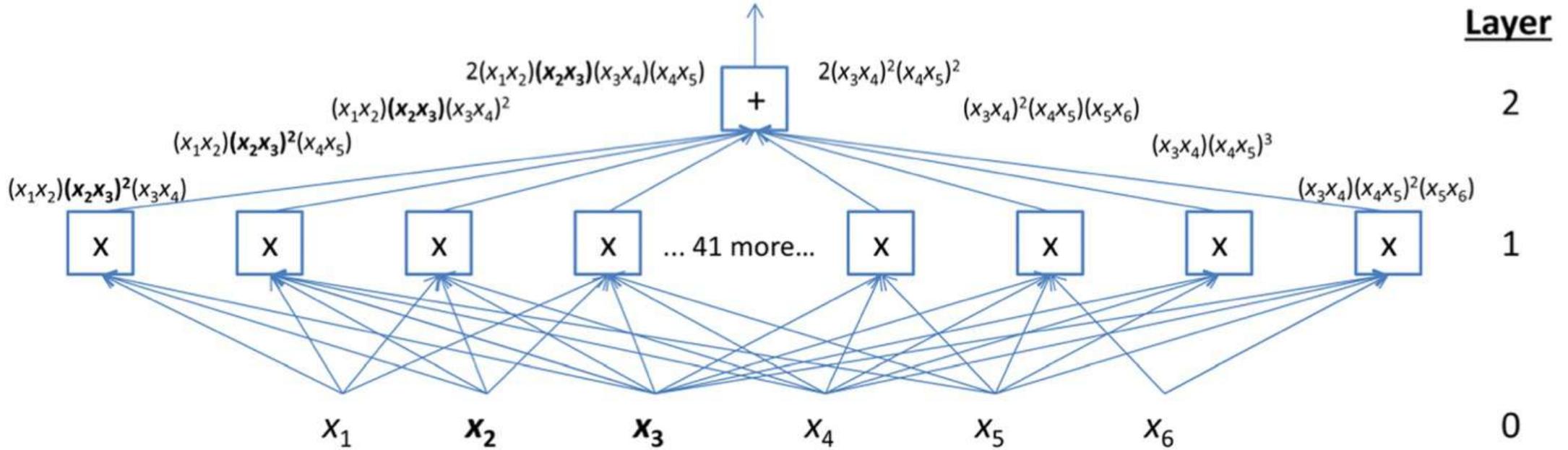


## PROFONDEUR

- 2) Avec plus d'une couche cachée - Division du travail : apprentissage et inférence plus efficaces.  
(la chaîne de montage)

## Shallow Architecture

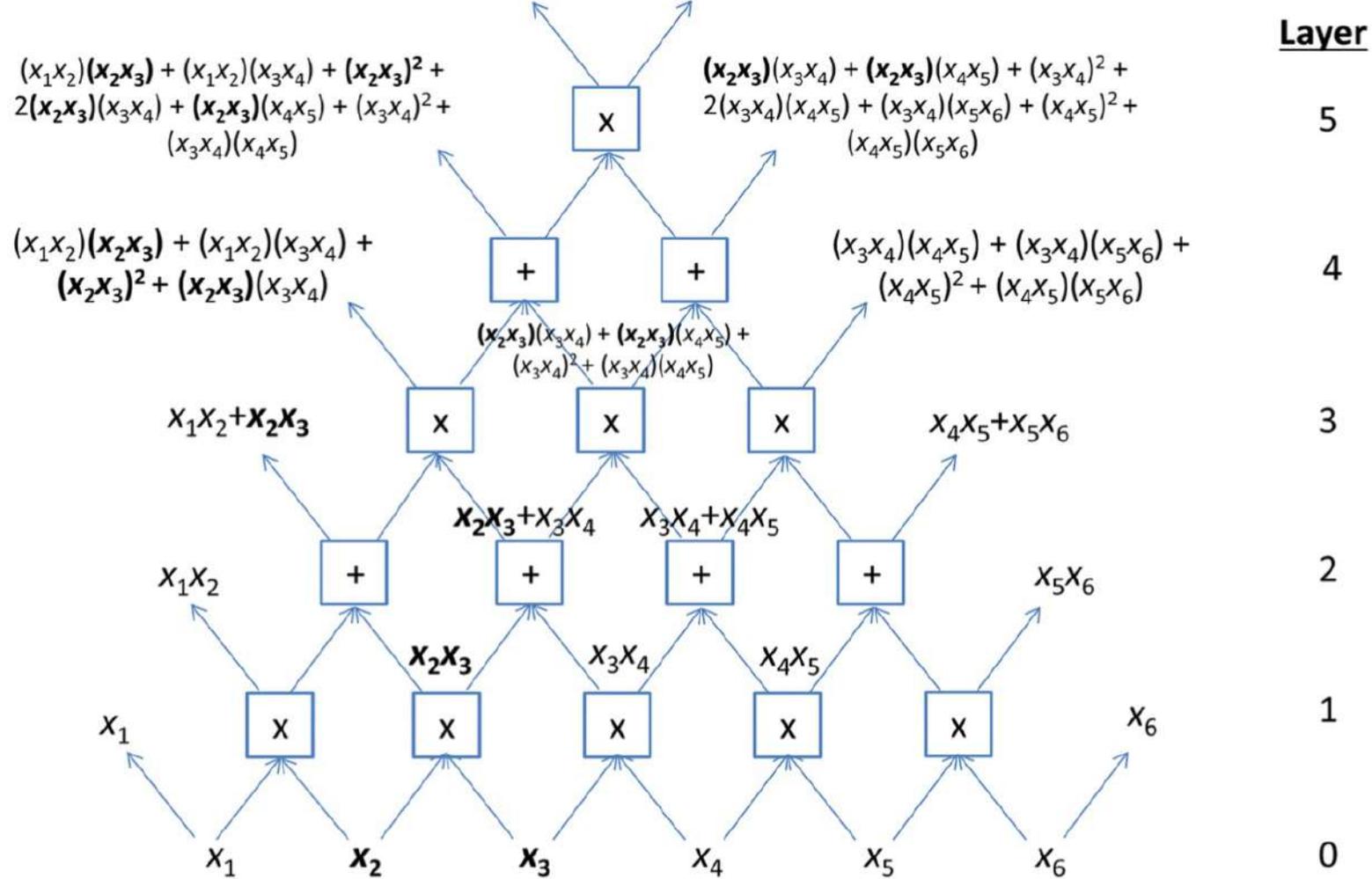
$$\begin{aligned}
 & (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_3x_4) + (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + 2(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^3 + 2(x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_2x_3)^3(x_3x_4) + (x_2x_3)^3(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^3 + 4(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_3x_4) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_3x_4) + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)(x_4x_5)^3 + (x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_5x_6) + \\
 & (x_3x_4)^3(x_2x_3) + (x_3x_4)^2(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_3x_4)^4 + 2(x_3x_4)^3(x_4x_5) + (x_3x_4)^3(x_5x_6) + (x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 & (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_2x_3) + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_2x_3) + (x_4x_5)(x_3x_4)^3 + 2(x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + (x_3x_4)(x_4x_5)^3 + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_5x_6)
 \end{aligned}$$



(b)

## Deep Architecture

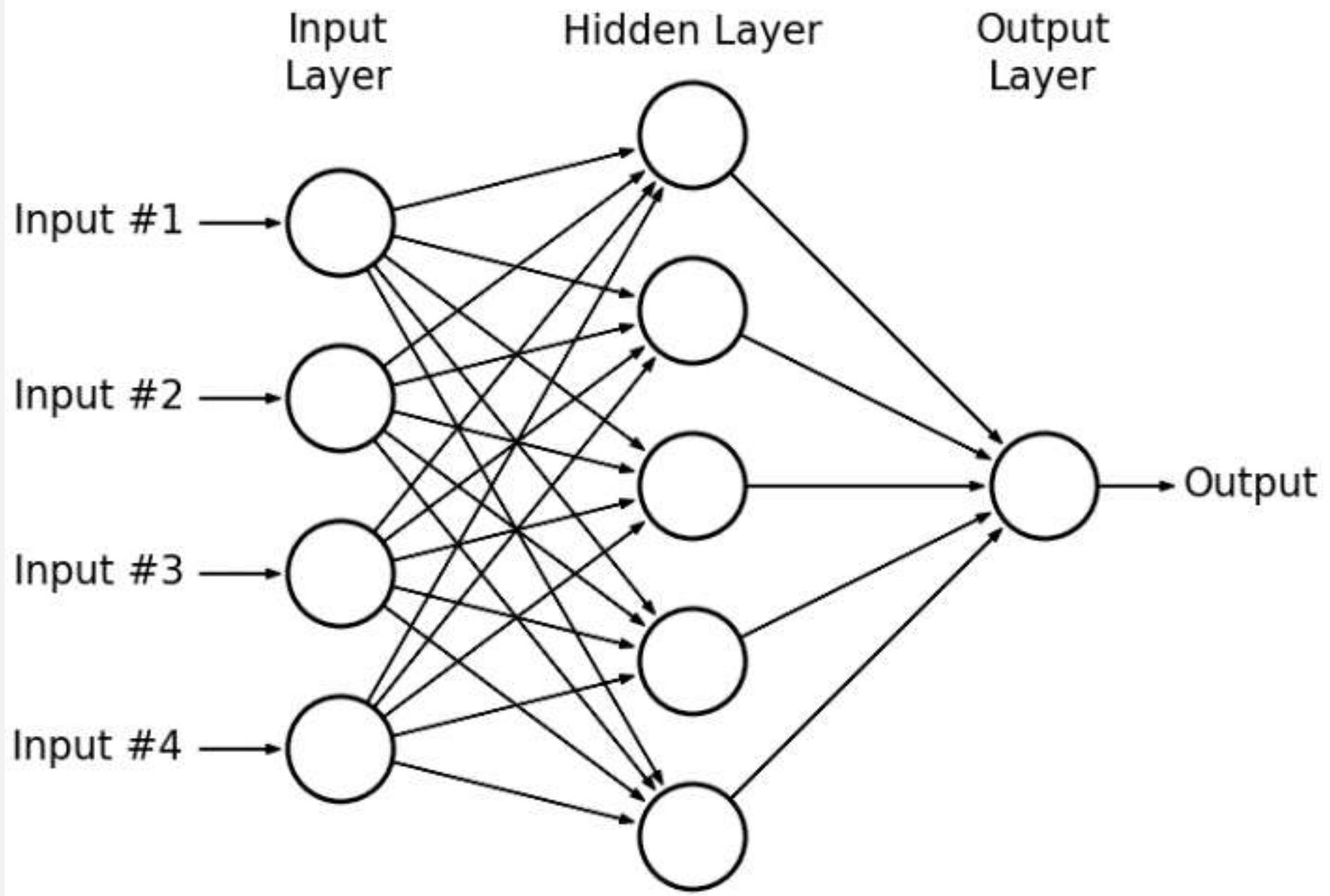
$$\begin{aligned}
 &(x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_3x_4) + (x_1x_2)(x_2x_3)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + 2(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_2x_3)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &(x_1x_2)(x_2x_3)(x_3x_4)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^3 + 2(x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + (x_1x_2)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + (x_1x_2)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_2x_3)^3(x_3x_4) + (x_2x_3)^3(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + (x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &2(x_2x_3)^2(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)^2(x_3x_4)(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^3 + 4(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_4x_5) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)^2(x_5x_6) + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)^2 + 2(x_2x_3)(x_3x_4)(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_3x_4) + (x_2x_3)^2(x_4x_5)(x_4x_5)^2 + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)^2 + 2(x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_3x_4) + (x_2x_3)(x_4x_5)(x_3x_4)(x_5x_6) + (x_2x_3)(x_4x_5)^3 + (x_2x_3)(x_4x_5)^2(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_3x_4)^3(x_2x_3) + (x_3x_4)^2(x_2x_3)(x_4x_5) + (x_3x_4)^4 + 2(x_3x_4)^3(x_4x_5) + (x_3x_4)^3(x_5x_6) + (x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + \\
 &\quad (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_2x_3) + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_2x_3) + (x_4x_5)(x_3x_4)^3 + 2(x_3x_4)^2(x_4x_5)^2 + (x_3x_4)^2(x_4x_5)(x_5x_6) + (x_3x_4)(x_4x_5)^3 + (x_3x_4)(x_4x_5)^2(x_5x_6)
 \end{aligned}$$



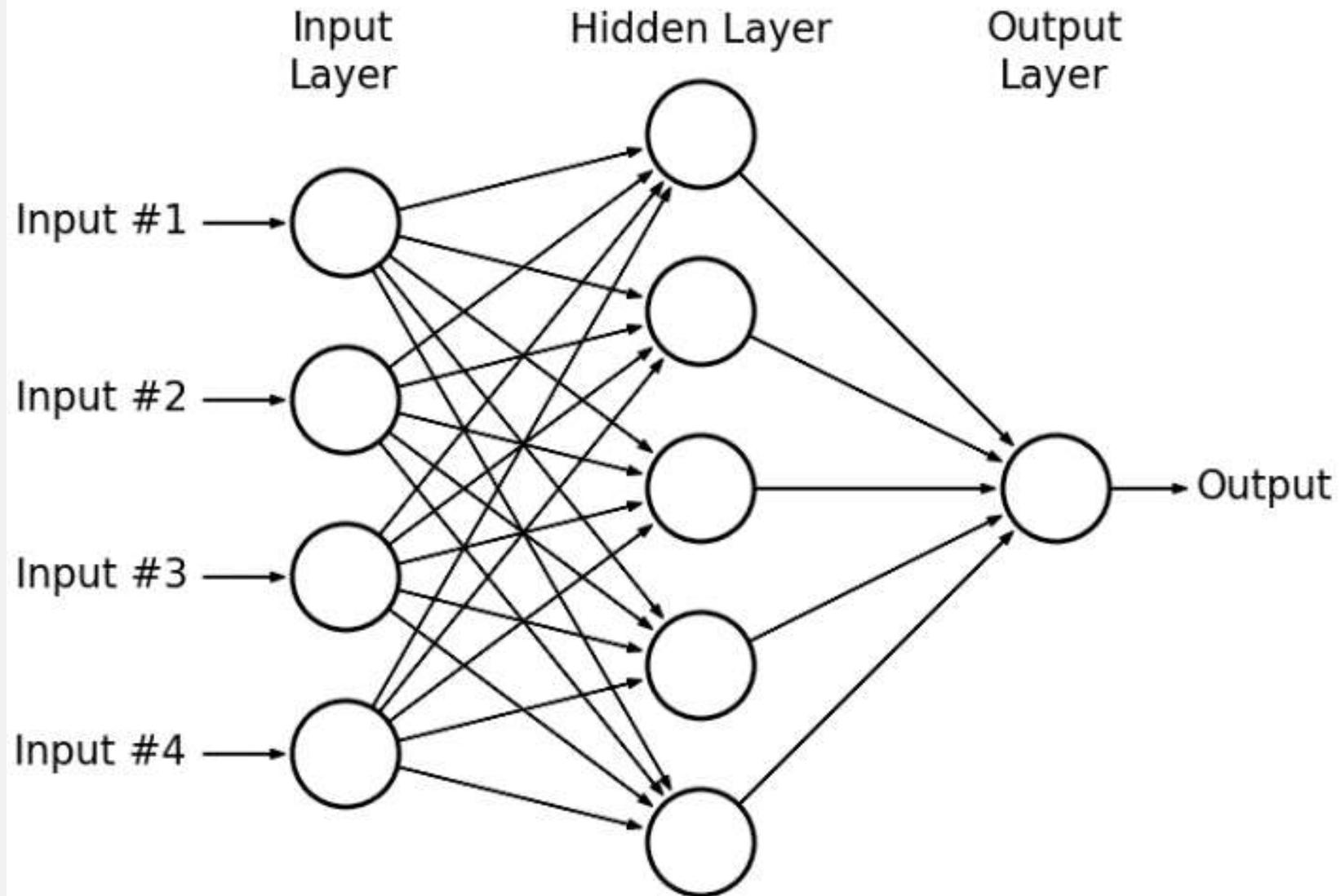
(a)

## PROFONDEUR

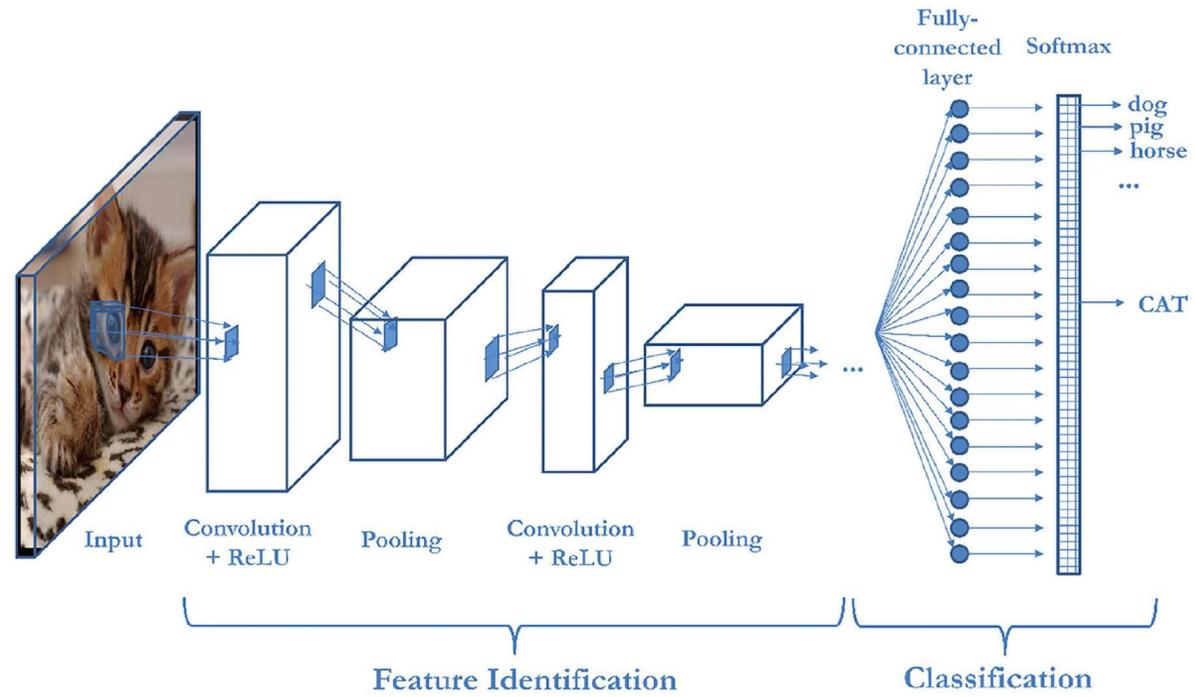
- 3) Avec divers autres types de différenciation fonctionnelle (hétérogénéité) entre les différents neurones et avec des biais inductifs qui reflètent leur sujet : efficacité encore plus grande dans l'apprentissage, régularisation contre l'overfitting.



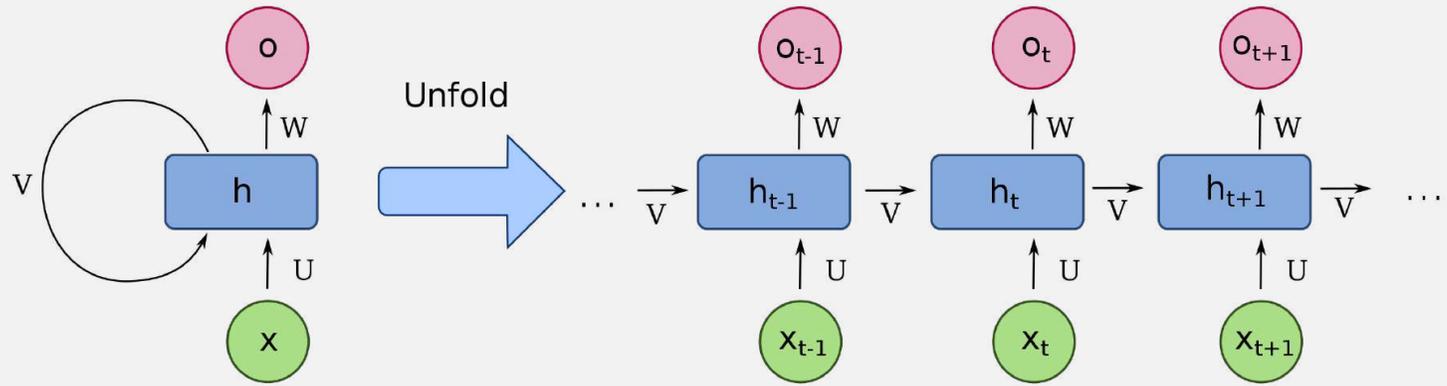
# PERCEPTRON MULTI-COUCHE



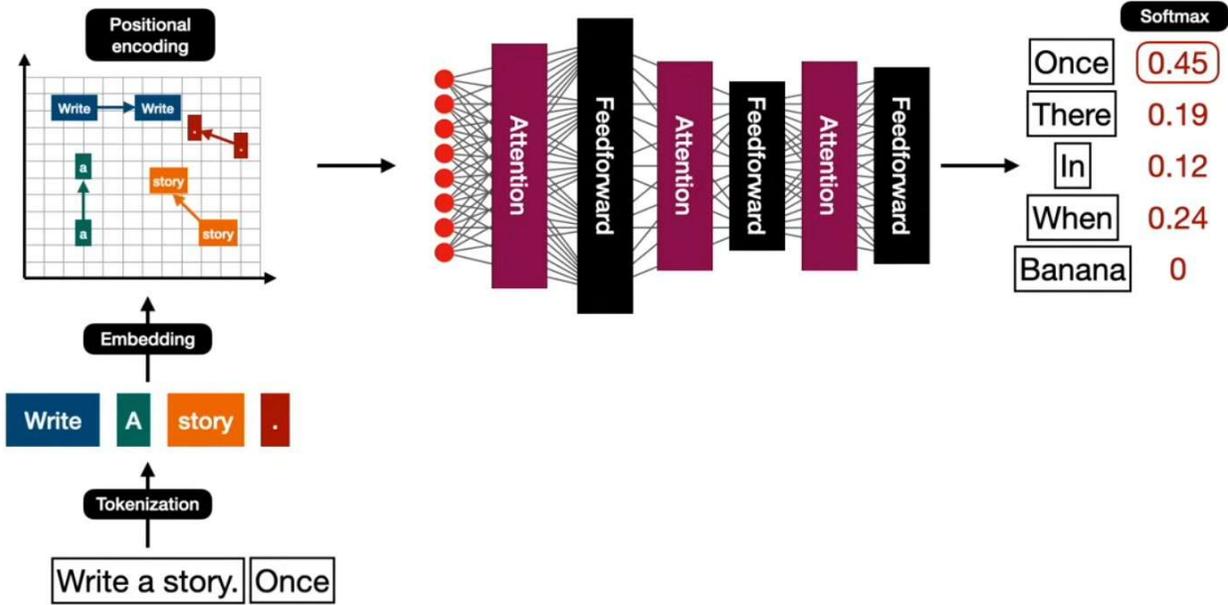
# CNN



# RNN



# TRANSFORMEUR



RÉSEAUX NEURONAUX  
CONVOLUTIONNELS : QU'EST-CE  
QUE C'EST

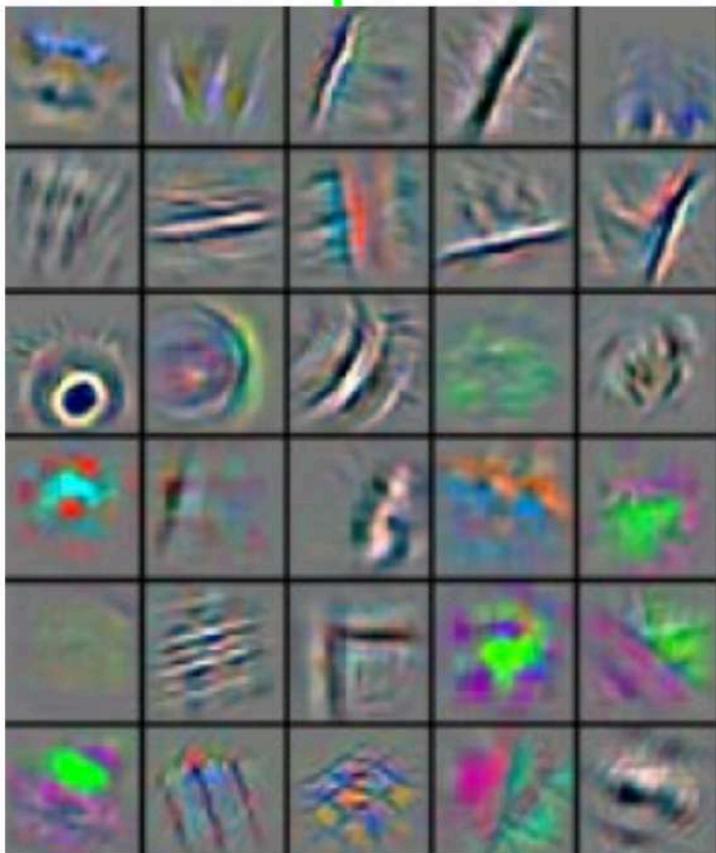
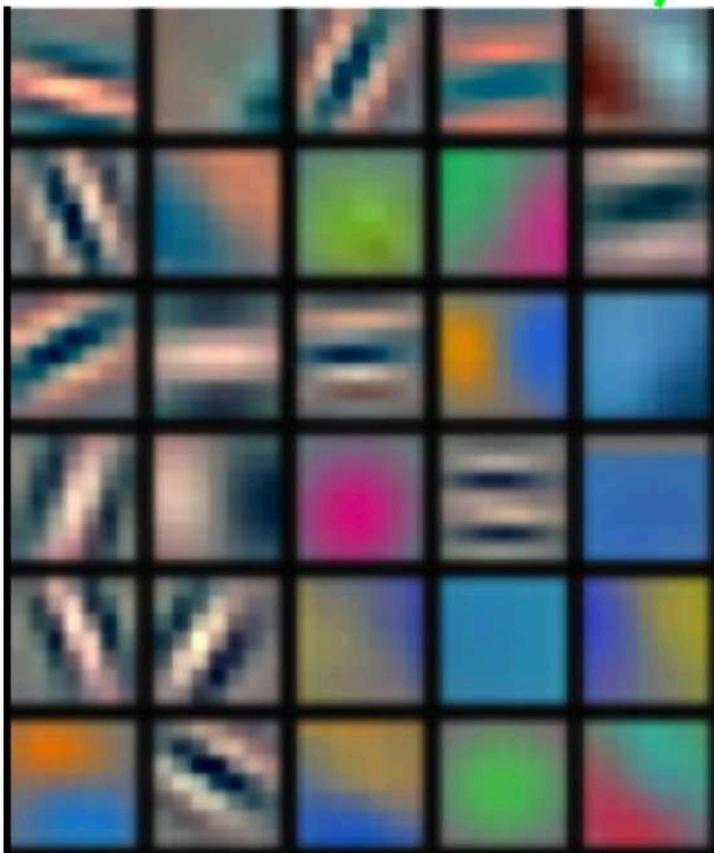


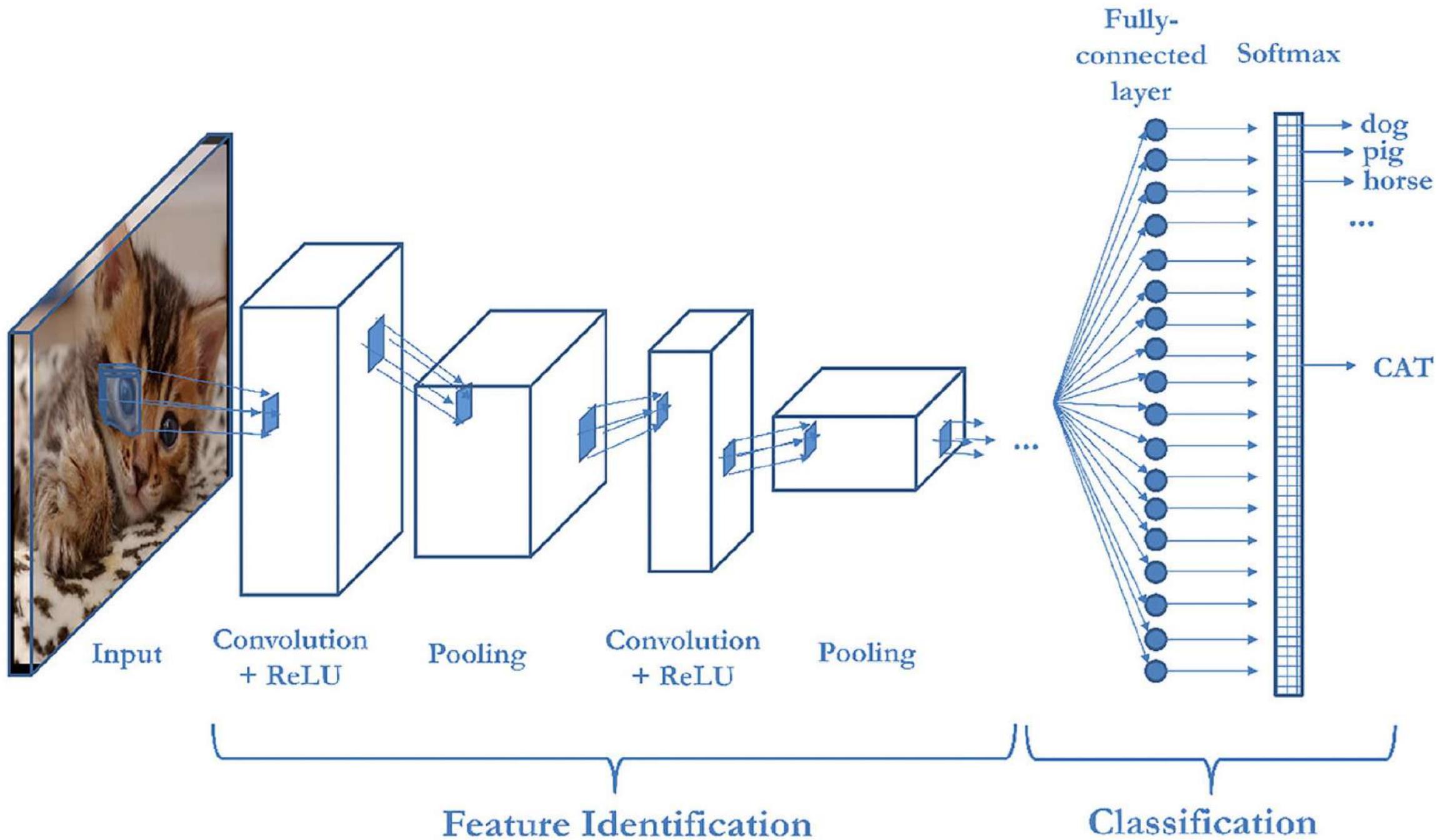
Low-Level  
Feature

Mid-Level  
Feature

High-Level  
Feature

Trainable  
Classifier





# LES RESEAUX CNN

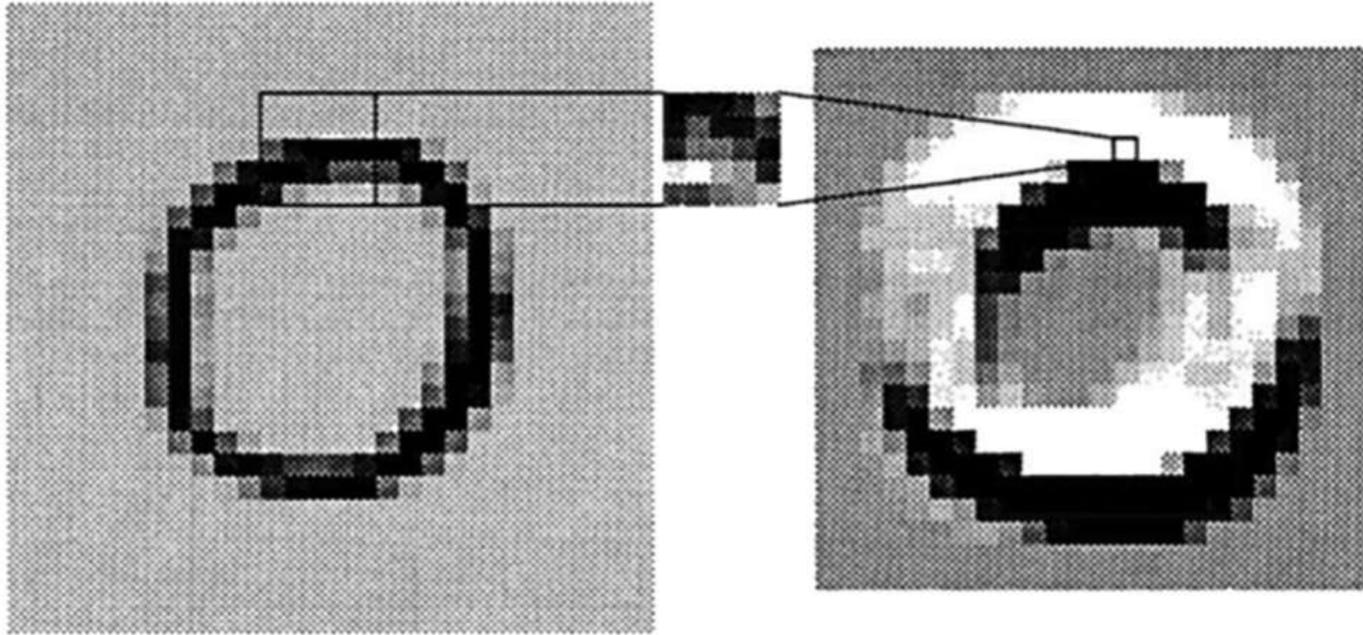
- Caractéristiques spécifiques des réseaux neuronaux convolutionnels

# LES RESEAUX CNN

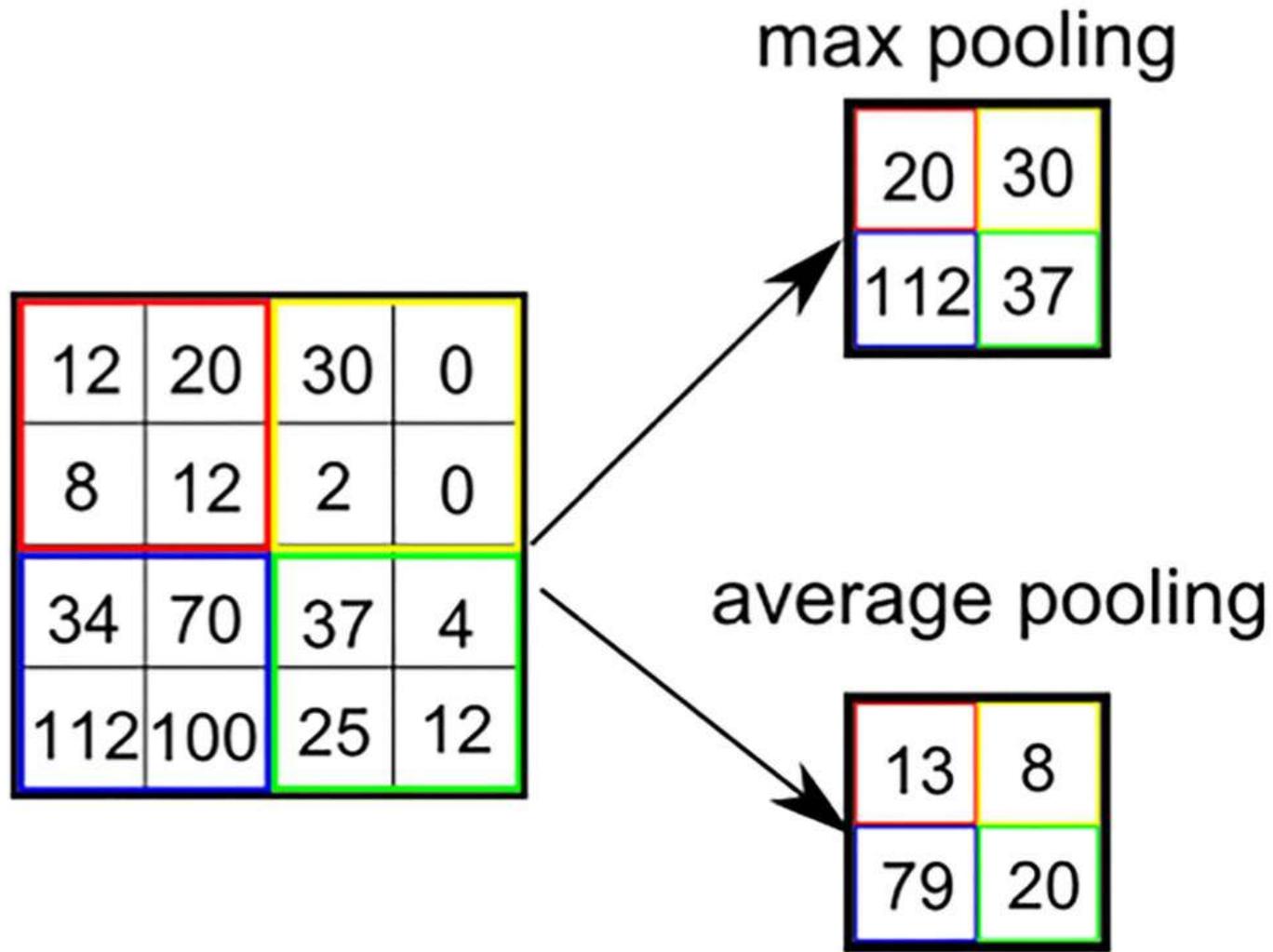
- Hétérogénéité : convolution, rectification, pooling

# LES RESEAUX CNN

- Convolution : amplifie une certaine caractéristique (par exemple, un bord) dans une petite zone
- Rectification : définit un seuil pour la présence ou l'absence de cette caractéristique dans cette zone
- Pooling: Regroupe les rectificateurs de régions proches ou qui se chevauchent, par exemple, dit «oui» si l'un des rectificateurs dit «oui».



**FIGURE 3** An example of the visual output of a single convolutional kernel on real handwritten digit data in a trained convolutional network (reproduced from LeCun et al., 1990, 399). This (learned) kernel (in center) detects something like curves at the top or bottom of a digit (with source data on the left and transformed output on the right—often called a “feature map”)



**FIGURE 4** A comparison of max pooling with average pooling for downsampling across activation received from the same receptive fields (reproduced from Singhal, 2017)

## LES RESEAUX CNN

- Outils pour lutter contre l'overfitting : régularisation - comment éviter «d'enseigner au test».
- De nombreuses approches ici - perturber un peu au hasard, d'autres façons d'exiger que le mappage soit aussi simple que possible...

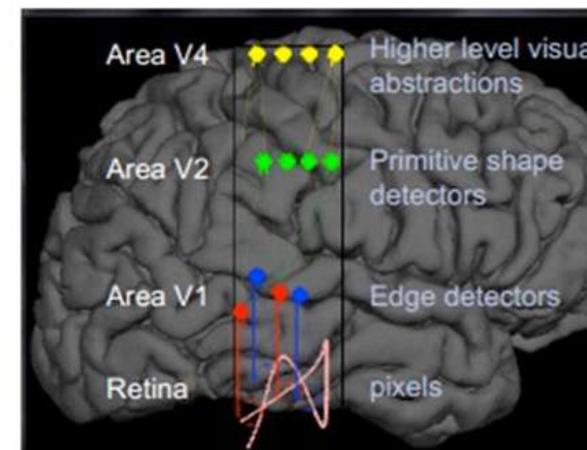
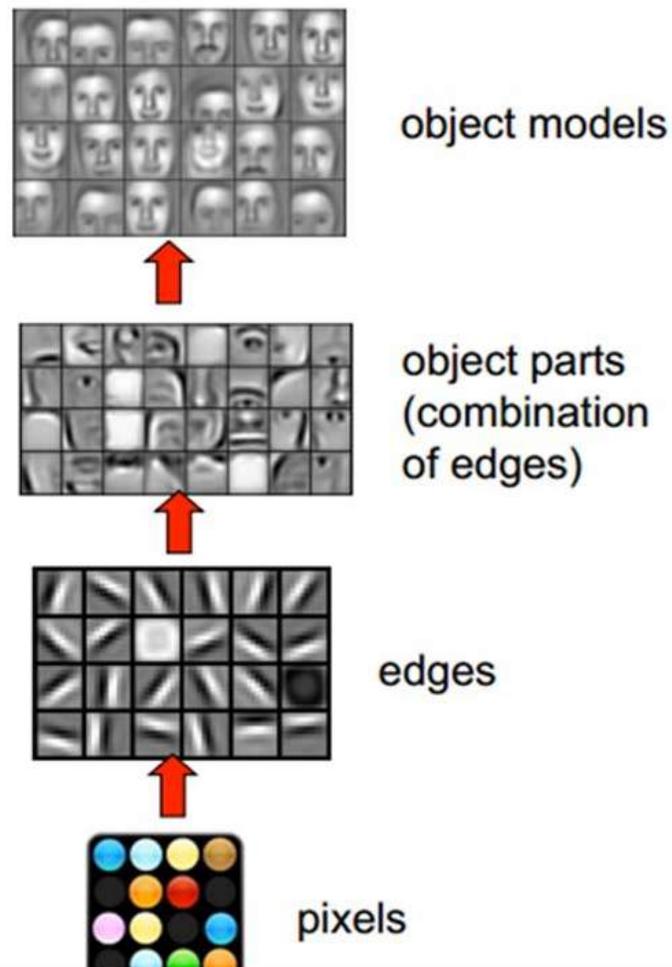
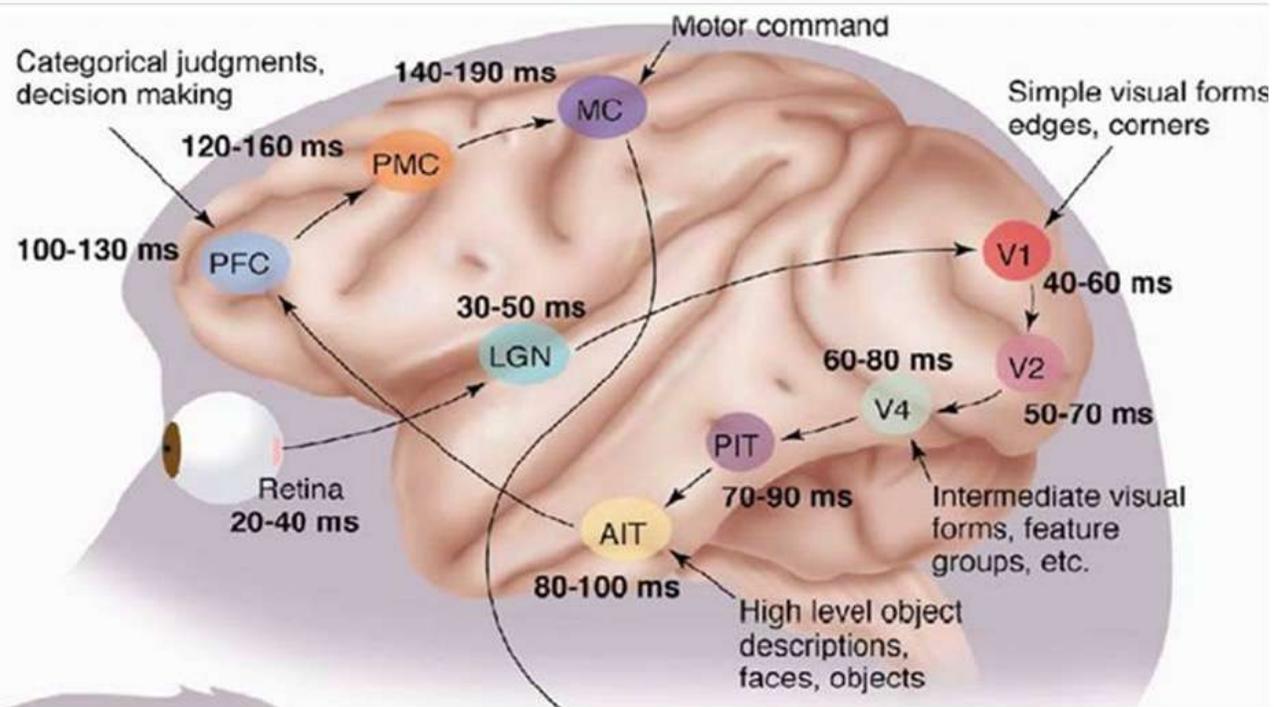
LES CNN : PERÇOIVENT-ILS ?

## LES RESEAUX CNN

- Structurellement, il y a beaucoup de points communs avec le système visuel humain.

# ConvNets VS Visual Neuroscience

- Lower-level  $\rightarrow$  higher-level
- LGN-V1-V2-V4-IT ventral pathway (Hubel, 1962, ref. 43; Felleman, 1991, ref. 44)
- Time-delay neural networks (ref. 45-48)
- Document reading, object detection, ... (ref. 49-52)



## LES RESEAUX CNN

- Bien sûr, d'autres éléments peuvent être nécessaires pour la conscience (un espace de travail global, etc.) mais considère des points de vue comme celui de Ned Block, selon lequel les mécanismes d'ordre supérieur ne sont pas nécessaires !

## LES RESEAUX CNN

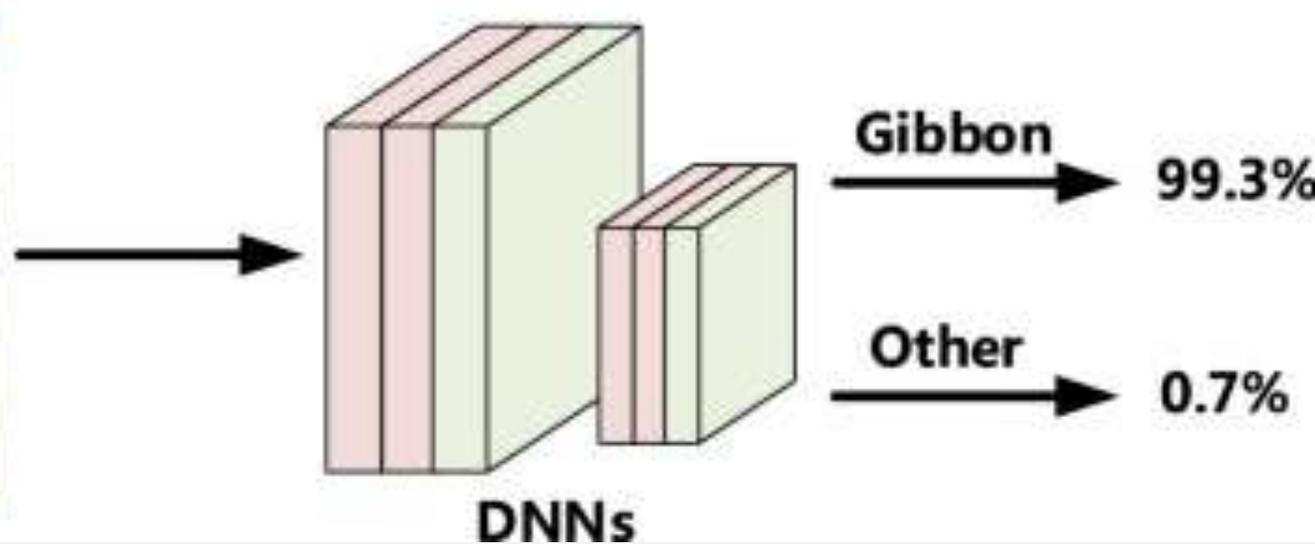
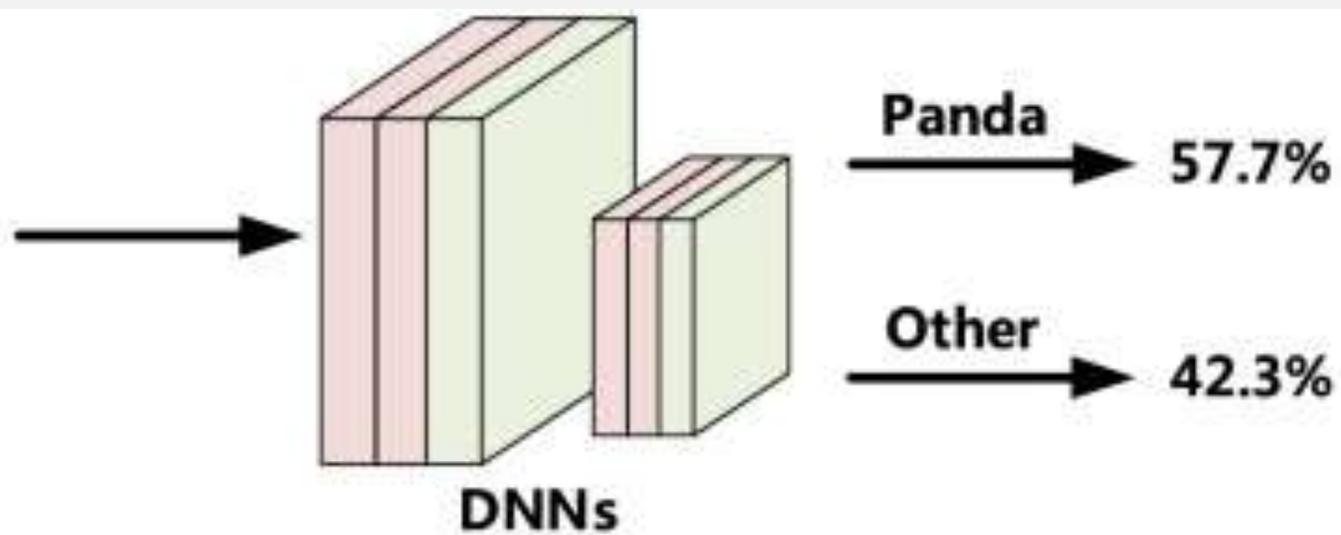
- Une caractéristique très étrange : les exemples adversariales.
- La plupart ou tous les classificateurs d'images (ou de sons) peuvent être perturbés par un signal spécialement adapté, mais très faible, pour changer n'importe quelle décision en presque n'importe quelle autre !



+



=





$x$

“panda”

57.7% confidence

+ .007 ×



$\text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

“nematode”

8.2% confidence

=



$x +$

$\epsilon \text{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$

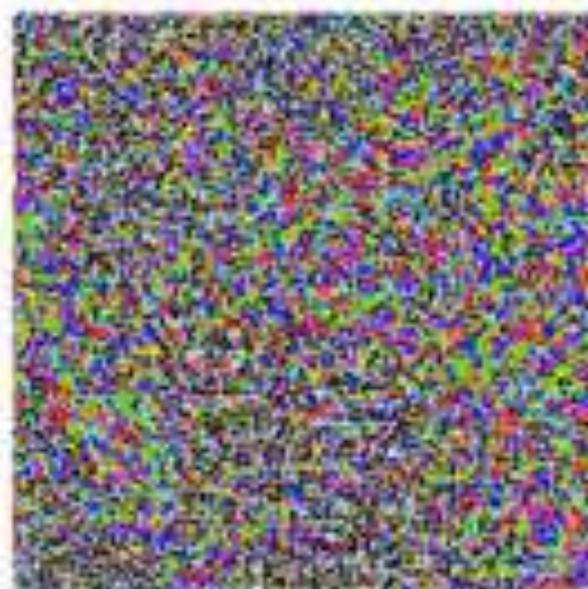
“gibbon”

99.3 % confidence



'Duck'

+



$\times 0.07$

=



'Horse'



'How are you?'

+



$\times 0.01$

=

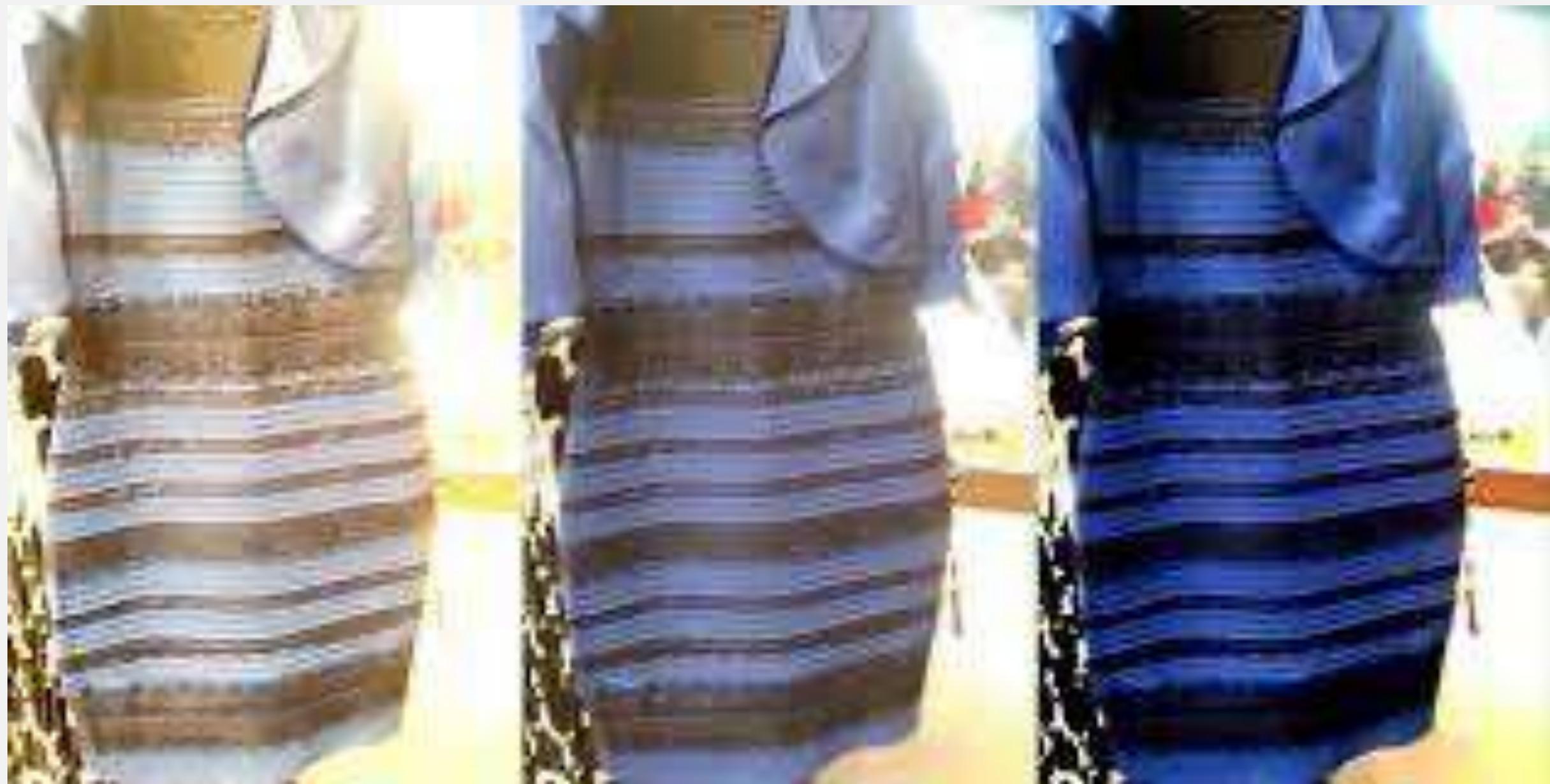


'Open the door'

## LES RESEAUX CNN

- On peut se demander ce qu'il faut dire à ce sujet.  
On peut dire que nous sommes sensibles à des choses similaires :





## LES RESEAUX CNN

- Exemples audio également (Yanni-laurel)
- <https://www.nytimes.com/interactive/2018/05/16/upshot/audio-clip-yanny-laurel-debate.html>

## LES RESEAUX CNN

- En gros, le point est qu'il existe des chemins détournés surprenants dans l'espace de qualité...
- Mais la question est de savoir si nous sommes assez différents

# NATIVISME VS EMPIRISME

# LES RESEAUX CNN

nativisme vs empirisme: le grand vieux débat entre Hume et Kant : apprenons-nous simplement de l'expérience ou avons-nous des concepts innés ?

Les CNN montrent une façon dont nous pouvons apprendre à effectuer une tâche très impressionnante - la classification d'images - sans aucun concept inné.

## LES RESEAUX CNN

- Il faut souligner que le succès des CNN au cours des 15 dernières années est venu après des décennies d'efforts sur différentes approches dans lesquelles les règles pour savoir comment déduire des arrangements de bords et de contrastes, à des caractéristiques plus complexes (GOFAL / systèmes experts / Fodor) - mais ces approches ont toutes échoué.

## LES RESEAUX CNN

- La grande avancée ici est de permettre au réseau d'apprendre tout seul à quelles caractéristiques précoces il doit s'intéresser.
- (Les programmeurs limitent, par exemple, *le nombre* de pixels de chaque neurone dans une couche convolutive, ou à quel endroit du champ visuel ils se trouvent, mais pas *les caractéristiques* qu'il classe).

## LES RESEAUX CNN

Cela dit, il est évident que la différenciation fonctionnelle que les programmeurs spécifient est bien plus qu'une véritable ardoise vierge - les CNN fonctionnent parce qu'ils exploitent la structure spatiale des images, par exemple...

## LES RESEAUX CNN

Nous devons aussi mentionner que pour réussir à former un tel système, il faut l'exposer à des millions d'exemples - un processus qui prend beaucoup de temps et de calcul. Un enfant de 3 ans peut apprendre des concepts visuels (regarde, c'est un gibbon) après un seul exemple. On peut supposer que cet entraînement se déroule, pour nous, sur une échelle de temps évolutive... (ce qui favorise la position nativiste). Peut-être devrions-nous considérer cela comme une réconciliation des deux positions...

RÉSEAUX NEURONAUX  
RÉCURRENTS / ATTENTION /  
TRANSFORMEURS

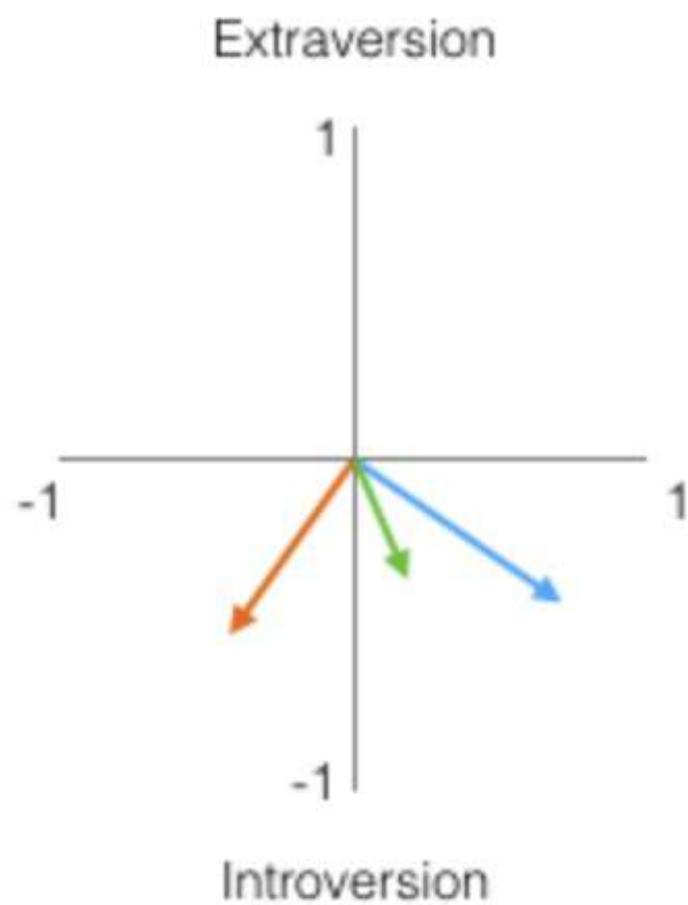
# VECTORISATION SÉMANTIQUE

# Personality Embeddings: What are you like?

*"I give you the desert chameleon, whose ability to blend itself into the background tells you all you need to know about the roots of ecology and the foundations of a personal identity" ~Children of Dune*

On a scale of 0 to 100, how introverted/extraverted are you (where 0 is the most introverted, and 100 is the most extraverted)? Have you ever taken a personality test like MBTI – or even better, the [Big Five Personality Traits](#) test? If you haven't, these are tests that ask you a list of questions, then score you on a number of axes, introversion/extraversion being one of them.

Openness to experience	79	out of 100
Agreeableness	75	out of 100
Conscientiousness	42	out of 100
Negative emotionality	50	out of 100
Extraversion	58	out of 100



	Trait #1	Trait #2			
Jay	-0.4	0.8			
Person #1	-0.3	0.2			
Person #2	-0.5	-0.4			

Trait #1  
Trait #2  
Trait #3  
Trait #4  
Trait #5

Jay

-0.4	0.8	0.5	-0.2	0.3
------	-----	-----	------	-----

Person #1

-0.3	0.2	0.3	-0.4	0.9
------	-----	-----	------	-----

Person #2

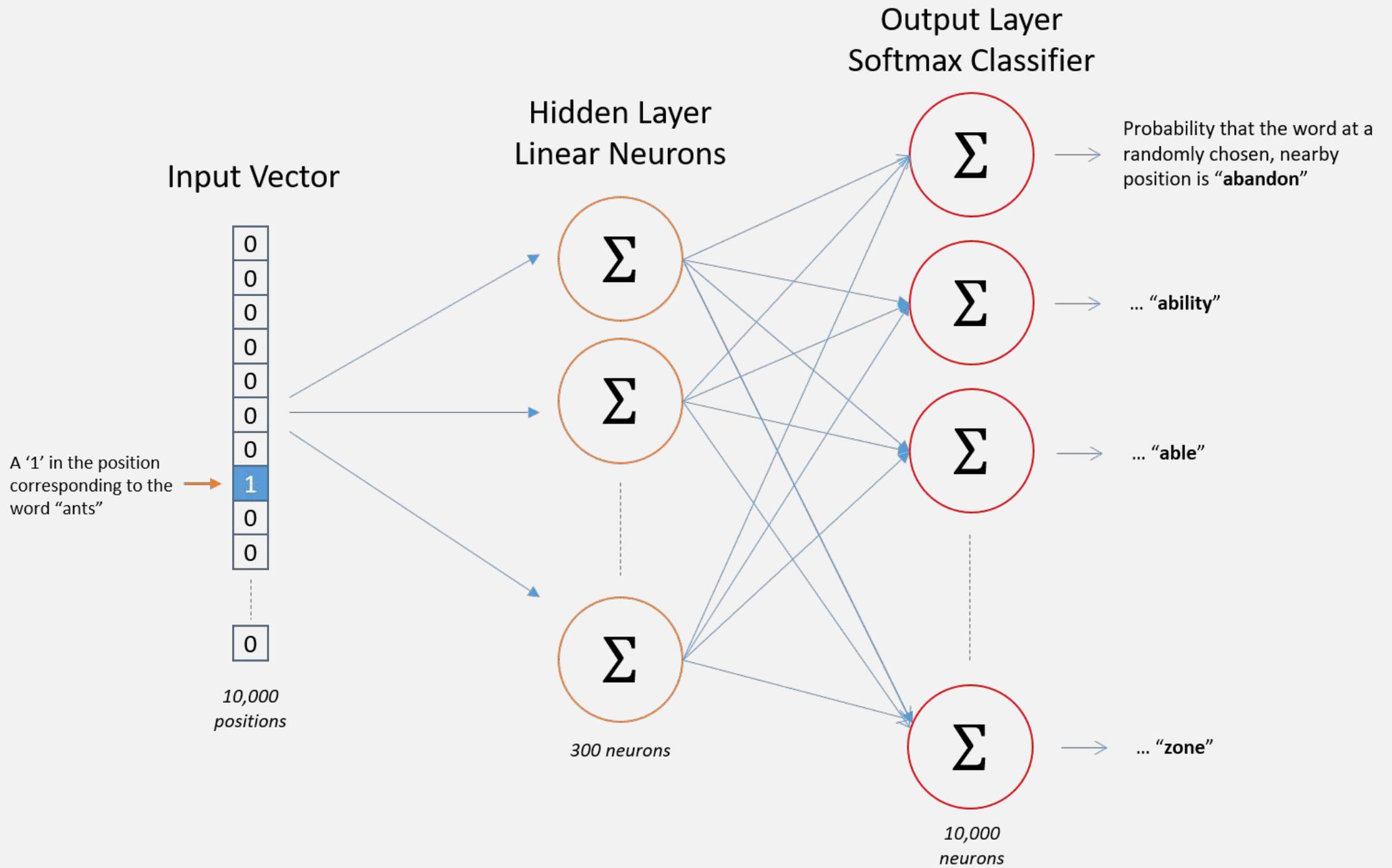
-0.5	-0.4	-0.2	0.7	-0.1
------	------	------	-----	------

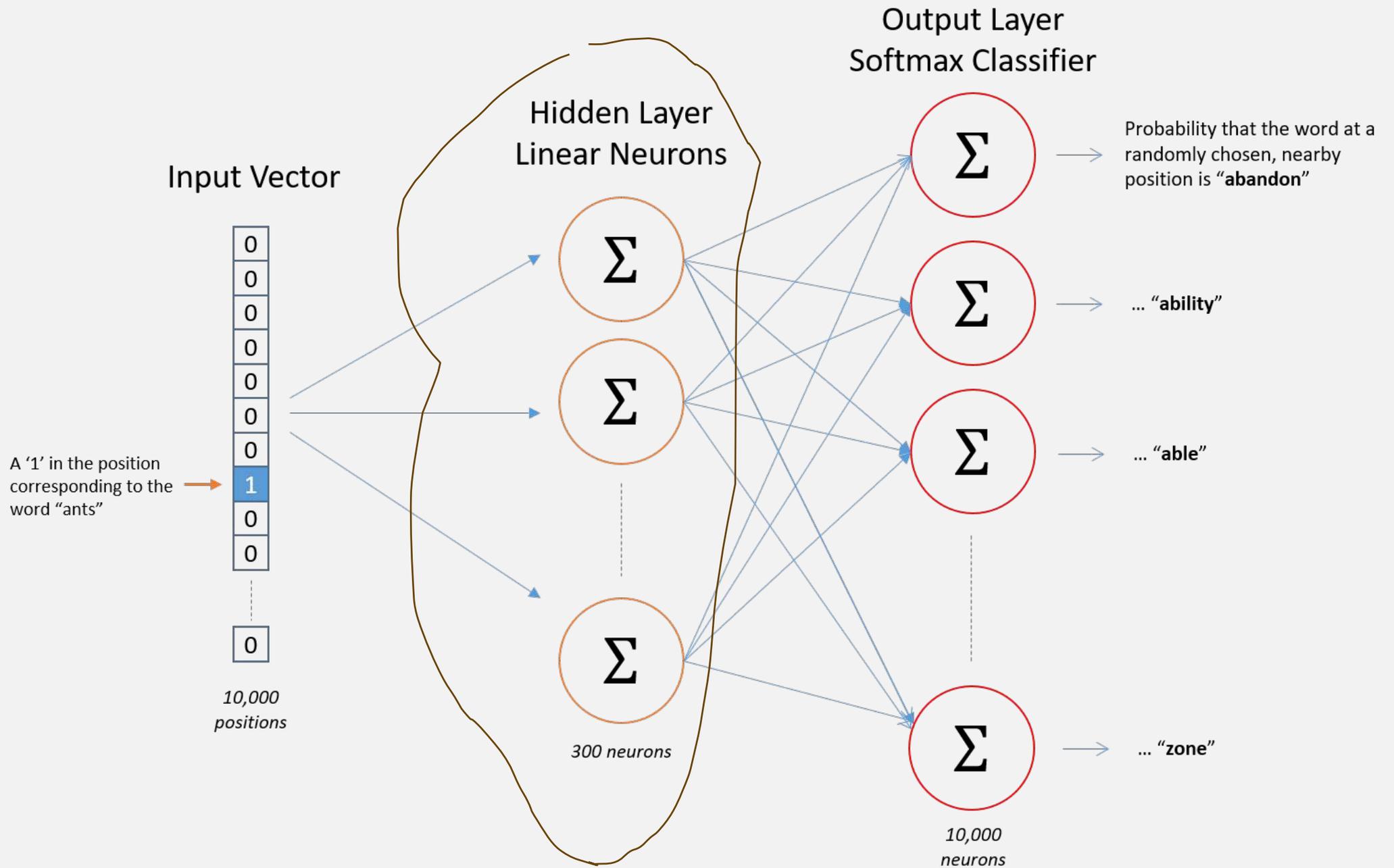
## VECTORISATION SEMANTIQUE

Ce qui est surprenant, c'est que tu peux entraîner un réseau à construire un système de vectorisations comme celui-ci, en découvrant ses propres dimensions, sur la base d'une simple tâche de modélisation des statistiques avec lesquelles les mots se retrouvent les uns à côté des autres dans les textes...

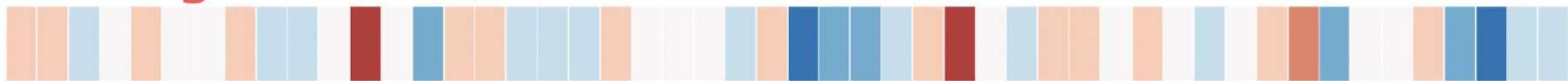
## VECTORISATION SEMANTIQUE

... et les vectorisations que le système découvre captureront la structure de similarité sémantique. (une confirmation de ce que certains linguistes appellent «l'hypothèse de distribution»)





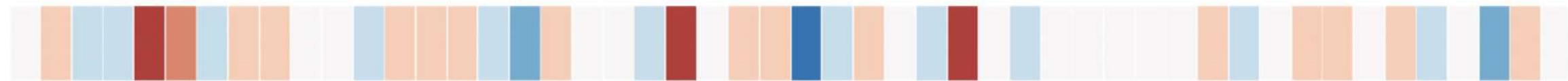
“king”



“Man”



“Woman”



queen

woman

girl

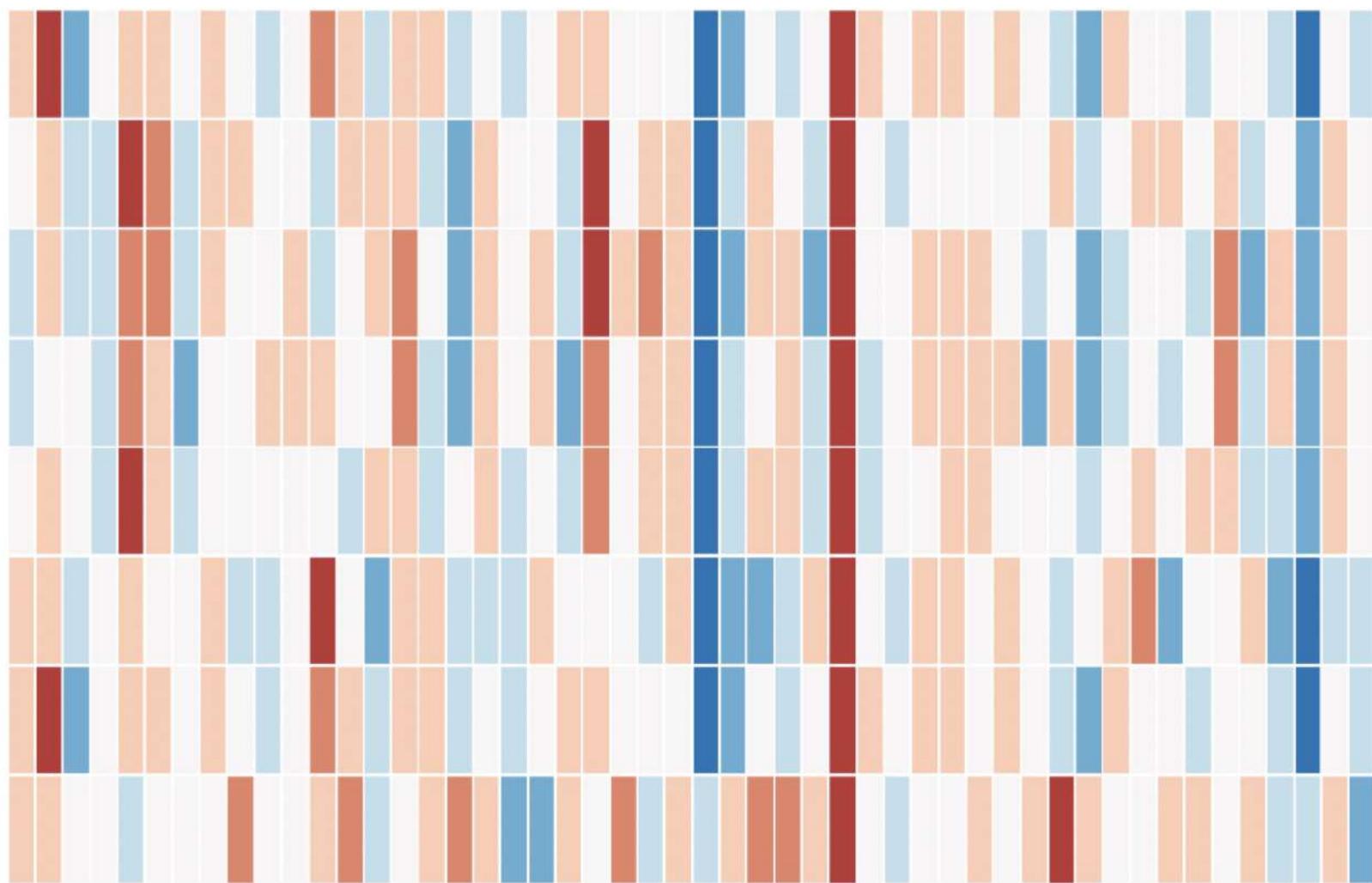
boy

man

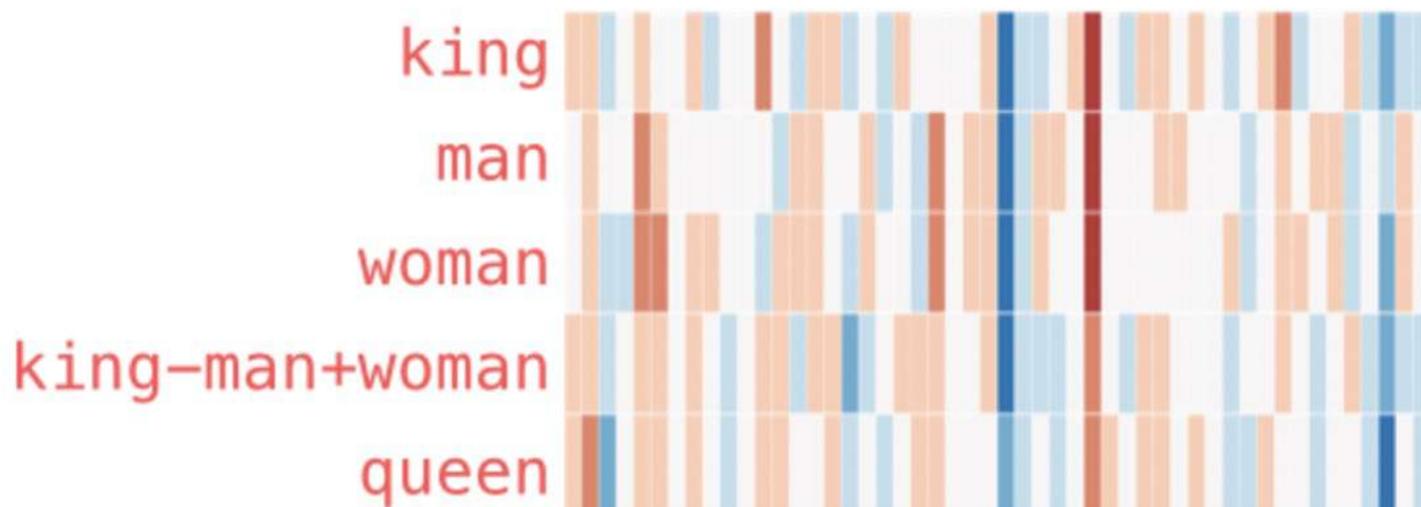
king

queen

water



king - man + woman  $\approx$  queen

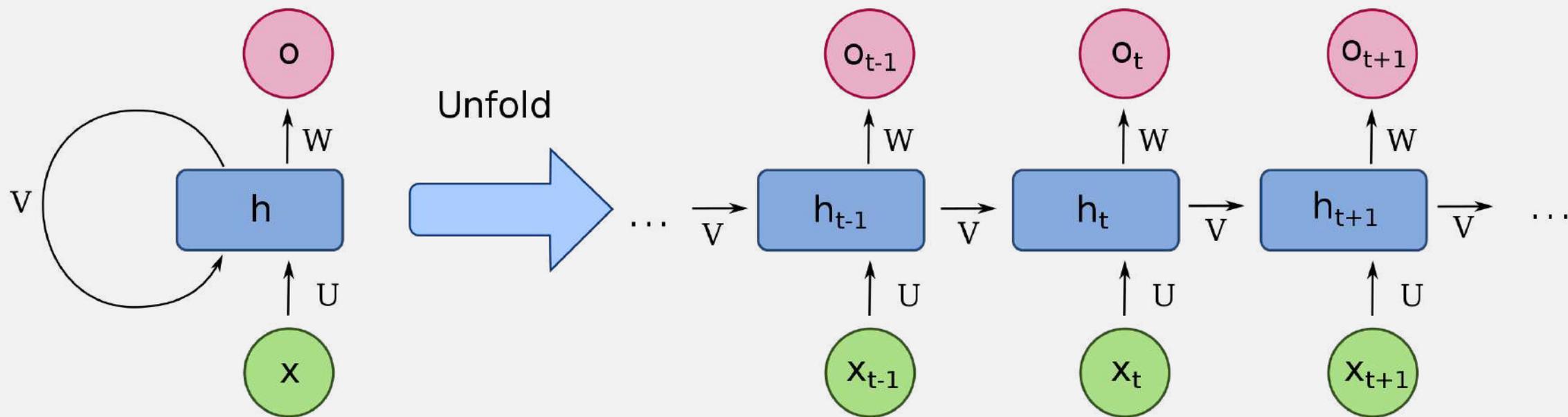


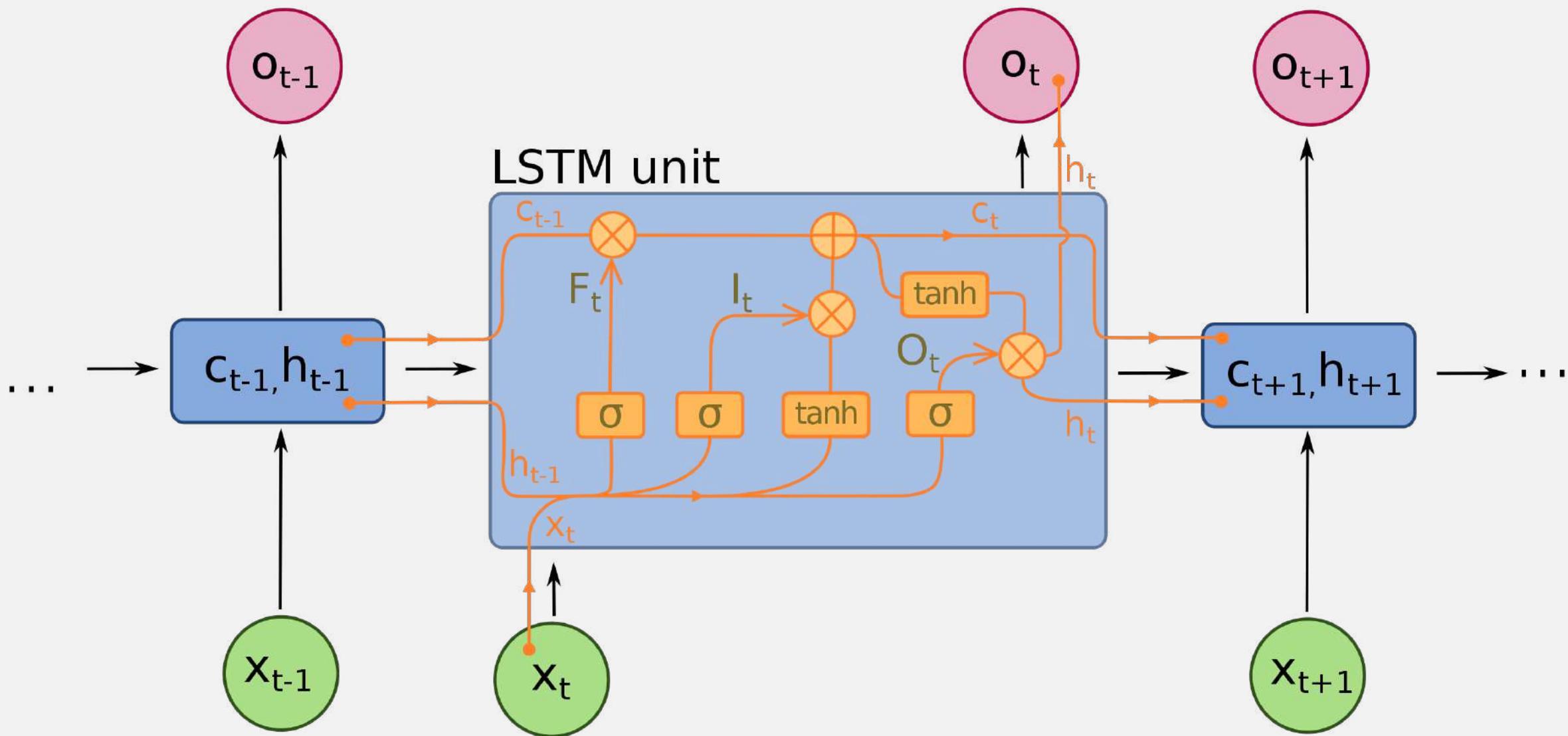
The resulting vector from "king-man+woman" doesn't exactly equal "queen", but "queen" is the closest word to it from the 400,000 word embeddings we have in this collection.

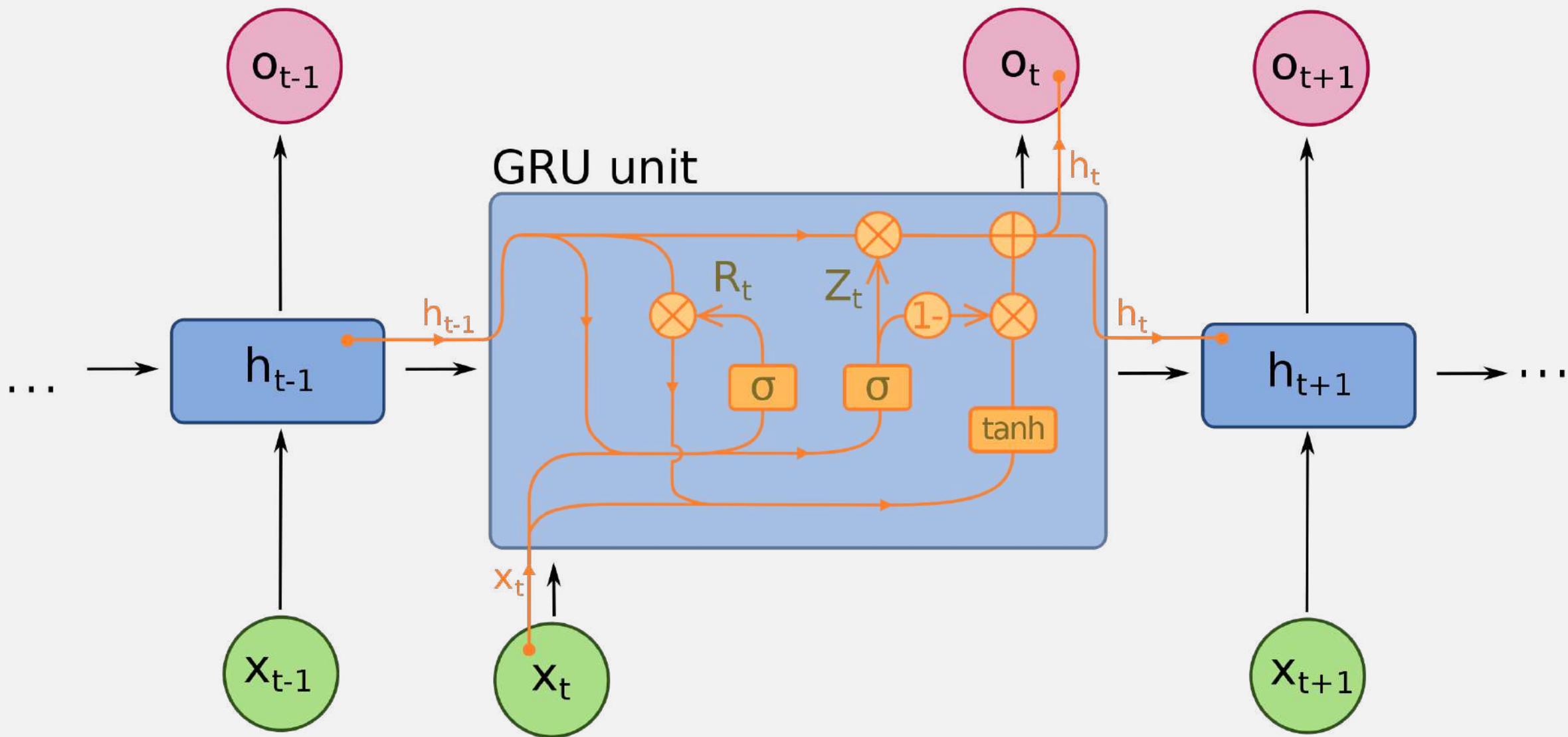
## VECTORISATION SEMANTIQUE

L'idée est donc que tu peux demander au système d'apprendre un tas de traits, puis d'apprendre une représentation pour tous les mots qu'il doit représenter, et ensuite il peut traiter les entrées vectorielles qui représentent des mots ou des séquences de mots.

# LES RNN







## LES RNN

Lorsqu'un neurone d'un tel réseau traite une entrée, il applique ce qu'il a appris la dernière fois.

## LES RNN

Une entrée peut être une série de vecteurs représentant une phrase. La sortie sera une autre séquence, mais le terme suivant est influencé par le terme le plus récent qu'il a sorti, ainsi que par une entrée (par exemple, la séquence codée).

## LES RNN

T1: “I am hungry”: → “Je”

T2: “I am hungry, Je” → “J’ai”

T3: “I am hungry, J’ai” → “J’ai faim”

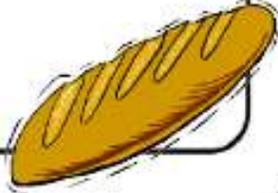
# LE DÉFI DU CONTEXT

## LE DÉFI DU CONTEXTE

- Comme tout linguiste te le dira, le langage est ambigu et dépend du contexte
- Comment un ordinateur pourrait-il saisir les subtilités du contexte (cf. l'article de Landgrebe et Smith) ?

J'ai mangé une

baguette avec du  
fromage.



La fée a jeté un sort  
avec sa baguette.



Baguette

Les musiciens suivent la  
baguette du chef  
d'orchestre.



Dans la forêt, le Petit  
Chaperon Rouge a  
croisé le loup.



Au Carnaval, j'ai mis un  
loup pour ne pas  
qu'on me reconnaisse.

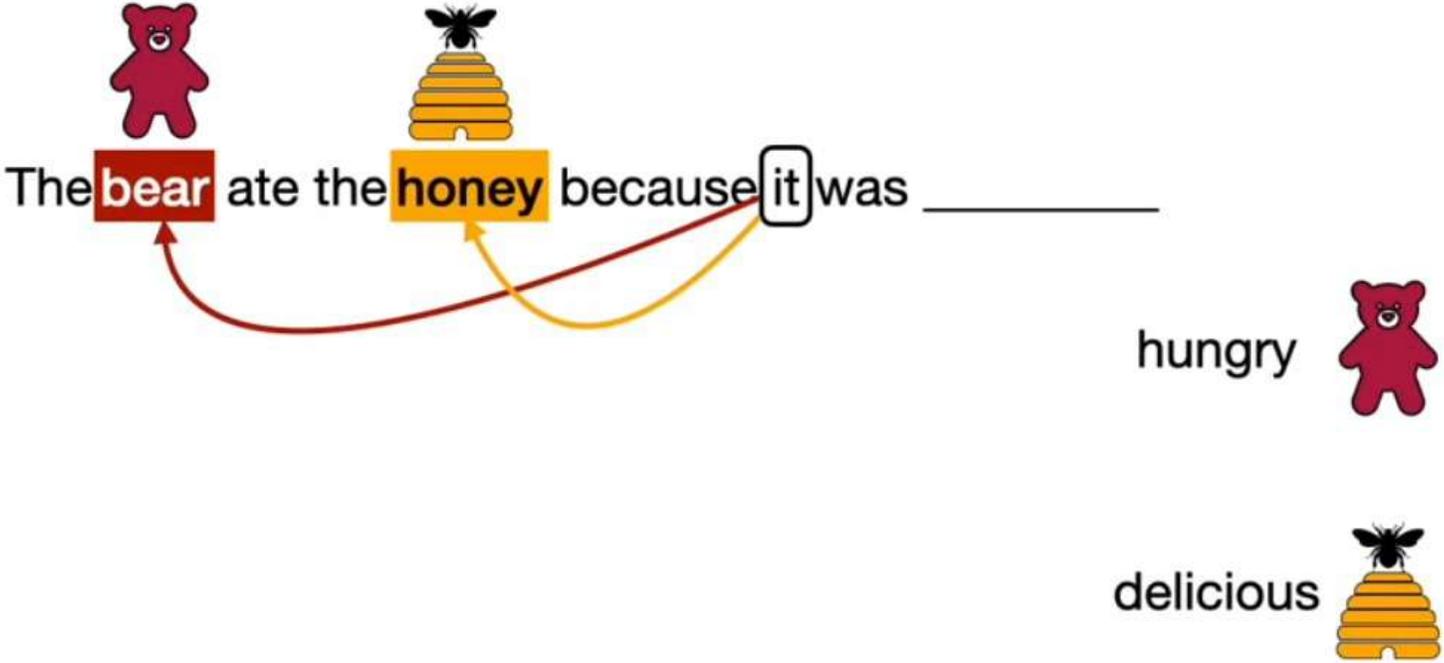


Loup

Le loup nage dans la  
mer.



# Using context





# MÉCANISMES ATTENTIONNELS

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- L'objectif principal des mécanismes attentionnels est de modifier «temporairement» les vectorisations des mots (pour désambiguïsation contextuelle).

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- Compare : l'idée générale de l'attention sensorielle est d'augmenter le volume des neurones dont tu fais attention
- (rappelle que les vectorisations sont en fait définis par les poids neuronaux)

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- différences possibles avec attention sensoriel:
- 1) Les mécanismes attentionnels de l'IA pour LLM agissent par paire, par exemple, ils ressemblent davantage à un champ gravitationnel, où tout agit sur tout... il est possible que l'attention sensorielle ne fonctionne pas de cette façon.

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- différences possibles avec attention sensoriel:
- 1) En particulier, l'attention sensorielle met généralement en avant une chose et fait passer les autres au second plan. L'attention de l'IA (pour les LLM) ne fait que modifier la proximité des choses les unes par rapport aux autres

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- différences possibles avec attention sensoriel:
- 2) L'attention sensorielle peut réellement modifier les poids neuronaux, tandis que l'attention de l'IA produit simplement une nouvelle couche pour simuler ce que la sortie aurait été si les poids avaient été modifiés

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

- différences possibles avec attention sensoriel:
- 3) L'attention sensorielle peut être top-down, c'est-à-dire dirigée par ce que tu penses ou ressens, plutôt que par ce que tu vois ou entends. Dans l'IA, l'attention est entièrement fonction de ce que tu « vois »

## MÉCANISMES ATTENTIONNELS

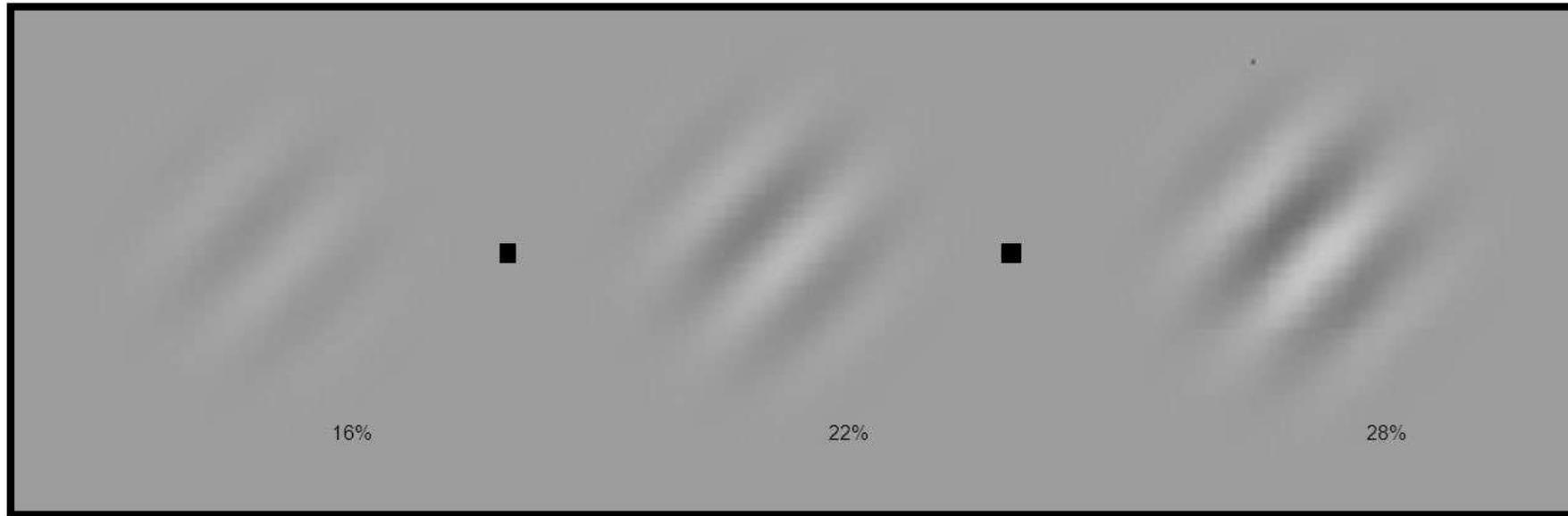
- différences possibles avec attention sensoriel:
- 4) Intuitivement, l'attention sensorielle ne modifie pas le contenu de ta représentation, elle se contente de «zoomer» - en revanche l'attention en IA modifie l'encastrement qui donne le sens lui-même
- Mais ...

# Attention alters contrast appearance

Test Cued

Neutral

Standard Cued



*Carrasco, Ling & Read  
Nature Neurosci, 2004*

# Attention

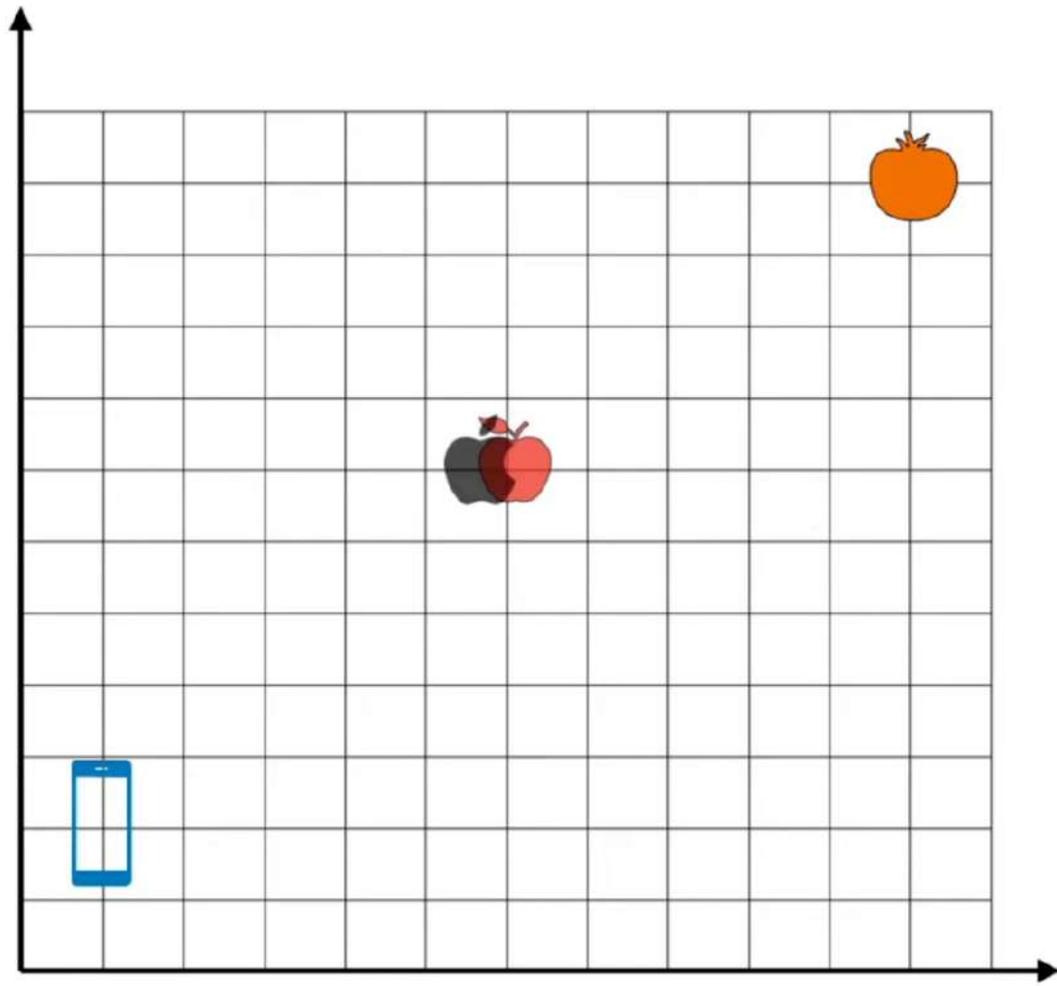
please buy an **apple** and an **orange**

A curved arrow points from the word 'orange' to the word 'apple'. The word 'orange' is enclosed in a red rounded rectangle.

**apple** unveiled the new **phone**

A curved arrow points from the word 'phone' to the word 'apple'. The word 'phone' is enclosed in a red rounded rectangle.

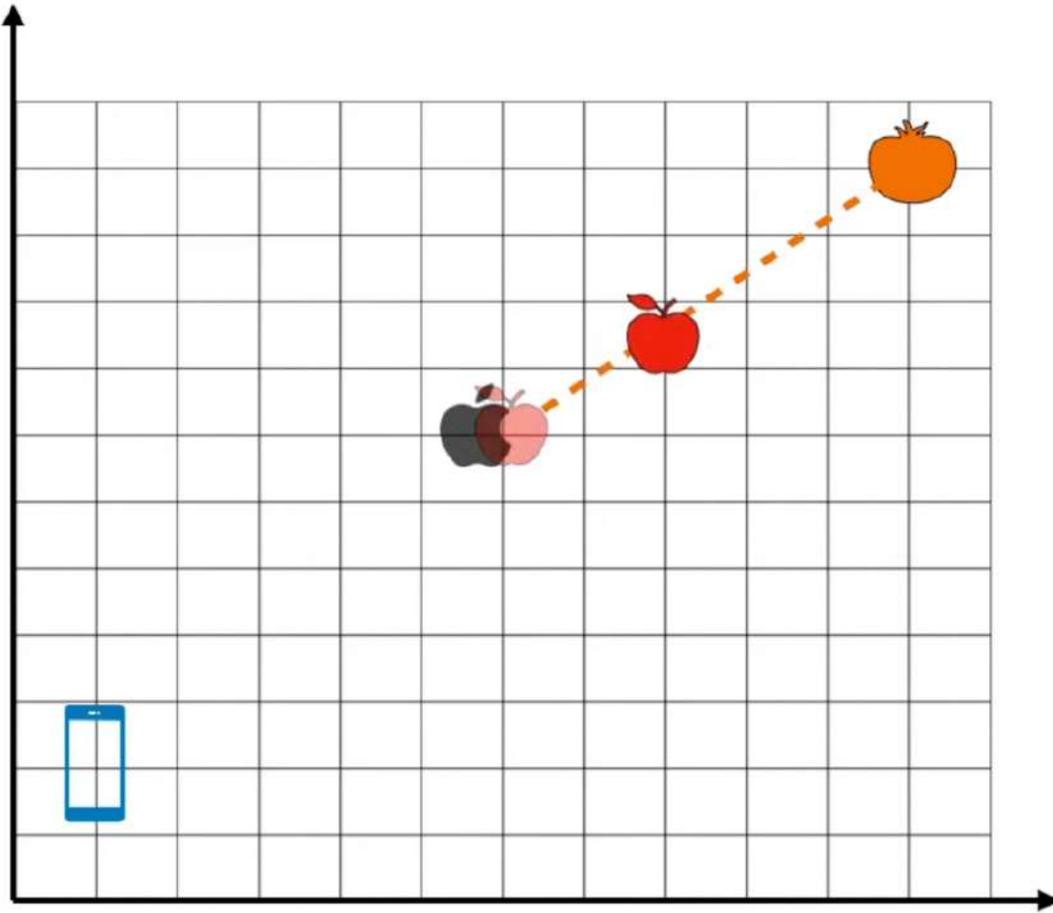
# Attention



please buy an **apple** and an **orange**

**apple** unveiled the new phone

# Attention

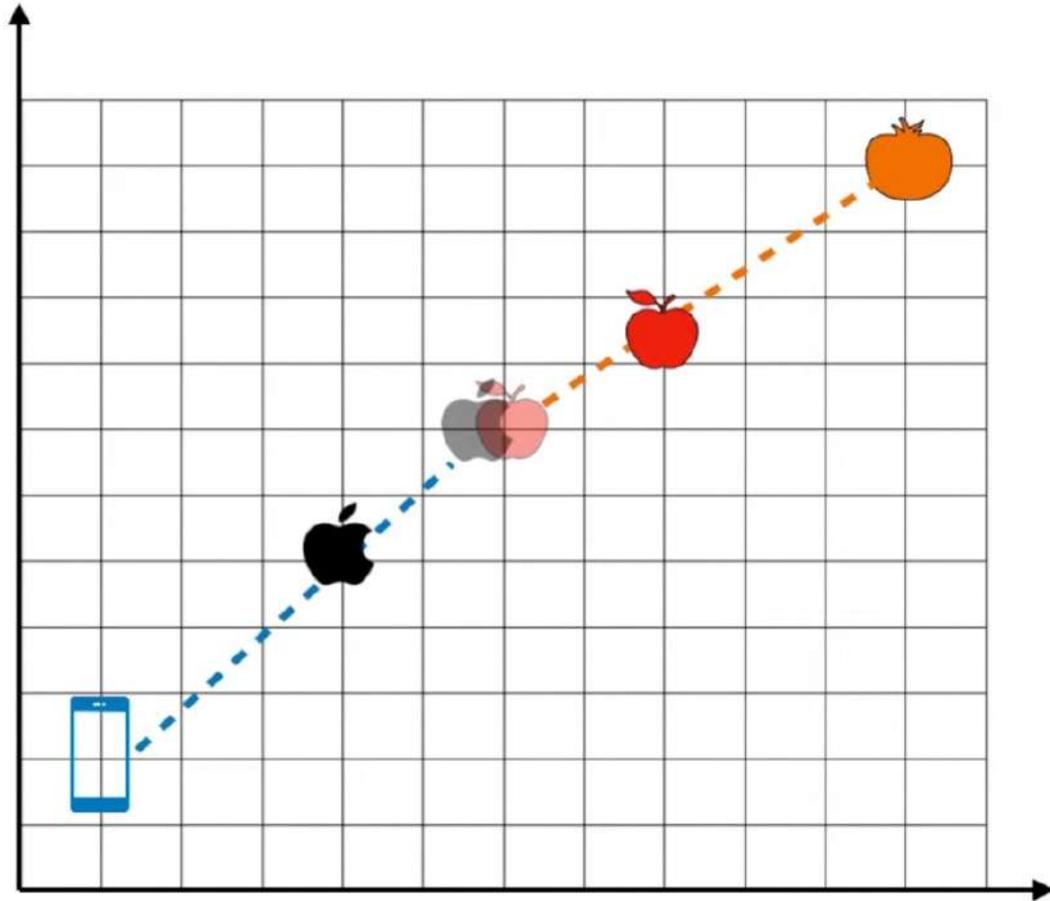


please buy an **apple** and an **orange**

**apple** unveiled the new phone

Luis Serrano

# Attention

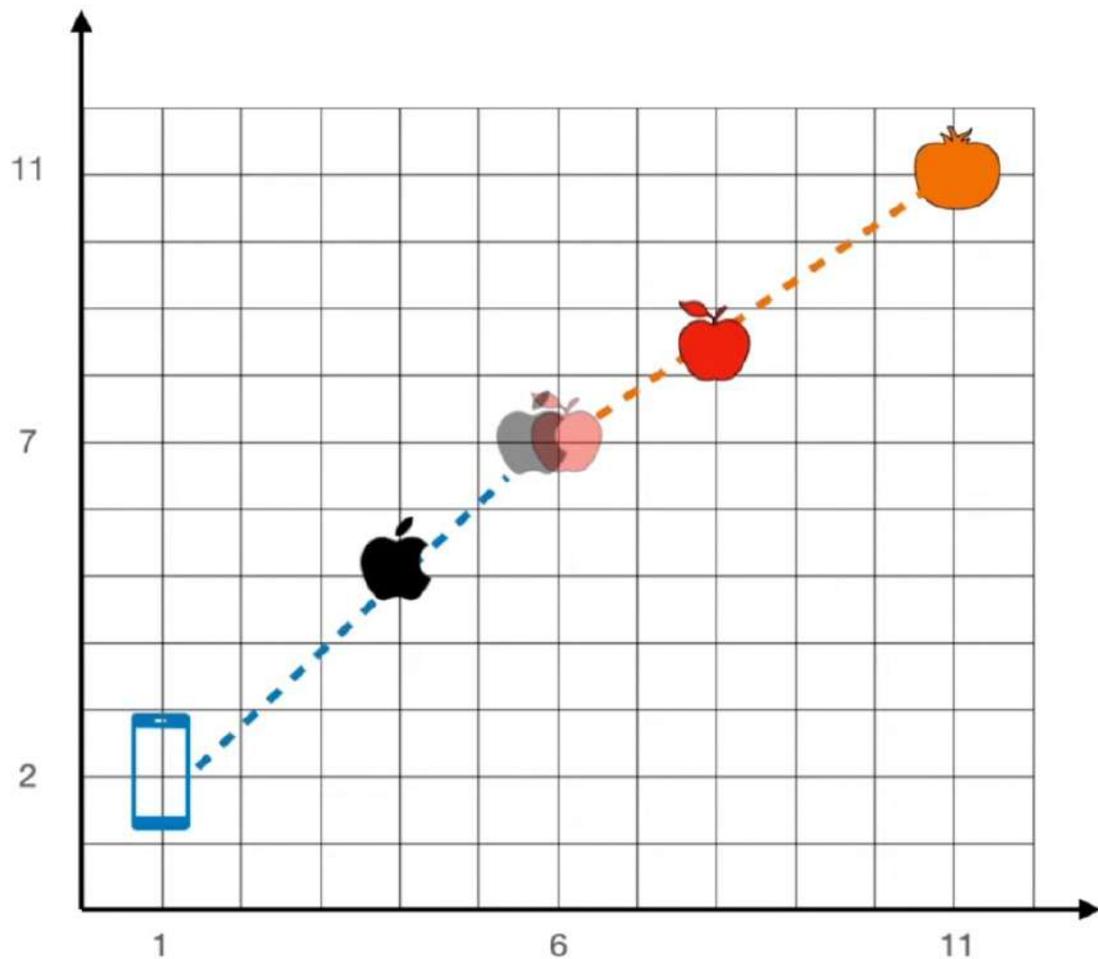


please buy an **apple** and an **orange**

**apple** unveiled the new **phone**

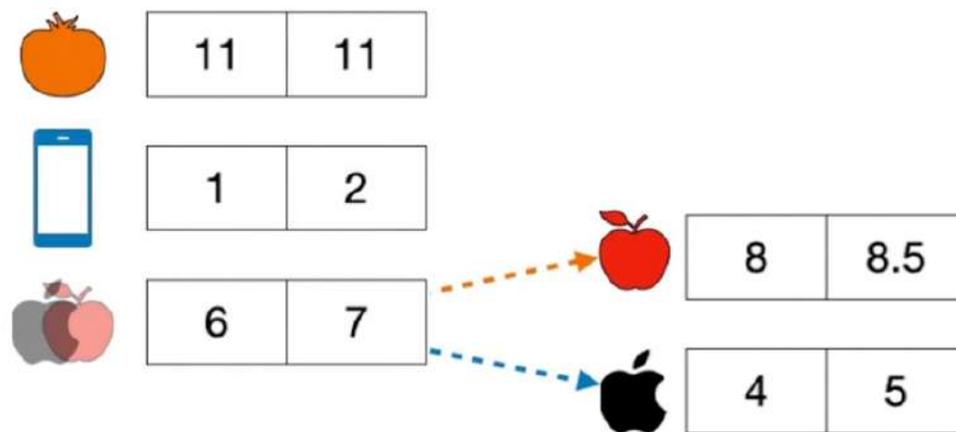
Luis Serrano

# Attention

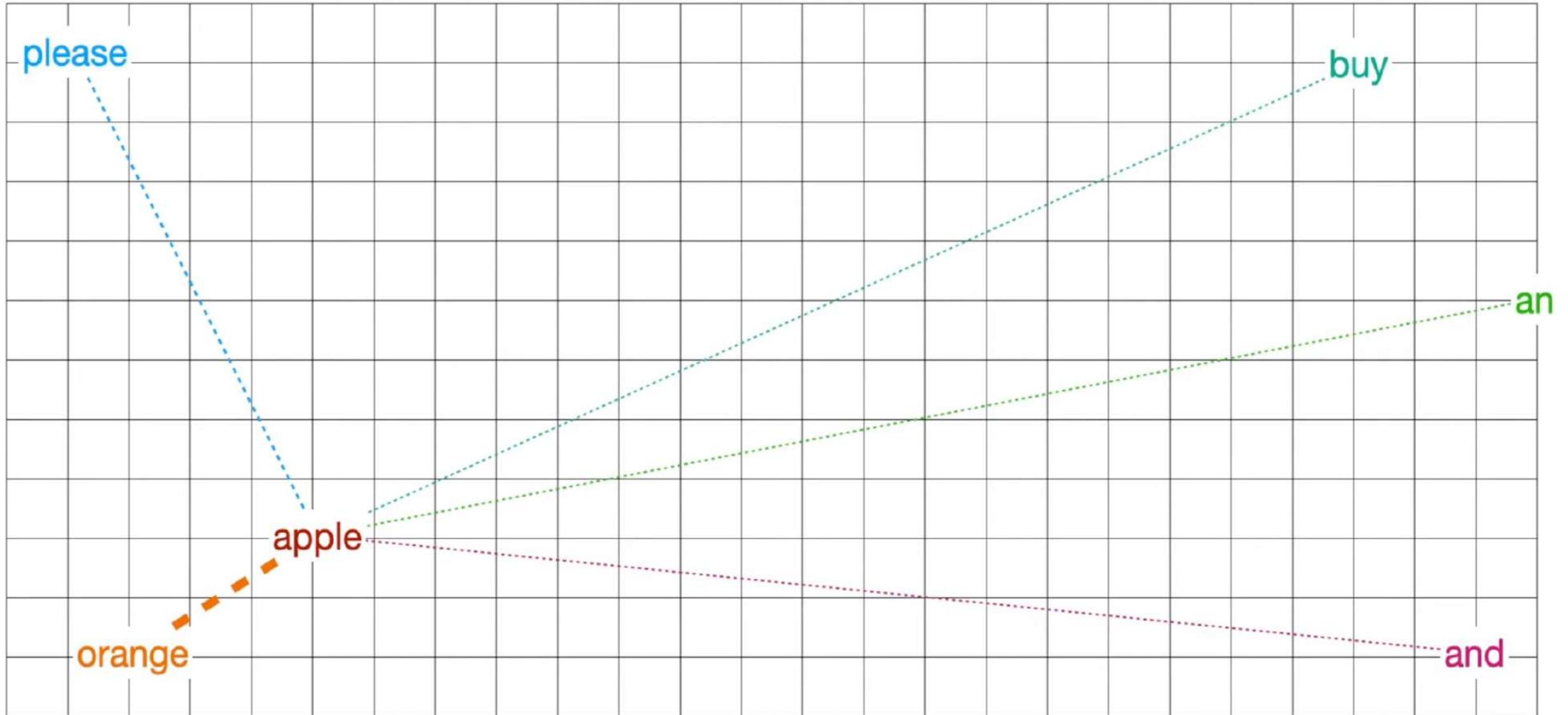


please buy an **apple** and an **orange**

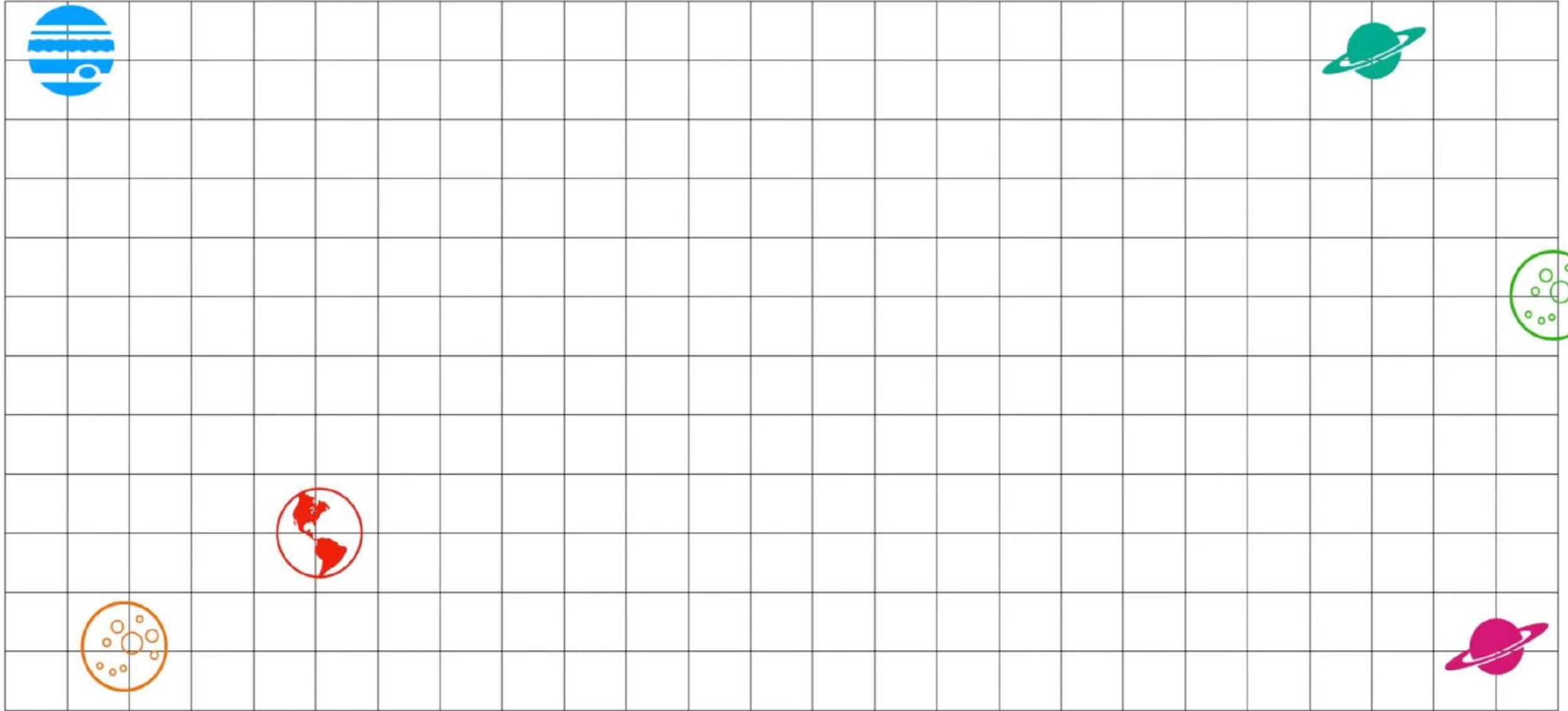
**apple** unveiled the new **phone**



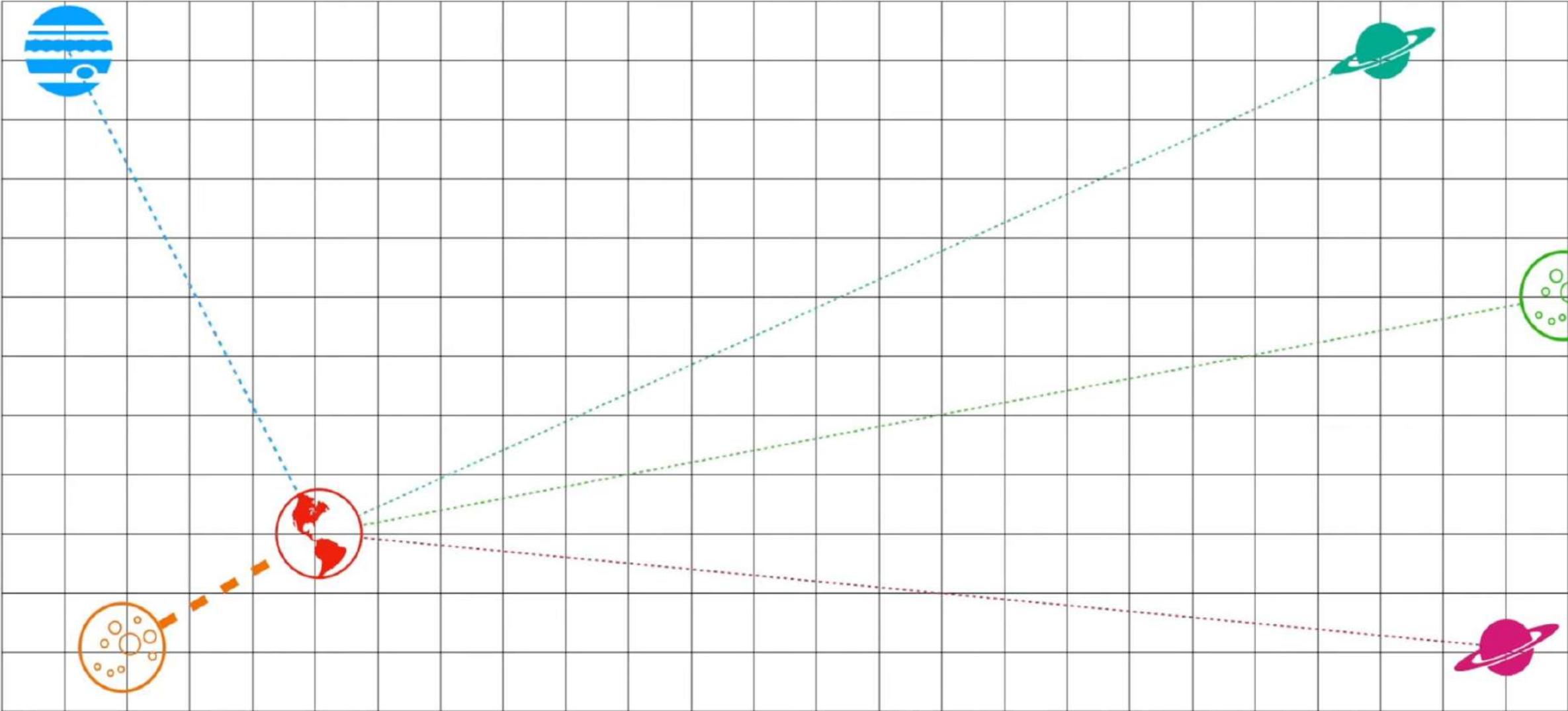
# What about the other words?



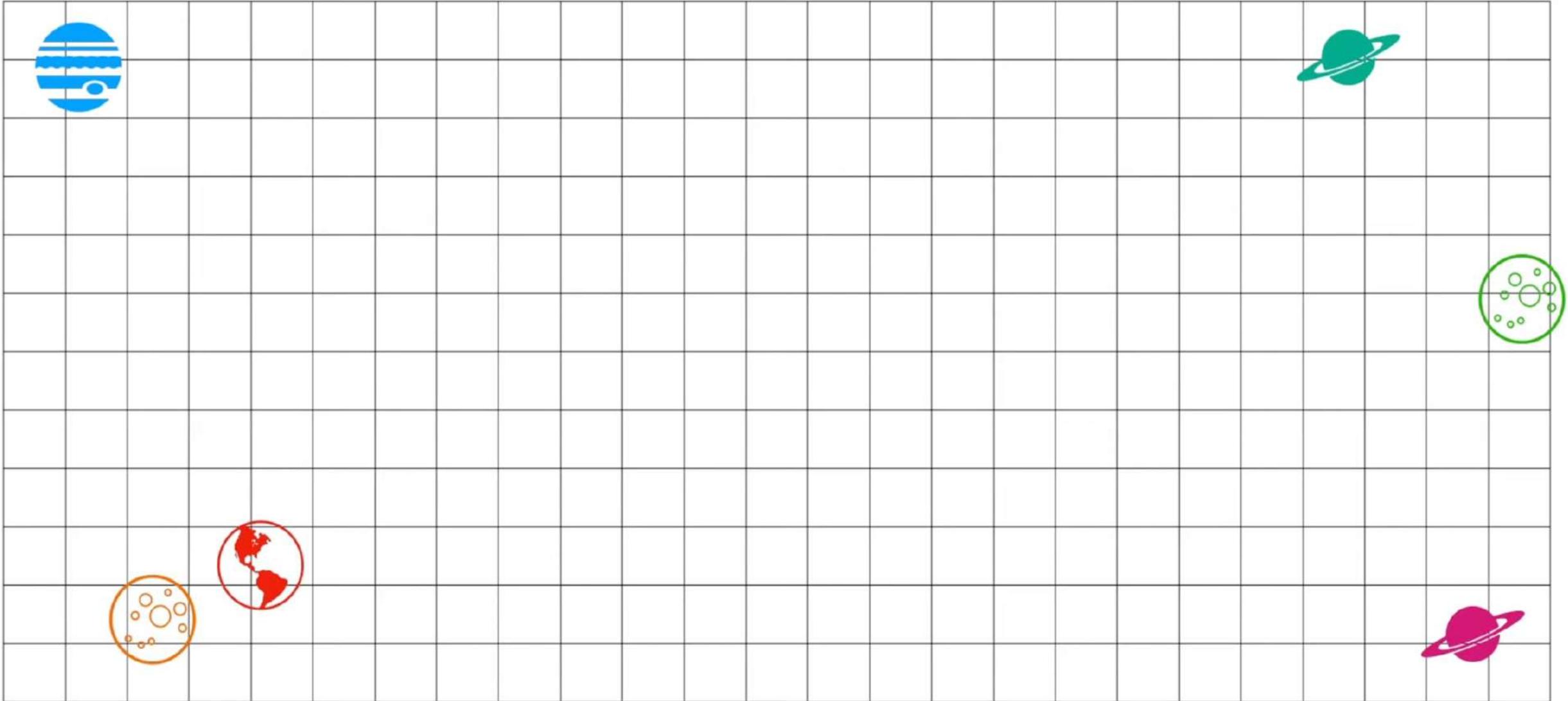
# It's kind of like gravity...



# It's kind of like gravity...



# It's kind of like gravity...



# You apply attention to all the words

please

buy

an

apple

orange

and

please buy an apple and an orange



# Using context

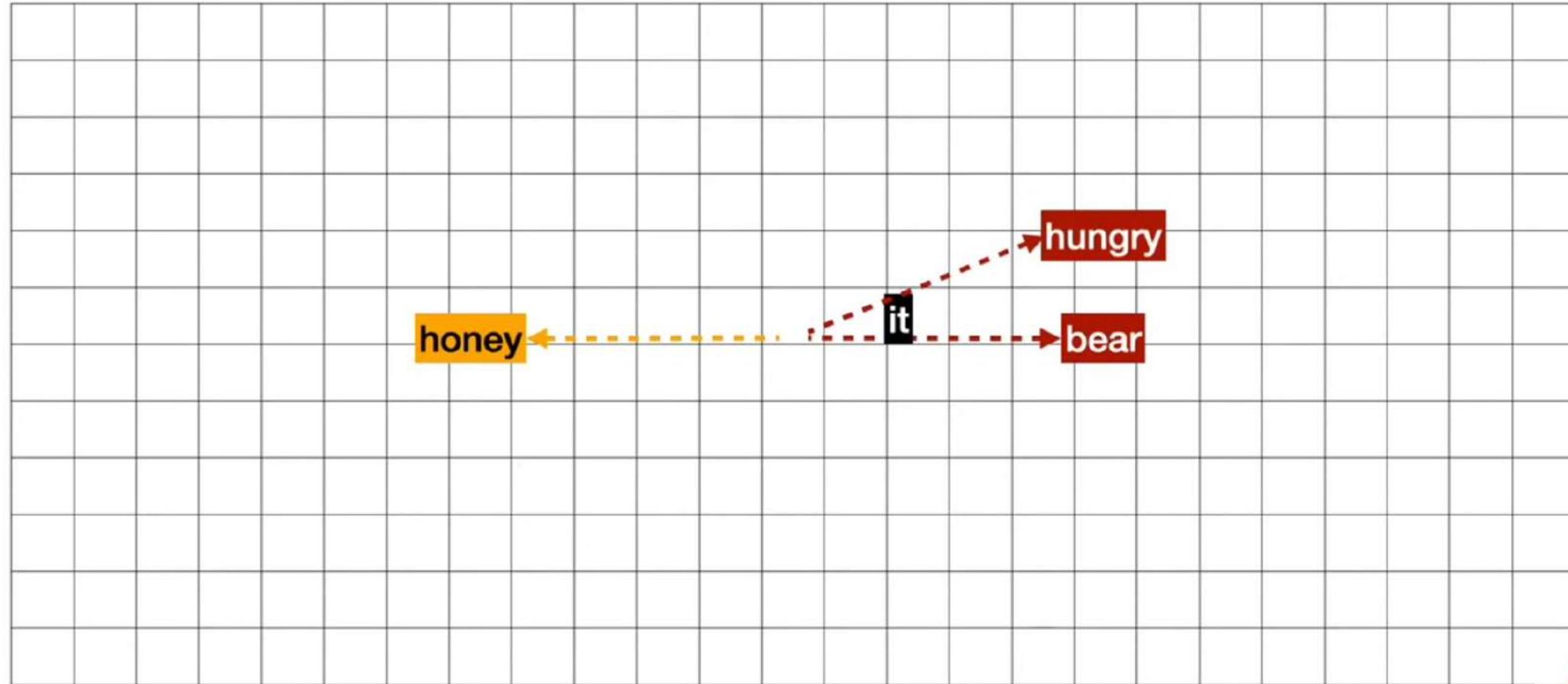
The  **bear** ate the  **honey** because **it** was \_\_\_\_\_

hungry 

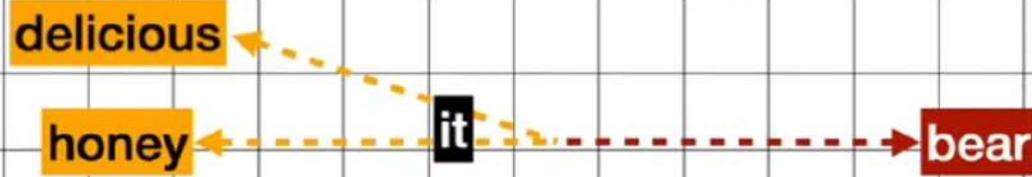
delicious 



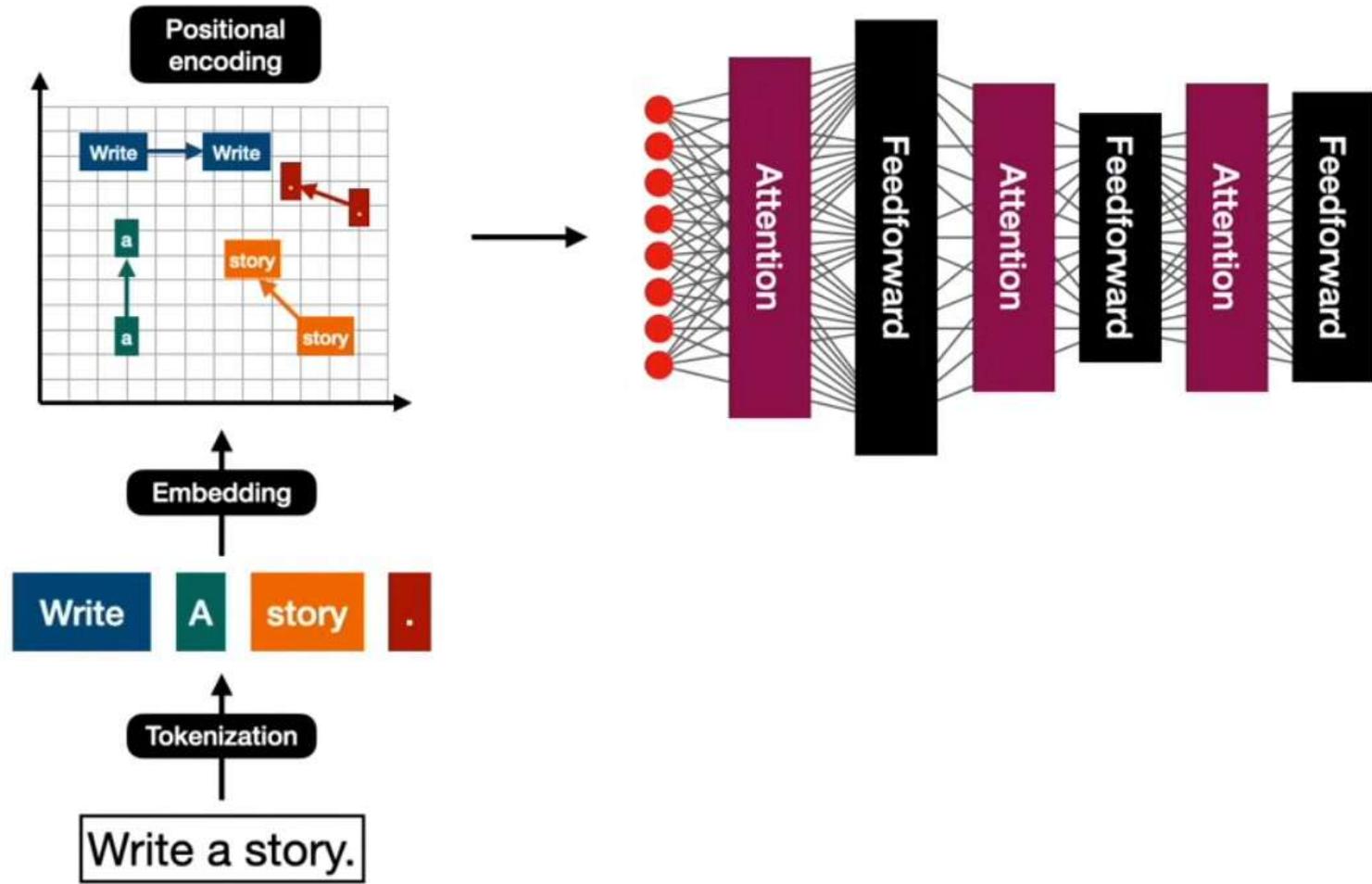
The bear ate the honey because it was hungry

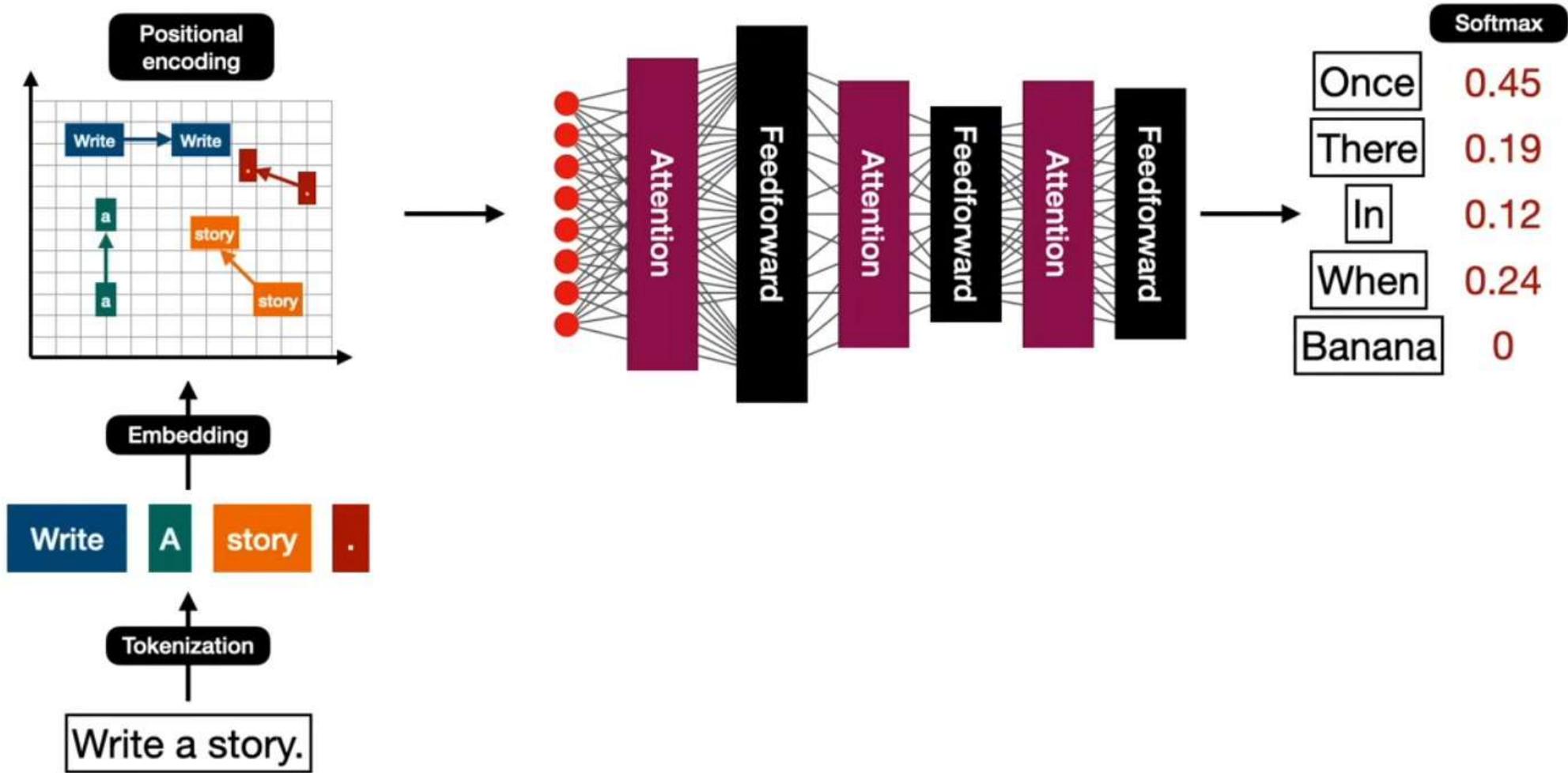


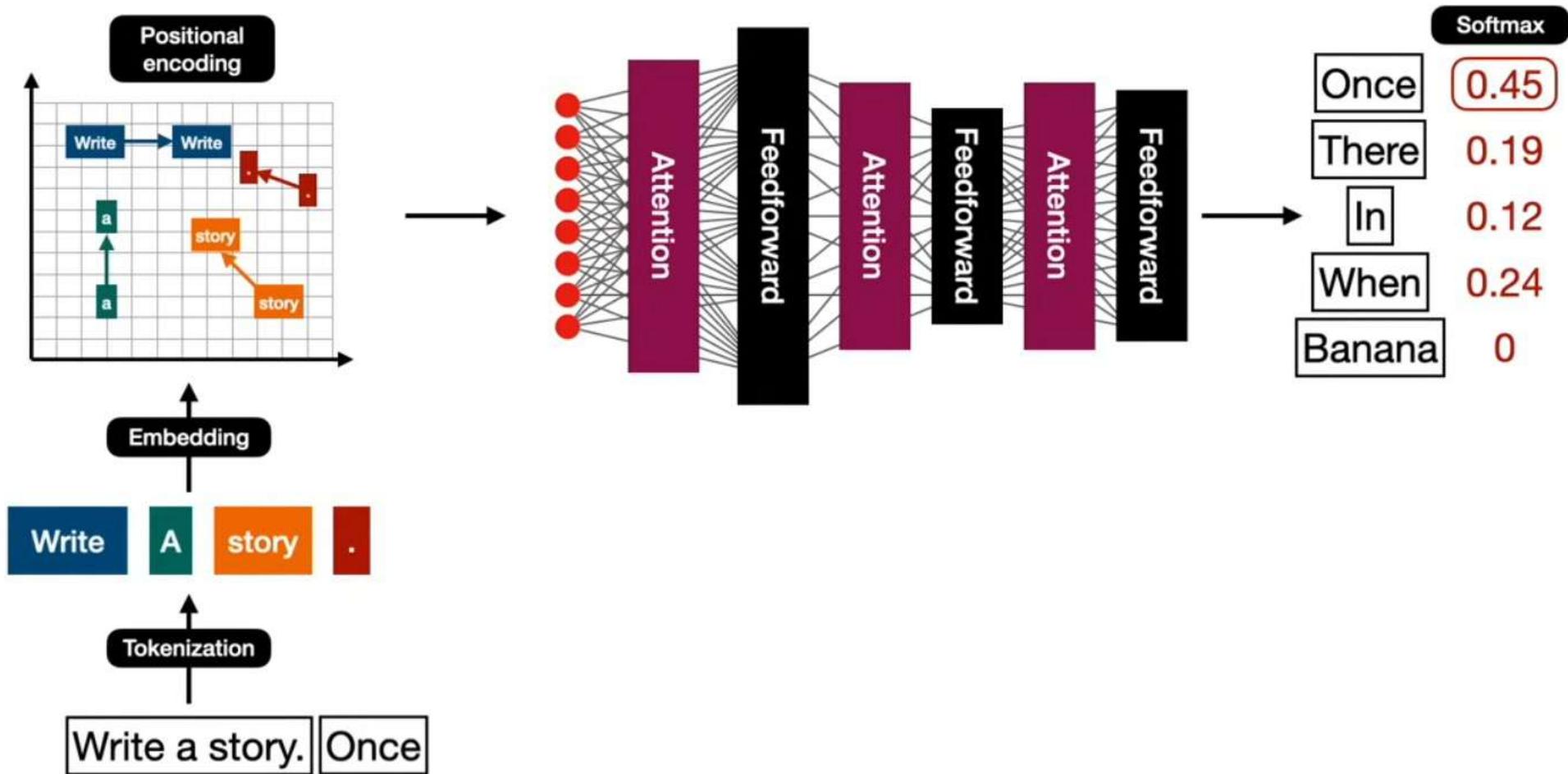
The bear ate the honey because it was delicious



TRANSFORMEURS

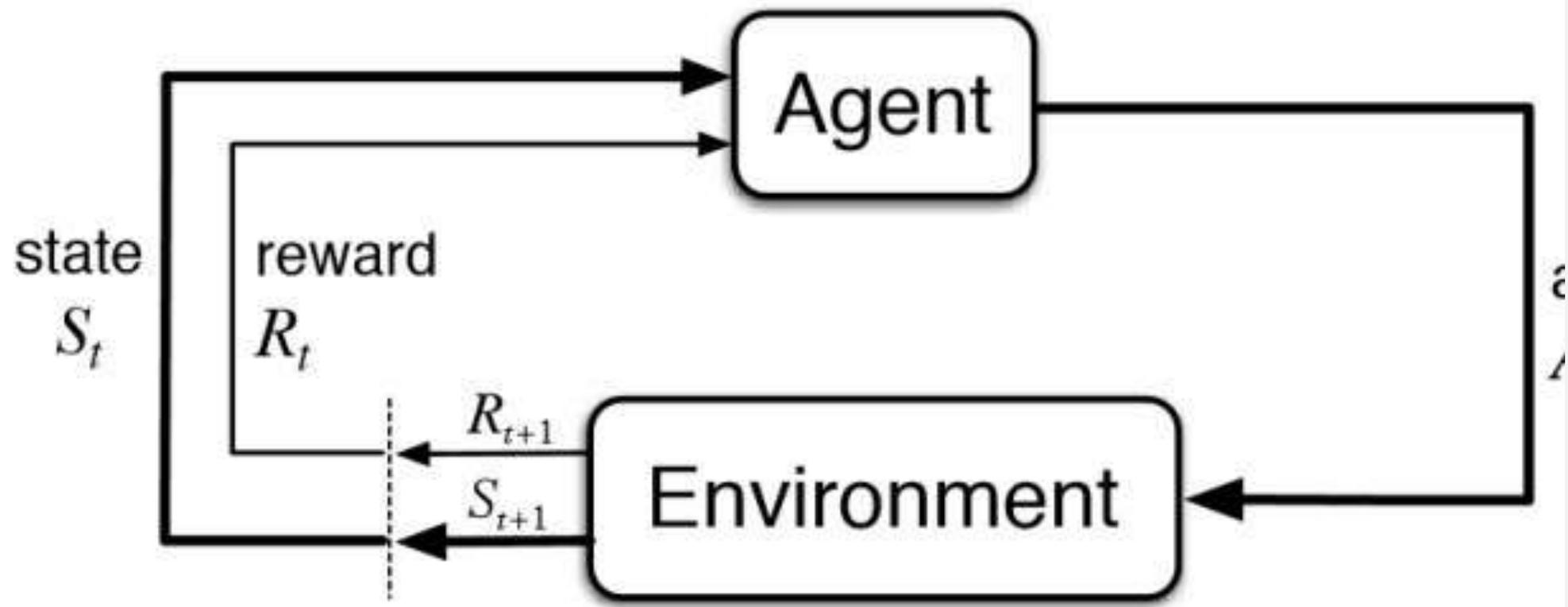






RENFORCEMENT, RÉCOMPENSE,  
VALEUR ET ACTION

# APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT : LES BASES



# LES BASES

- L'agent

observation à chaque pas de temps

action à chaque pas de temps

- L'environnement

états de l'environnement

Récompenses (trouvées aux états)

## LES BASES

- La tâche de l'agent est d'apprendre une politique : une fonction des états aux actions (un plan pour quelle action prendre étant donné son état, ou ce qu'il observe sur l'état)...
- L'objectif d'une politique est de maximiser la récompense globale (cumulative)

# LA NATURE DE LA RÉCOMPENSE

# RÉCOMPENSE

- Qu'est-ce que la récompense ?
- Dans le cas artificiel, juste des chiffres que les programmeurs attribuent à des états (des points dans le jeu pour atteindre ce niveau).
- Dans le cas biologique : le plaisir ? le désir ?  
l'activation des neurones dopaminergiques ?

RÉCOMPENSE VS VALEUR (ATTENDUE)

## RÉCOMPENSE VS VALEUR (ATTENDUE)

- La récompense peut être clairsemée : par exemple, dans un jeu où vous obtenez un point si vous gagnez, zéro point si vous perdez, sinon rien.
- Mais vous pouvez estimer, étant donné un état, le montant global de la récompense future disponible (si vous jouez bien vos cartes) à partir de cet état : ce sera la valeur attendue de cet état

RL ET AGENCE

## RL ET AGENCE

- Comment la théorie de l'apprentissage par renforcement informe-t-elle nos théories de l'agence ? Les agents cherchent-ils à maximiser la récompense attendue ?

MAXIMISATION DES RÉCOMPENSES,  
ALIGNEMENT ET ÉTHIQUE DE L'IA

## MAXIMISATION DES RÉCOMPENSES, ALIGNEMENT ET ÉTHIQUE DE L'IA

- Une fois qu'un agent RL est formé, il continuera à chercher à maximiser les valeurs en fonction de sa propre compréhension de ce qui est gratifiant.
- Et si cette compréhension est défectueuse ?

## MAXIMISATION DES RÉCOMPENSES, ALIGNEMENT ET ÉTHIQUE DE L'IA

- Reward Hacking / Wireheading:
  - L'objectif est-il le signal de récompense ou ce qui est signalée?

## MAXIMISATION DES RÉCOMPENSES, ALIGNEMENT ET ÉTHIQUE DE L'IA

- Perverse Instantiation
  - Comment assurer qu'il apprend de le faire d'une manière appropriée?