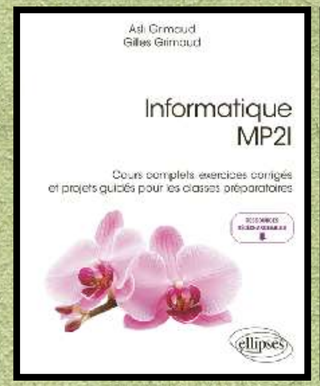
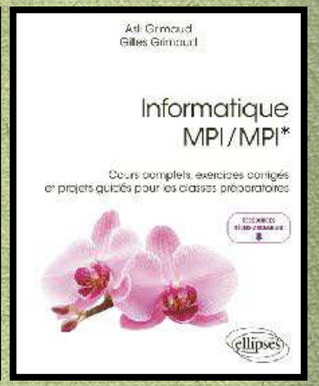
Intelligence artificielle

LLM





ISBN : 9782340103849 août 2026

Asli Grimaud

Docteure et ingénieure en informatique

Professeure agrégée d'informatique (ex-mathématiques)

Professeure d'informatique en MP2I/MPI

Journées Académiques de l'IREM de Lille

6 Mars 2026

asli.grimaud@ac-lille.fr

Apprentissage supervisé

- Algorithme des k-plus proches voisins
- Algorithme ID3

Wikipédia (en) : A large language model (LLM) is a language model trained with self-supervised machine learning on a vast amount of text, designed for natural language processing tasks, especially language generation.

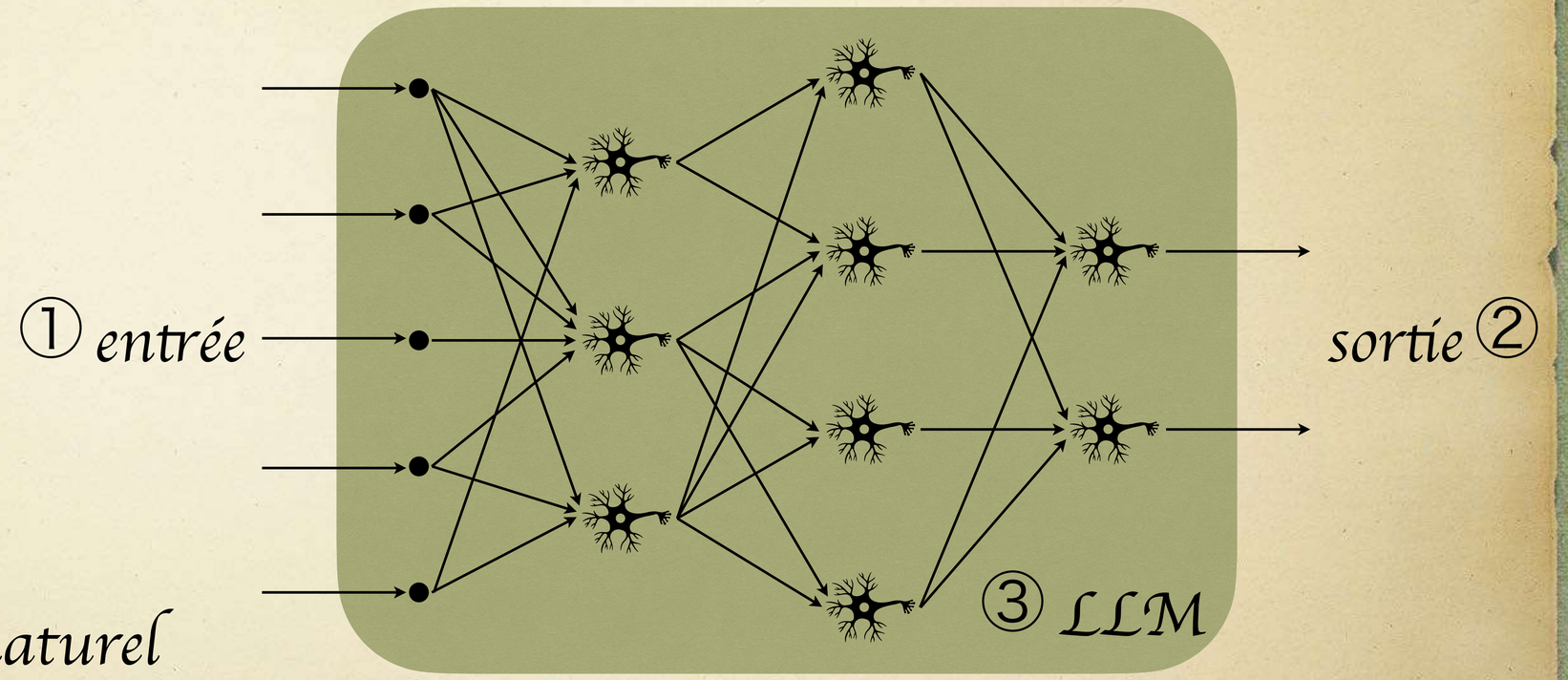
LLM

- Réseaux de neurones
- Spécialisations

Apprentissage non supervisé

- Algorithme des k-moyennes
- Classification hiérarchique ascendante

Intelligence artifielle - Fonctionnement d'un chatbot LLM

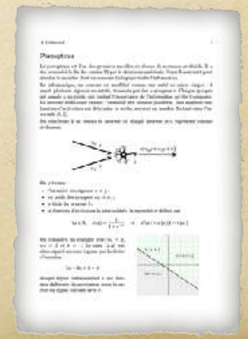


① Traduction d'un langage naturel

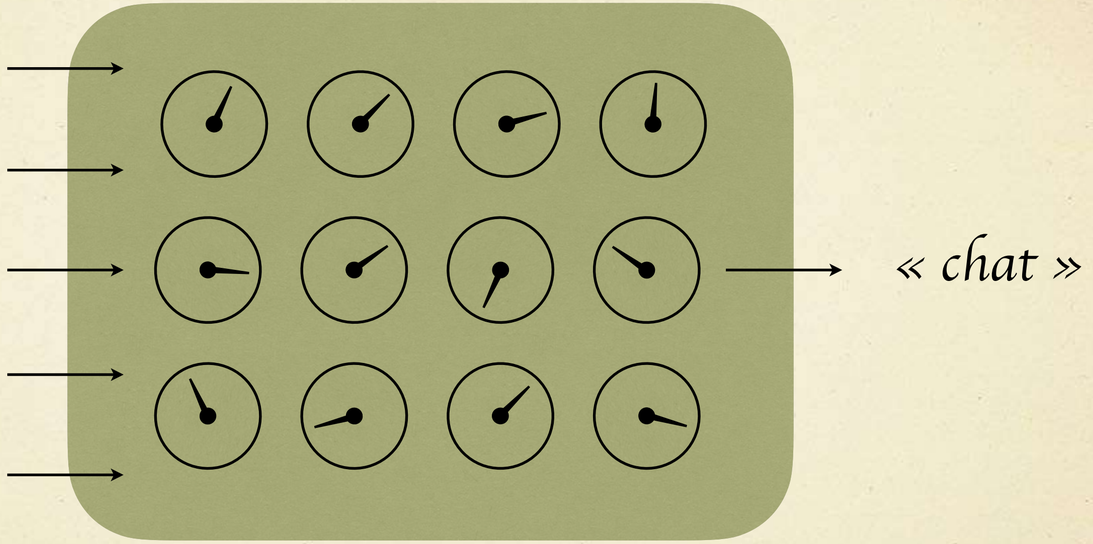
② Modèle de fondation et spécialisation vers un chatbot

③ Réseaux de neurones

④ Implémentation en Python d'un perceptron affine (ou-exclusif)



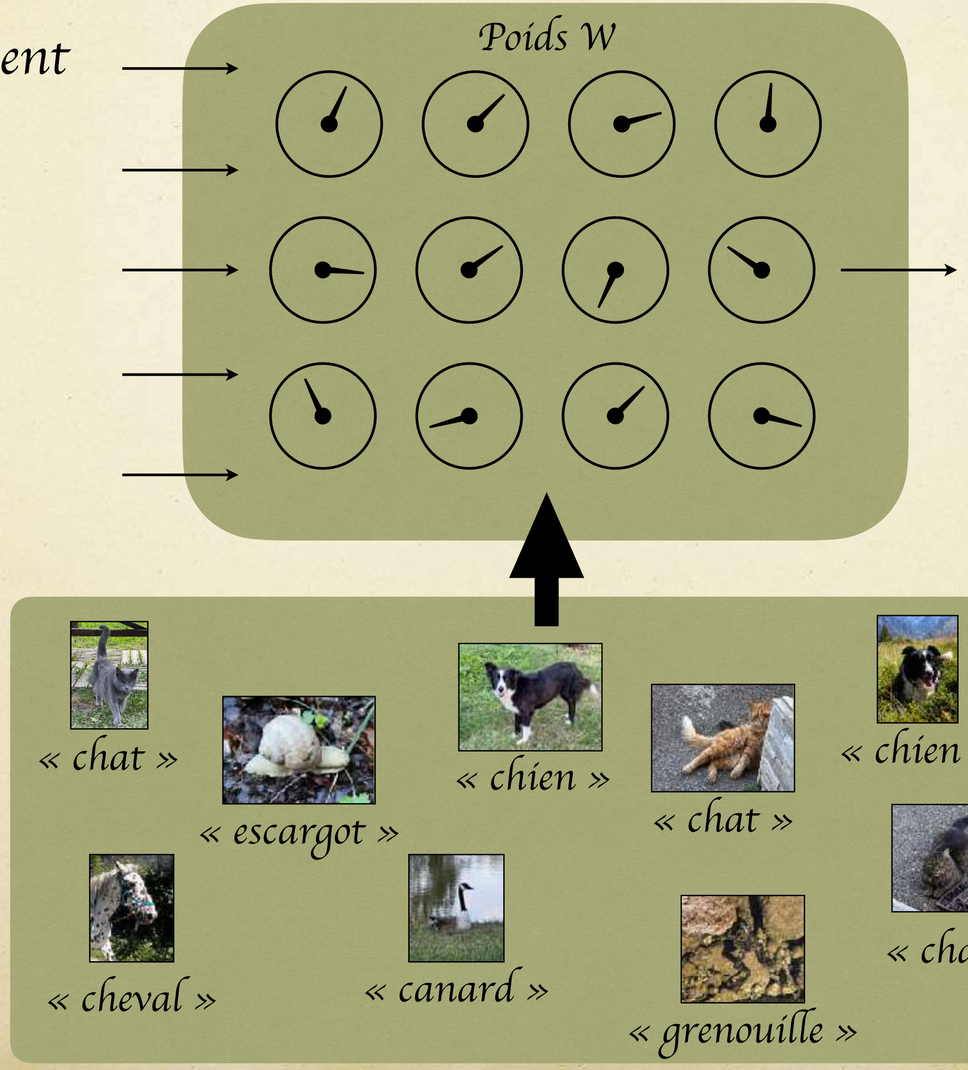
Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images



« chat »

Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images

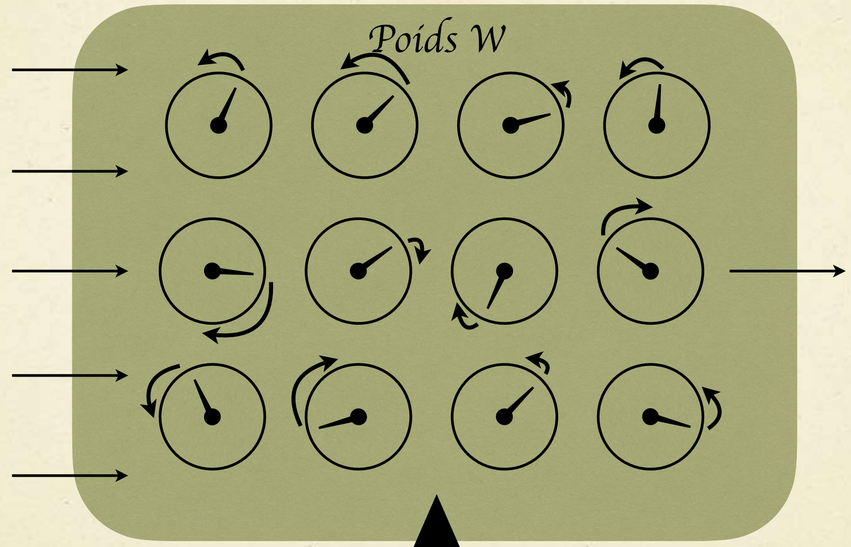
Phase d'entraînement



Ensemble d'apprentissage

Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images

Phase d'entraînement

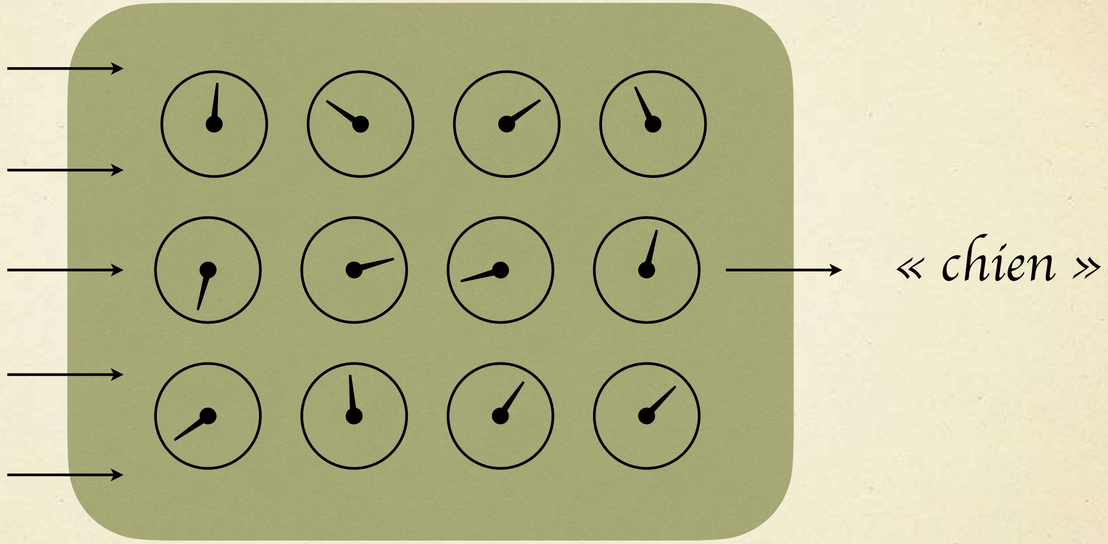


Objectif : ajuster les poids pour coller aux exemples de l'ensemble d'apprentissage

Ensemble d'apprentissage

Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images

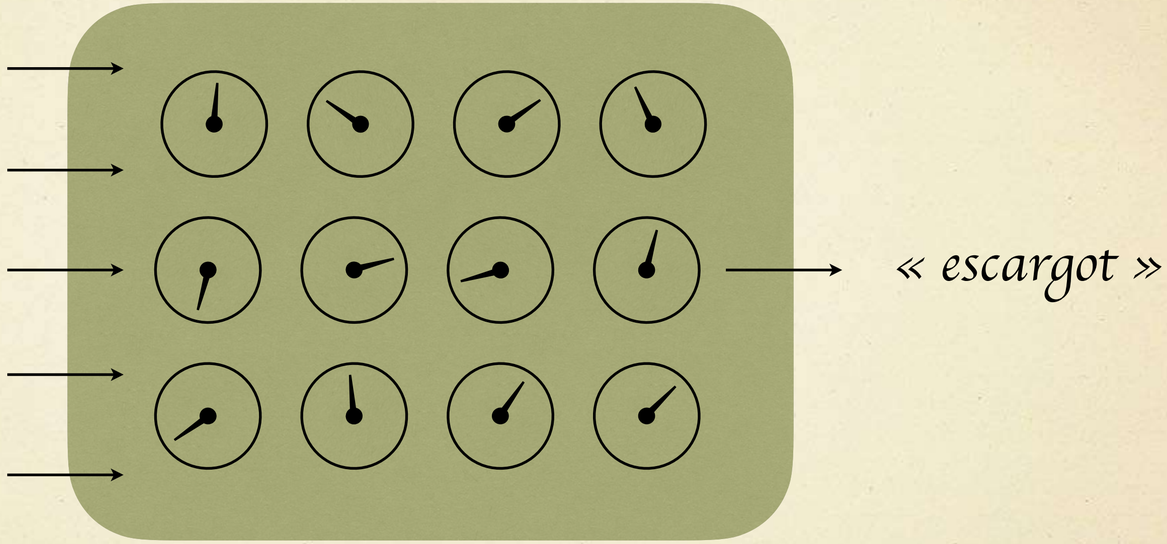
Phase d'utilisation



« chien »

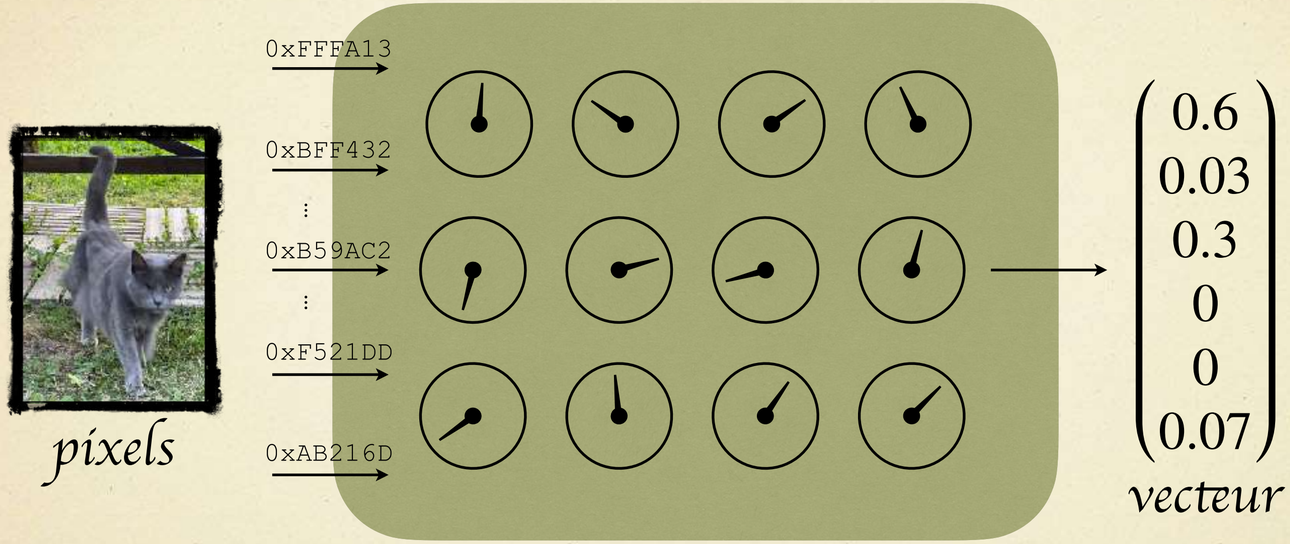
Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images

Phase d'utilisation



« escargot »

Apprentissage supervisé : Reconnaissance d'images

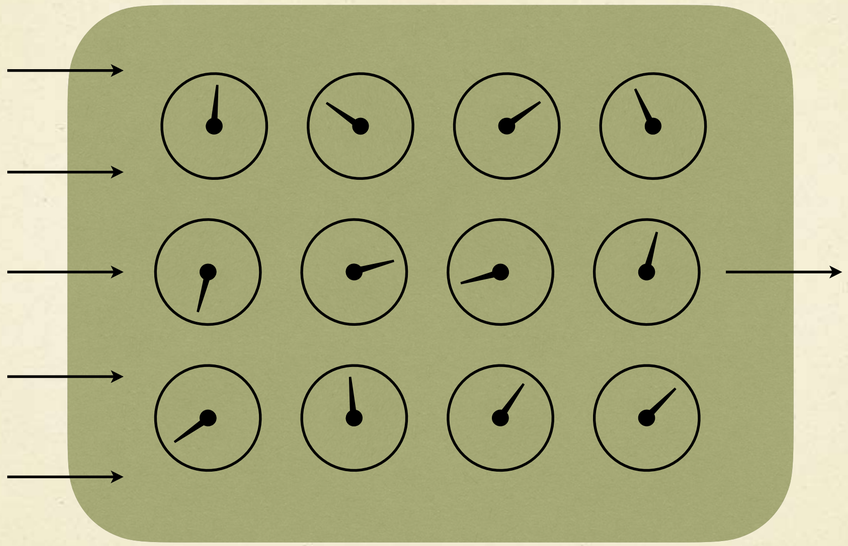


« chat » : choix de classe au hasard parmi les plus probables

①

Traduction d'un langage naturel

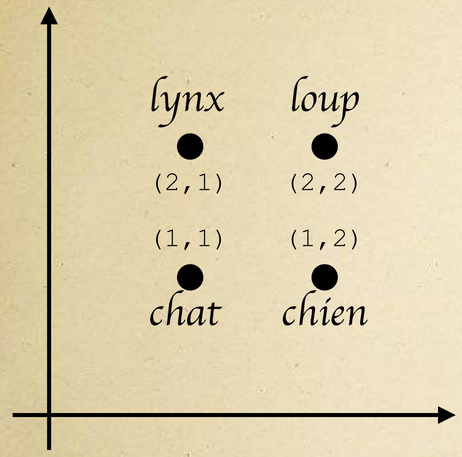
texte



Besoin des nombres représentant le sens relatif des mots.

①

Traduction d'un langage naturel



Procédure automatisable grâce à un réseau de neurones

- lecture d'énormément de phrases
- calcul des relations de proximité
- Word2Vec par Google ou GloVe par l'Université de Stanford
  - vecteur de dim ~300 pour chaque token

👸 − 👨 + 👩 = 👸

Mot -> token permet d'enlever la barrière de la langue

Vecteur représentant la position dans l'espace des significations avec une notion de proximité lorsque deux tokens se ressemblent.

①

Traduction d'un langage naturel

GloVe par l'Université de Stanford - 2024 Dolma, 300D vecteurs

```
     chat (-0.215, -0.253, 0.142, … , -0.182, 0.126)
    chien (0.336, 0.170, 0.515, … , -0.003, -0.227)
     lynx (0.022, -0.260, -0.399, … , 0.025, -0.252)
     loup (-0.268, 0.472, 0.244, … , -0.566, -0.404)
citrouille (-1.470, 1.269, 0.114, … , -0.835, -0.030)
```

δ(chat, chien) = 8.7479
δ(chat, lynx) = 8.2495
δ(chien, loup) = 6.7051
δ(lynx, loup) = 8.0046
δ(chat, loup) = 9.1002
δ(chat, citrouille) = 13.5457

②

Modèle de fondation et spécialisation vers un chatbot

Cœur des LLM : prédire le prochain token

Exemple :

- GPT (Generative Pre-training Transformer)

  Modèle d'intelligence artificielle

  Issu d'apprentissage auto-supervisé.

- ChatGPT

  Produit commercial d'OpenAI

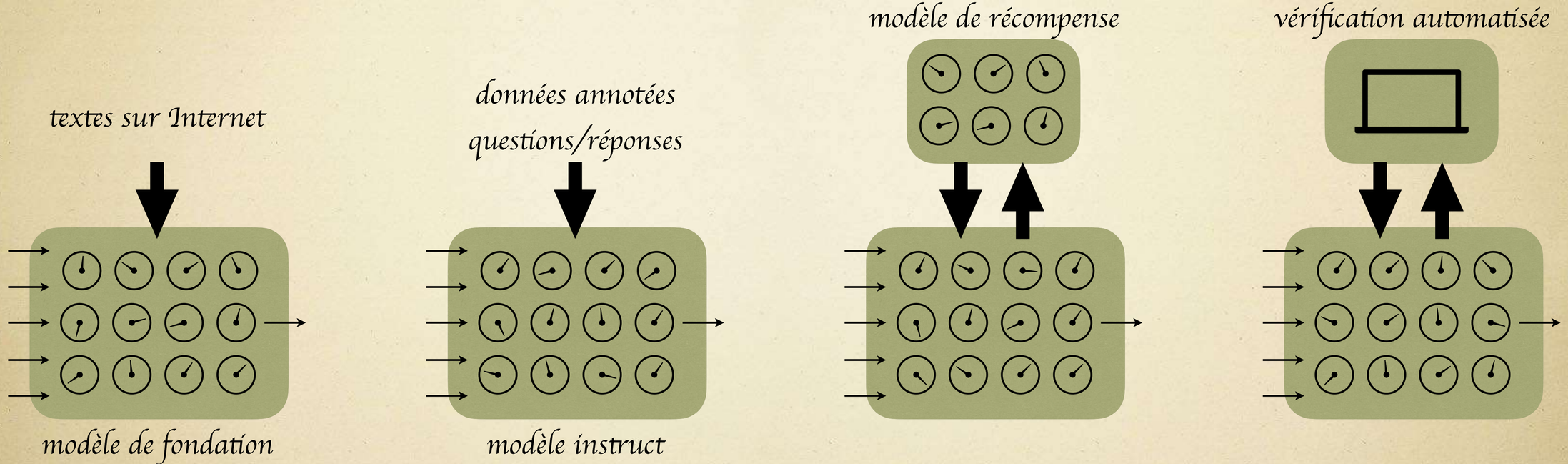
  Ne peut pas se contenter de chercher que les tokens suivants.

  Notion de continuité dans la « conversation ».

②

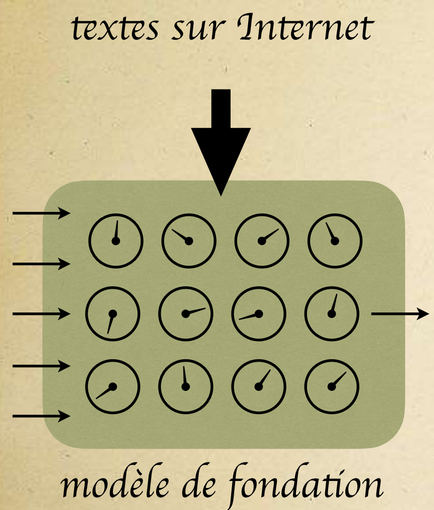
Modèle de fondation et spécialisation vers un chatbot

Cœur des LLM : prédire le prochain token



②

Étape 1 : pre-training



Modèle de fondation : Un modèle d'IA qui est entraîné sur une certaine tâche générique mais dans le but d'être ensuite adapté à d'autres tâches plus spécifiques.

Tâche : prédire le prochain token

Complétion automatique : une suite possible, de façon crédible, plausible, sans notion de vérité.

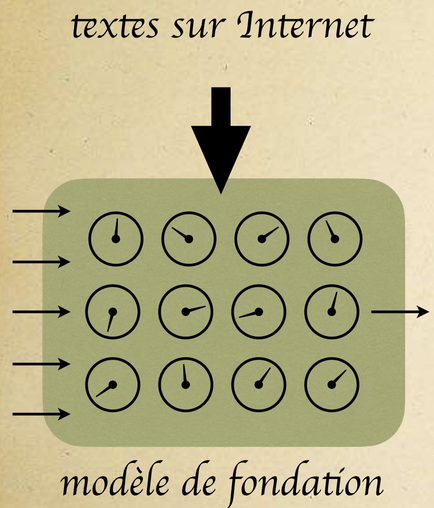
NextTokenPrediction

twinkle twinkle, little star how I wonder what you are up above the world so high like a diamond in the sky

②

Étape 1 : pre-training

Apprentissage auto-supervisé



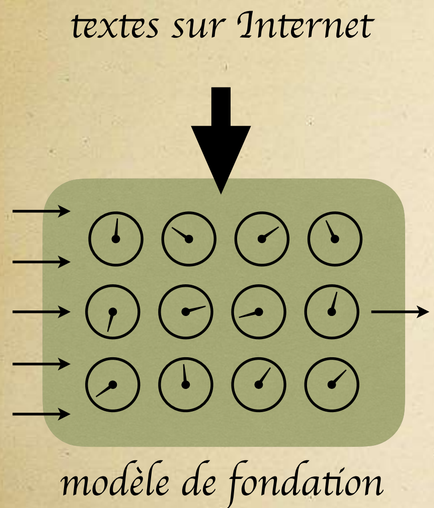
Grandes quantités de données étiquetées par l'humain -> irréaliste

Le modèle apprend à partir des données brutes.

Le	modèle
Le modèle	apprend
Le modèle apprend	à
Le modèle apprend à	partir
Le modèle apprend à partir	des
Le modèle apprend à partir des	données
Le modèle apprend à partir des données	brutes.

②

Étape 1 : pre-training



Un transformeur lit des dizaines de milliards de phrases et permet de prédire des tokens.

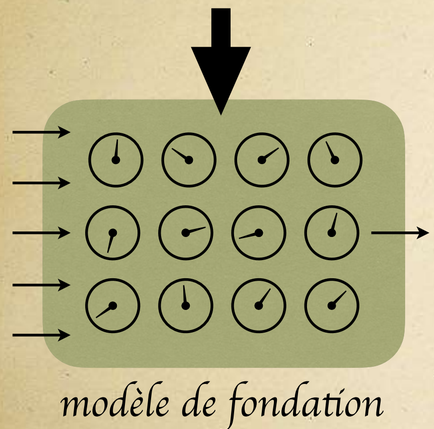
Dataset	Quantity (tokens)	Weight in training mix	Epochs elapsed when training for 300B tokens
Common Crawl (filtered)	410 billion	60%	0.44
WebText2	19 billion	22%	2.9
Books1	12 billion	8%	1.9
Books2	55 billion	8%	0.43
Wikipedia	3 billion	3%	3.4

Table 2.2: Datasets used to train GPT-3. "Weight in training mix" refers to the fraction of examples during training that are drawn from a given dataset, which we intentionally do not make proportional to the size of the dataset. As a result, when we train for 300 billion tokens, some datasets are seen up to 3.4 times during training while other datasets are seen less than once.

super auto-complète, grammaire, syntaxe, règles, concepts

②

Étape 1 : pre-training



Reproduction des biais

- discriminatoires (raciste, sexiste, homophobe, religieux, etc.)
- cognitifs (confirmation, autorité, etc.)
- médiatiques (sélection, langage, etc.)

qui ont servi à leur construction.

②

Étape 1 : pre-training - utilisation en pratique

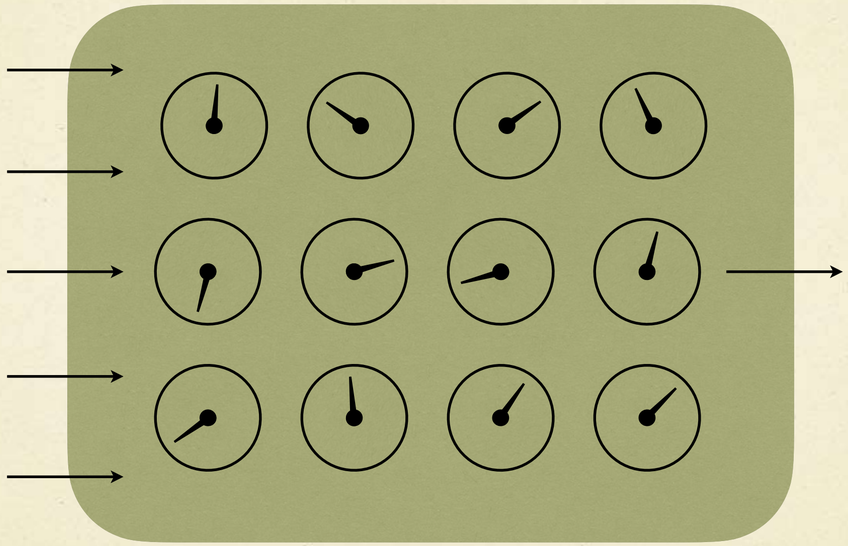
fenêtre de contexte

GPT 4

~32000 tokens

~25000 mots

~100 pages



vecteur de probabilité de tokens

- sortie est redonné en entrée pour compléter un texte
- GPT ne répond pas à une question, il complète le texte
- modification de la sortie en choisissant bien le prompt
- notion de préprompt (position géographique, date, heure, etc.)
- préprompt non connu pour ChatGPT (secret, évolution)

②

Étape 1 : pre-training - utilisation en pratique

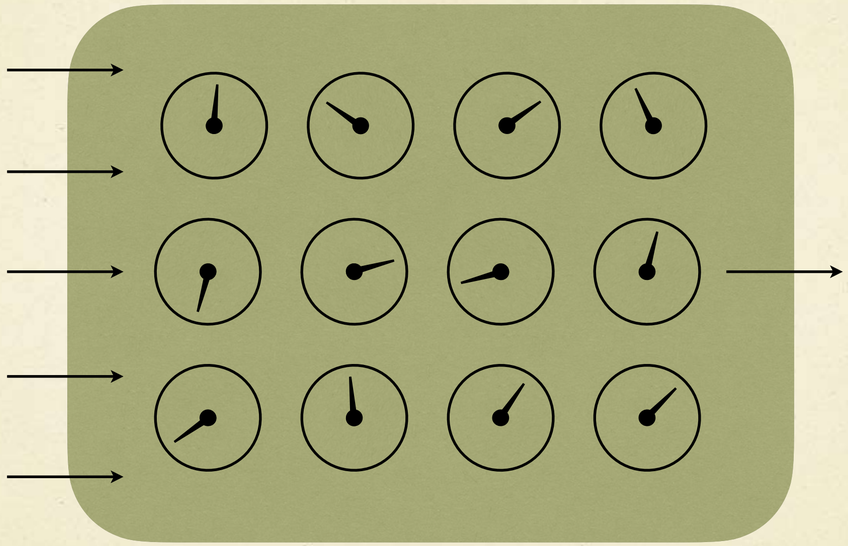
fenêtre de contexte

GPT 4

~32000 tokens

~25000 mots

~100 pages

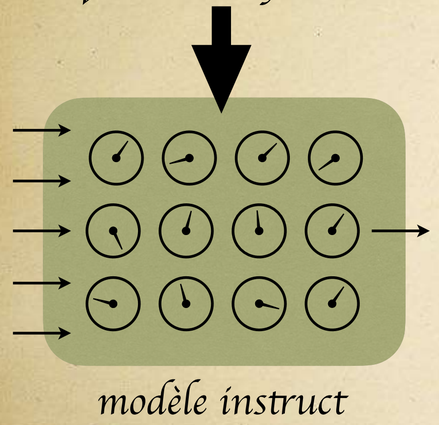


vecteur de probabilité de tokens

- instructions invisibles pour l'utilisateur avec un biais de l'IA
- ex : Grok, l'IA d'Elon Musk - 14.05.2025 Le Monde
  thèse d'un « génocide blanc » en Afrique du Sud
- ex : Qwen - les dates clées qui ont conduit
  aux manifestations de la place Maïdan / Tian'anmen

②

Étape 2 : fine-tuning supervisé



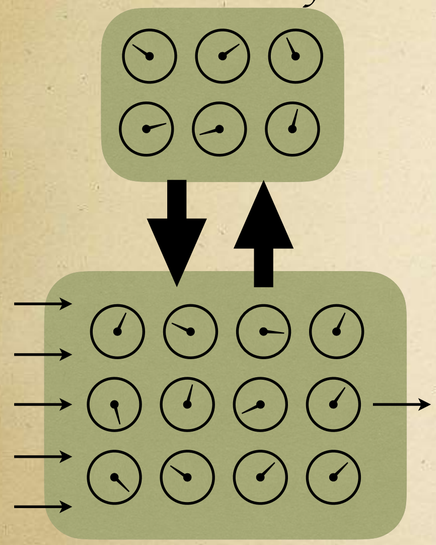
Modèle instruct : Modèle entraîné en apprentissage supervisé avec des exemples écrits style « conversation entre un utilisateur humain et un chatbot aimable ».

questions / réponses objectifs

Hugging Face -> Datasets

②

Étape 3 : fine-tuning par les préférences



DPO (Direct Preference Optimisation) : retour des utilisateurs

Préférences intellectuelles

Contenus non désirables (dangereux, incitations haineuses, idées suicidaires, manquement d'éthiques, etc.)

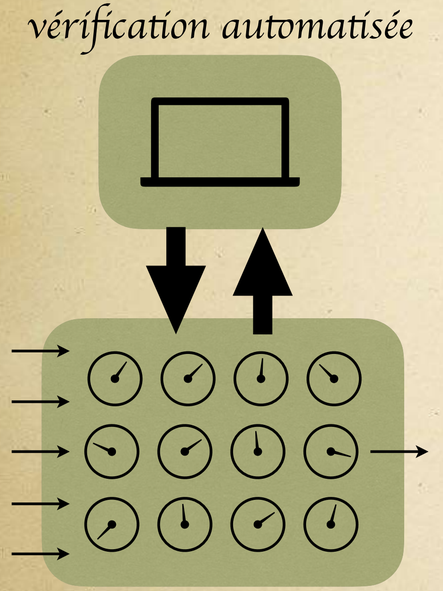
TIME

Données insuffisantes -> création d'un modèle de récompense (humain virtuel)

Interpolation réussie mais reste des failles (articles inventés, instabilité, etc.)

②

Étape 4 : fine-tuning par le raisonnement



Chain of thoughts :

- raisonnement sur un brouillon (réflexion)
- réponses extraites
- apprentissage par renforcement automatisé en utilisant ses propres réponses sur des problèmes vérifiables (sources, codes, etc.)

  RLVR (Renforcement Learning With Vérifiable Rewards)

Limite des données de l'humanité (énergie fossile)

Données synthétiques -> pas réaliste

Apprentissage par renforcement (énergie renouvelable)

Ilya Sutskever

Magie ?	GPT3	GPT3.5	GPT4	GPT5	Mistral Large 2	DeepSeekV3
Paramètres	175 milliards	-	1,8 trillion	-	123 milliards	671 milliards
Nombre de tokens disponibles	50K	100K	100K	100K	128K	128K
Fenêtre de contexte	2048	4096 / 16K	8K / 32K	-	128K	128K
Nombre de tokens d'entraînement	300 milliards	-	13 trillions	-	1 trillion	14,8 trillions

②

Étape 5 : et les autres améliorations

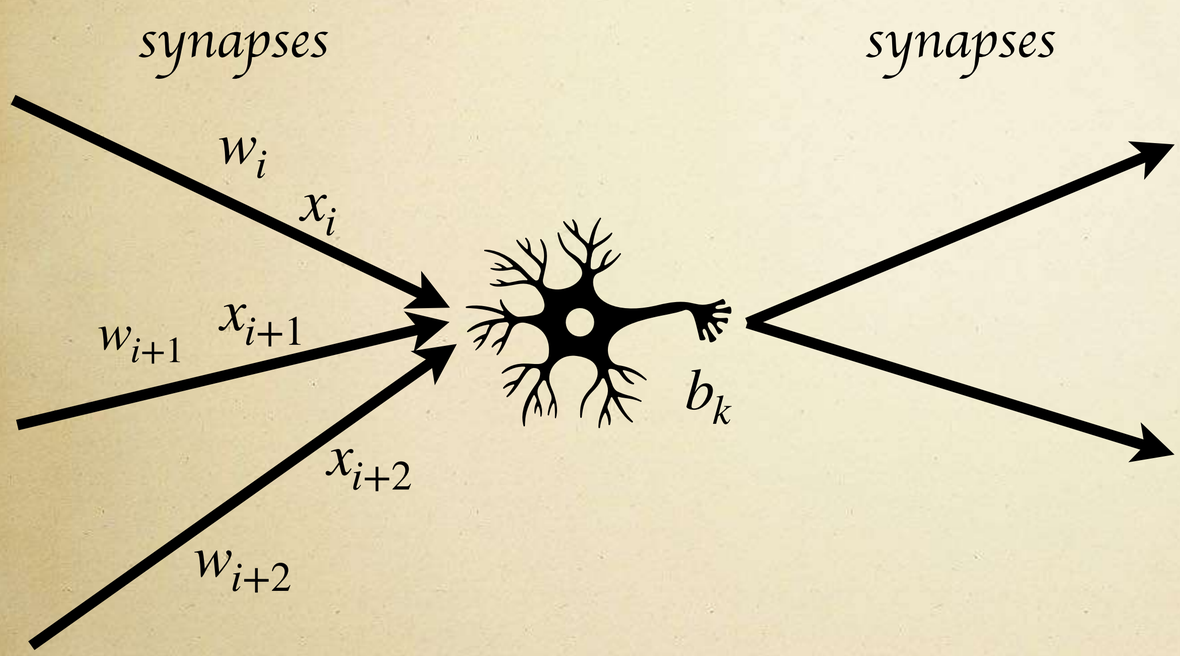
Problème de la date limite d'entraînement :

- recherche sur Internet avec synthèse
- exécution du code Python
- accord avec certaines presses
- …

③

Réseaux de neurones artificiels profonds

Ensemble de neurones virtuels disposés en réseau virtuel



Neurone

- intensité des signaux x_i
- poids des synapses w_i
  - $w_i > 0$ synapse activatrice
  - $w_i < 0$ synapse inhibitrice
  - $w_i = 0$ synapse au repos
- biais du neurone b_k
- fonction d'activation A

$$X = \begin{pmatrix} x_0 \\ \vdots \\ x_{n-1} \end{pmatrix} \qquad W = \begin{pmatrix} w_0 \\ \vdots \\ w_{n-1} \end{pmatrix}$$

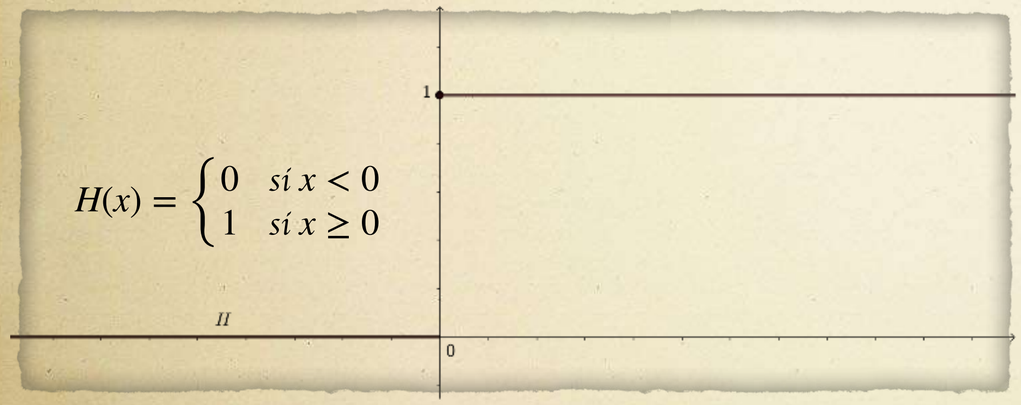
Un neurone s'active ou pas en fonction des informations reçues : $A\left({}^tWX + b_k\right)$

③

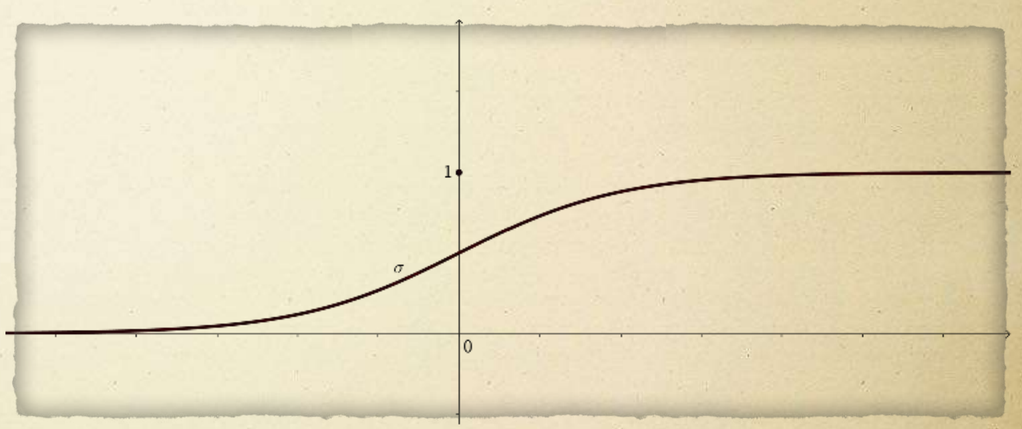
Réseaux de neurones - fonction d'activation

Un neurone s'active ou pas en fonction des informations reçues : $A\left({}^tWX + b_k\right)$

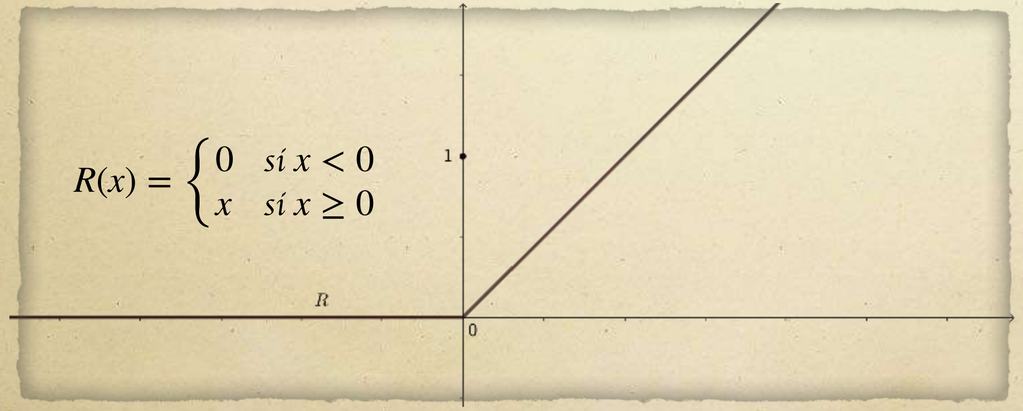
Heaviside, ReLU, sigmoïde, tangente, hyperbolic, max-pool, soft-max, etc.



$$H(x) = \begin{cases} 0 & si\ x < 0 \\ 1 & si\ x \geq 0 \end{cases}$$



$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad et \quad \sigma'(x) = \frac{e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} = \sigma(x)(1-\sigma(x))$$



$$R(x) = \begin{cases} 0 & si\ x < 0 \\ x & si\ x \geq 0 \end{cases}$$

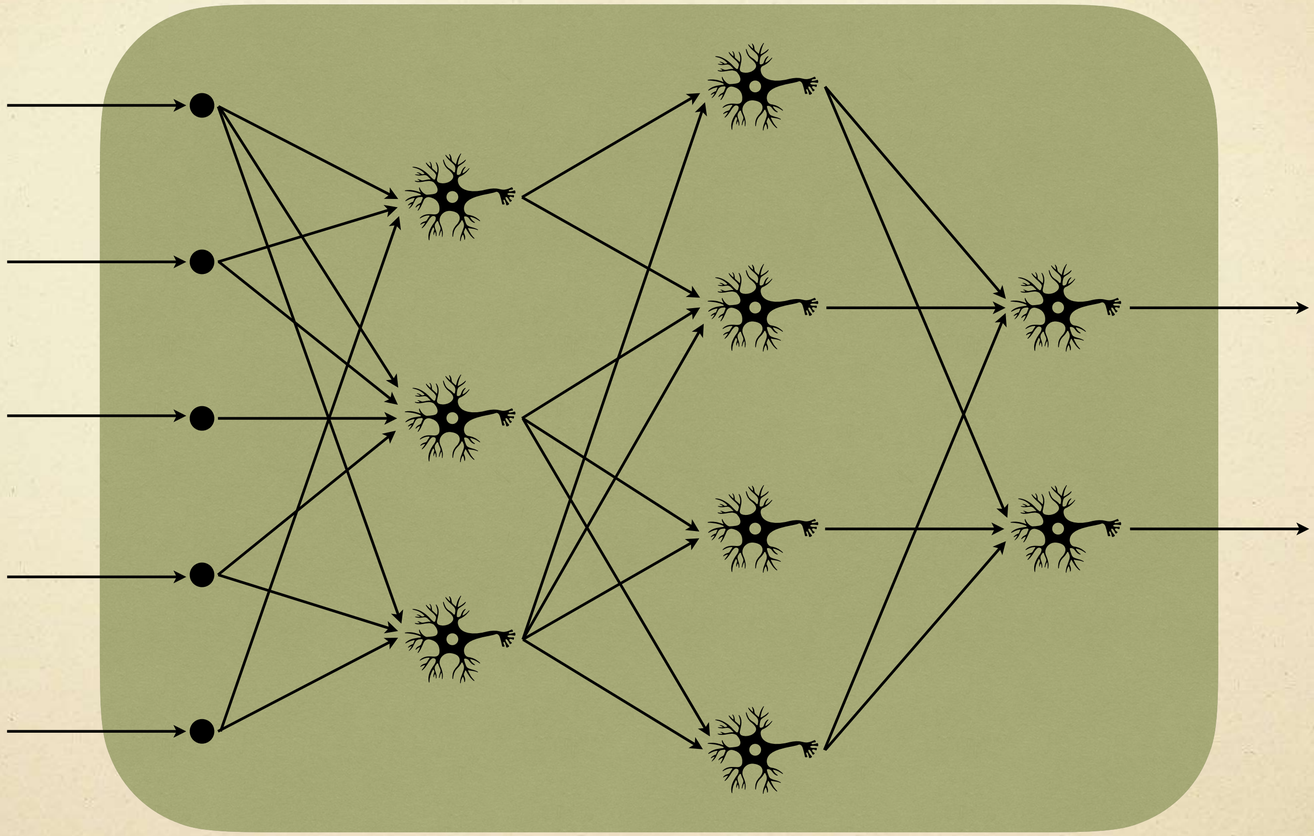
Un neurone sigmoïde s'active entre 0% et 100%, adapté aux probabilités attendues.

③

Réseaux de neurones

Données brutes :

- amplitude d'un son
- couleurs RGB des pixels d'une image
- vecteurs de proximité des tokens dans un LLM



données brutes | 1ère couche | 2nd couche | couche de sortie

Niveau d'activation des neurones finaux donne le vecteur de probabilité

- ✓ réseaux feedforward
- ✗ réseaux récurrents

③

Théorème d'approximation universelle

Soit $f : [0,1]^n \rightarrow [0,1]^m$. $\forall \varepsilon > 0, \exists$ un réseau de neurone RN tel que $\|f - RN\| < \varepsilon$.

Les réseaux de neurones peuvent approximer toute fonction continue sur un intervalle compact.

Turing 1950 - Computing Machinery and intelligence.

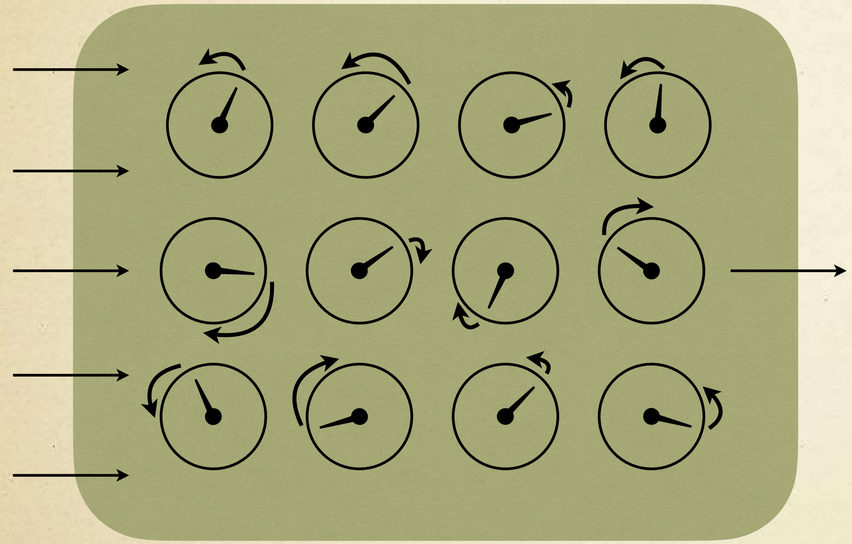
« It is possible to have a machine which can be made to alter its own instructions. Suppose that a machine is made in this way and that its initial state is such that its behaviour is predictable. It will then be possible to find some way of feeding it with an input which will alter its instructions in such a way that they will no longer be predictable by us in advance. Such a machine will be said to be 'supercritical'. »

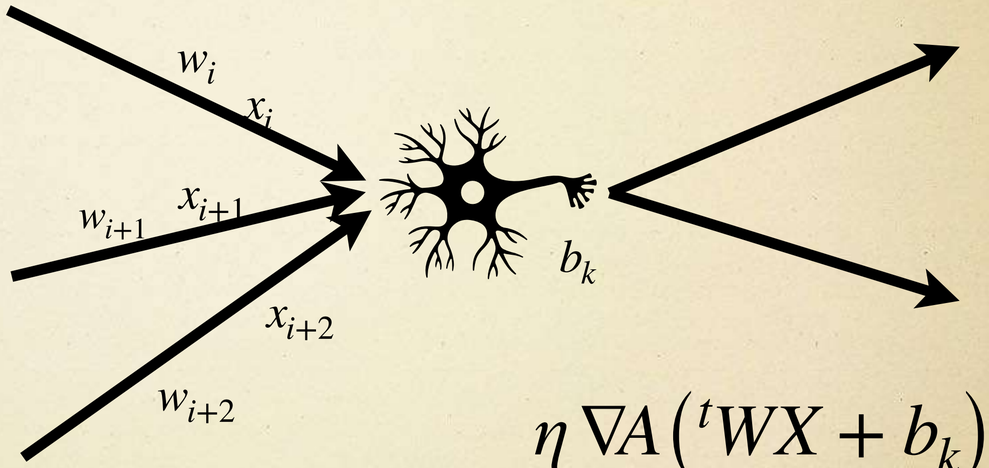
« Estimates of the storage capacity of the brain vary from 10^{10} to 10^{15} binary digits. »

③

Réseaux de neurones - descente de gradient stochastique

Ajuster les paramètres grâce au gradient de la fonction de perte.





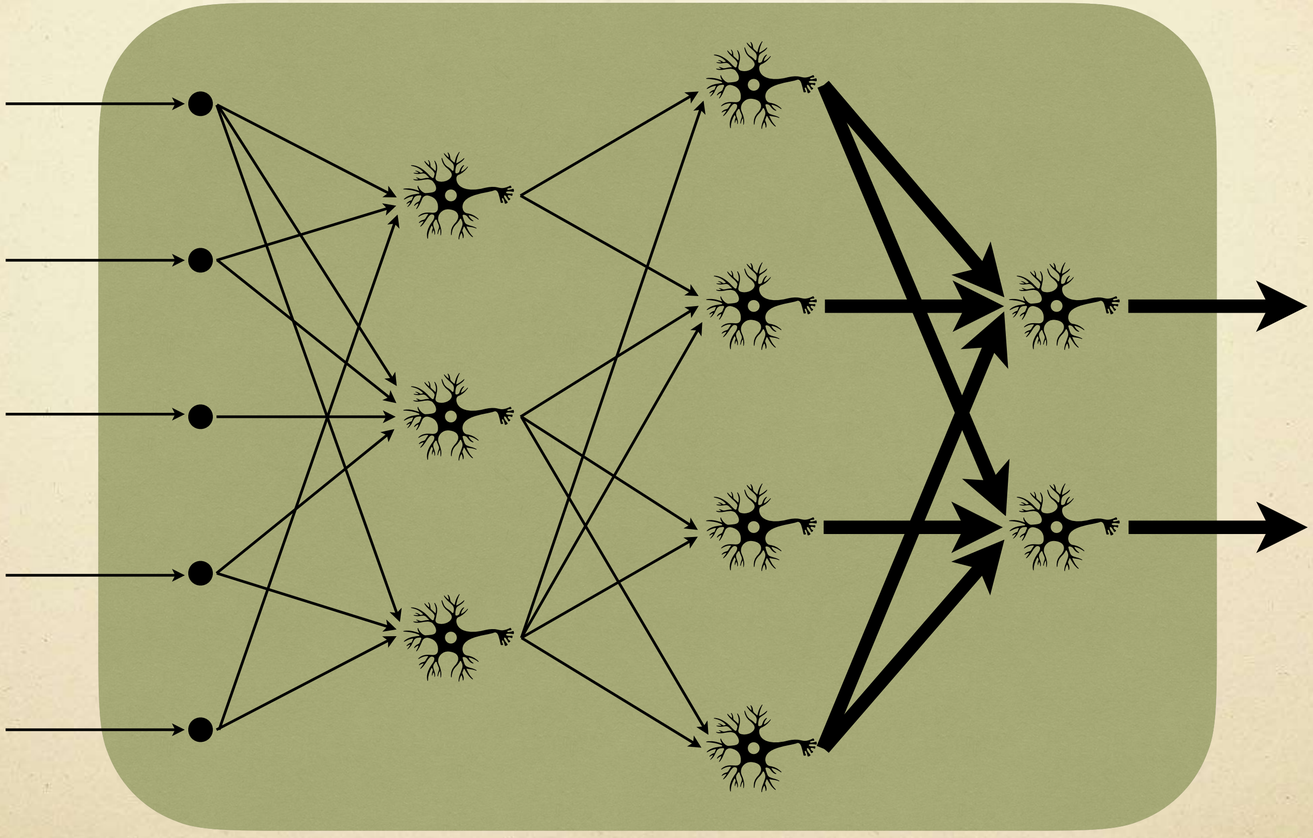
$$\eta \nabla A\left({}^{t}WX + b_k\right)$$

- *choix de quelques données au hasard*
- *calcul des ajustements à faire grâce au gradient*
- *rétropropagation de l'information*

③

Réseaux de neurones - descente de gradient stochastique

Ajuster les paramètres grâce au gradient de la fonction de perte.

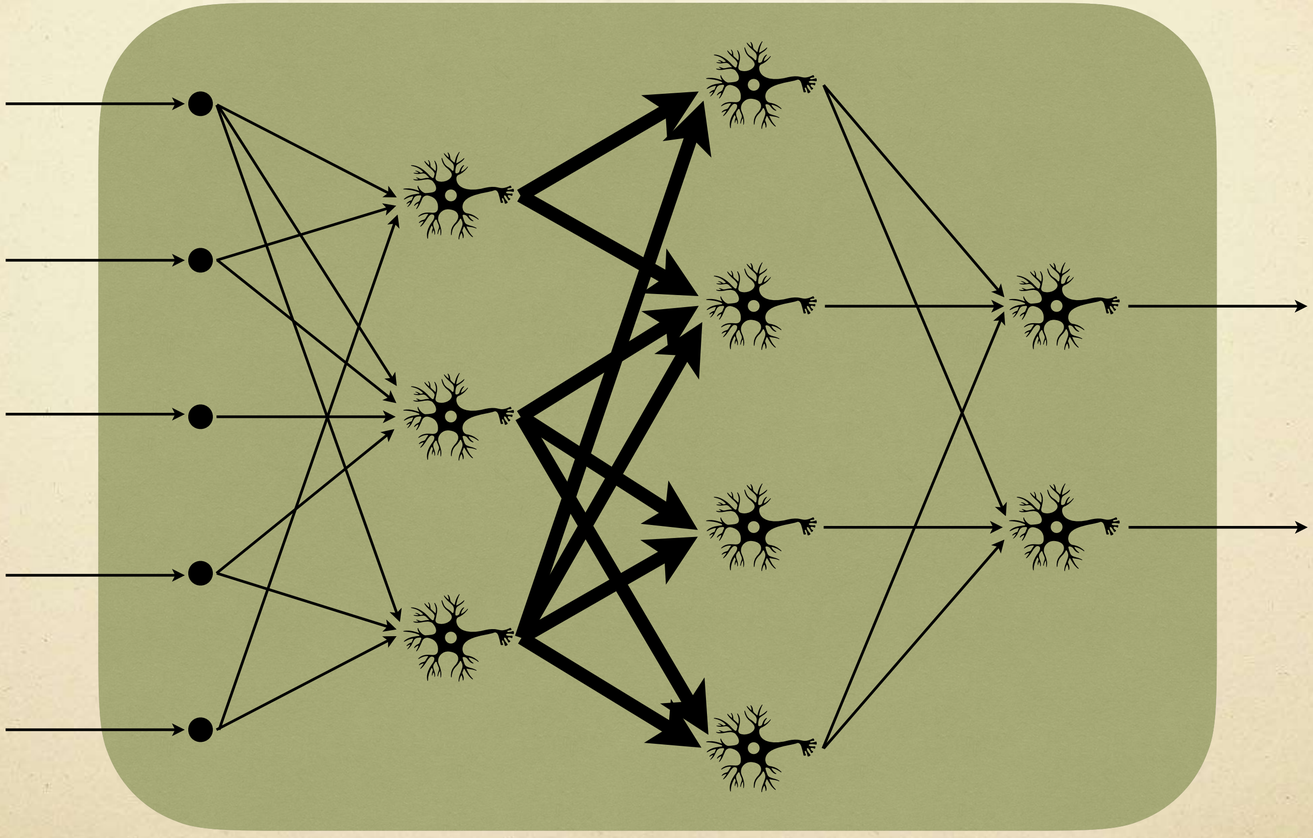


$$\eta \nabla A\left({}^{t}WX + b_k\right)$$

③

Réseaux de neurones - descente de gradient stochastique

Ajuster les paramètres grâce au gradient de la fonction de perte.

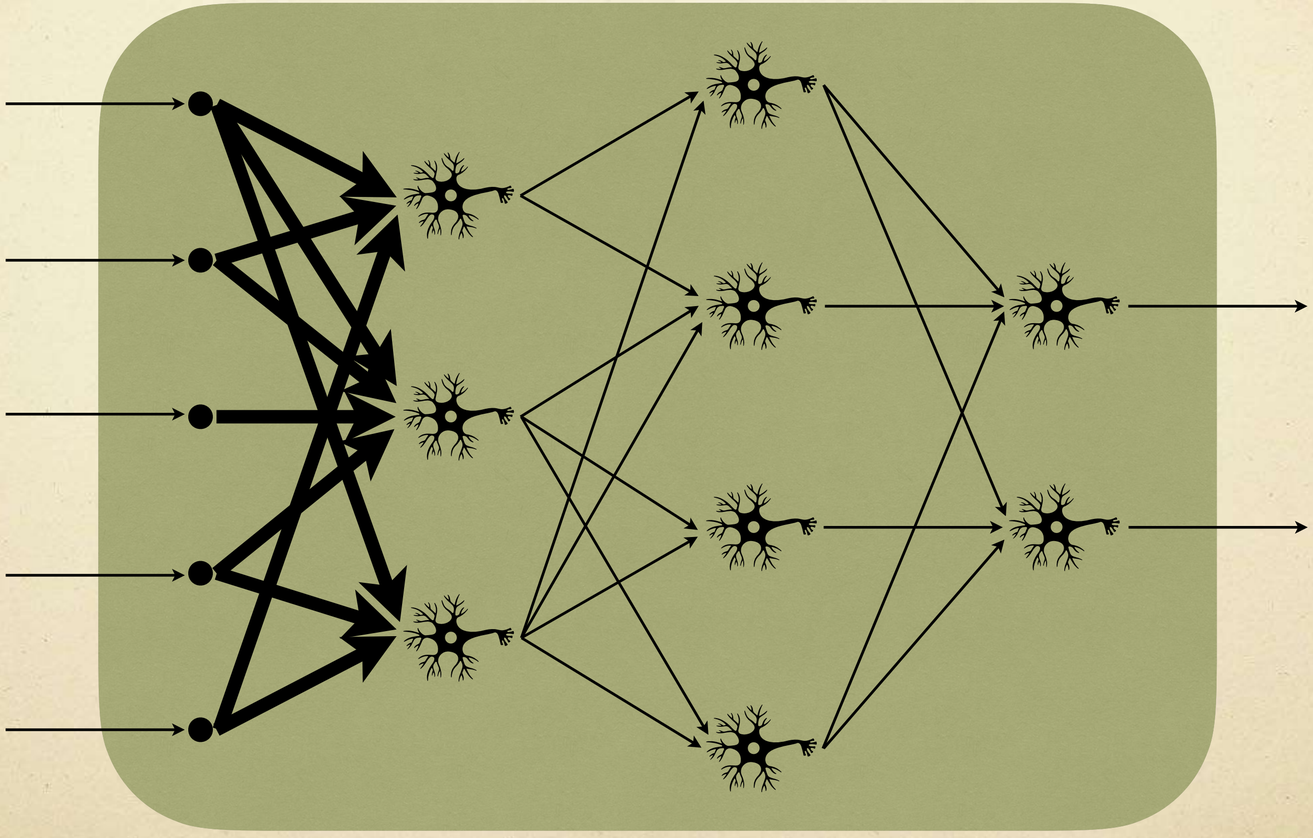


$$\eta \nabla A\left({}^{t}WX + b_k\right)$$

③

Réseaux de neurones - descente de gradient stochastique

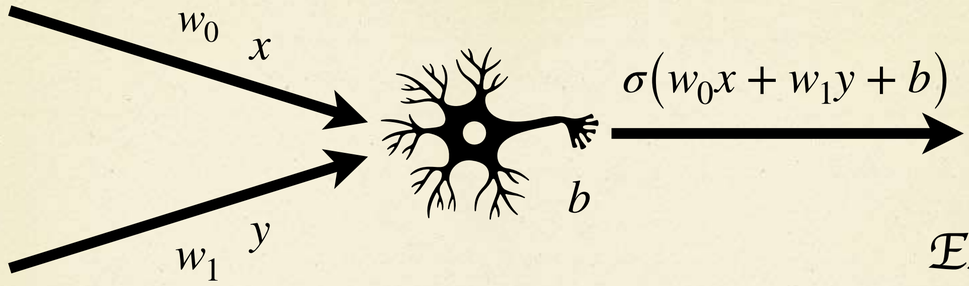
Ajuster les paramètres grâce au gradient de la fonction de perte.



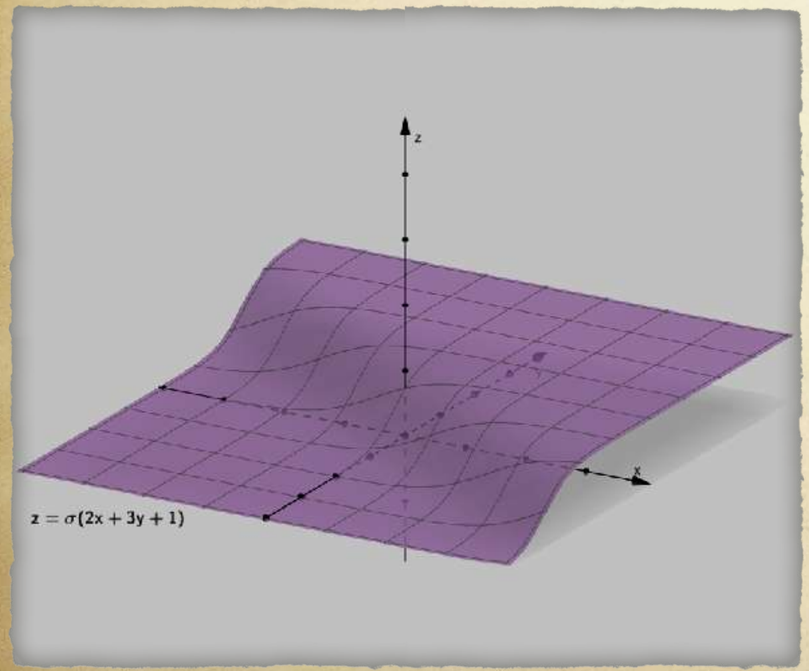
$$\eta \nabla A\left({}^{t}WX + b_k\right)$$

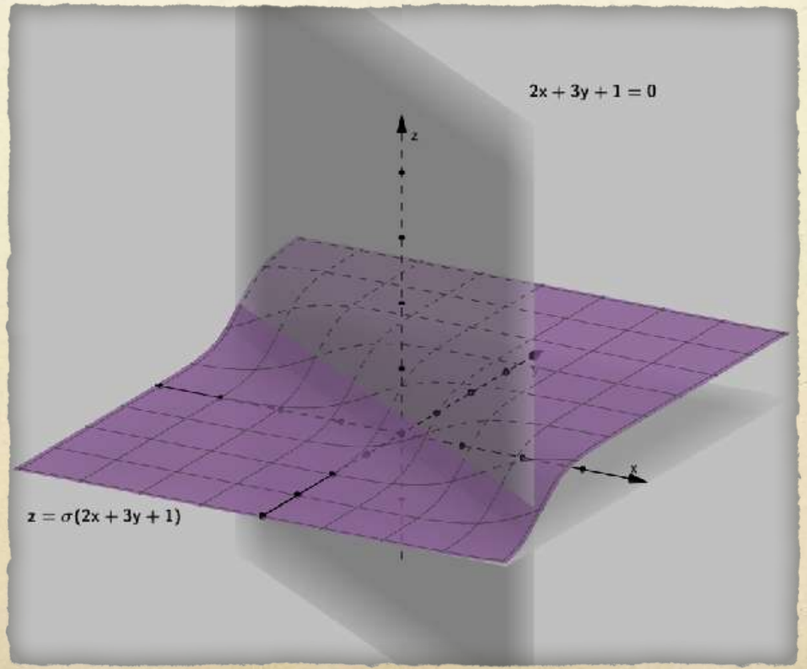
④

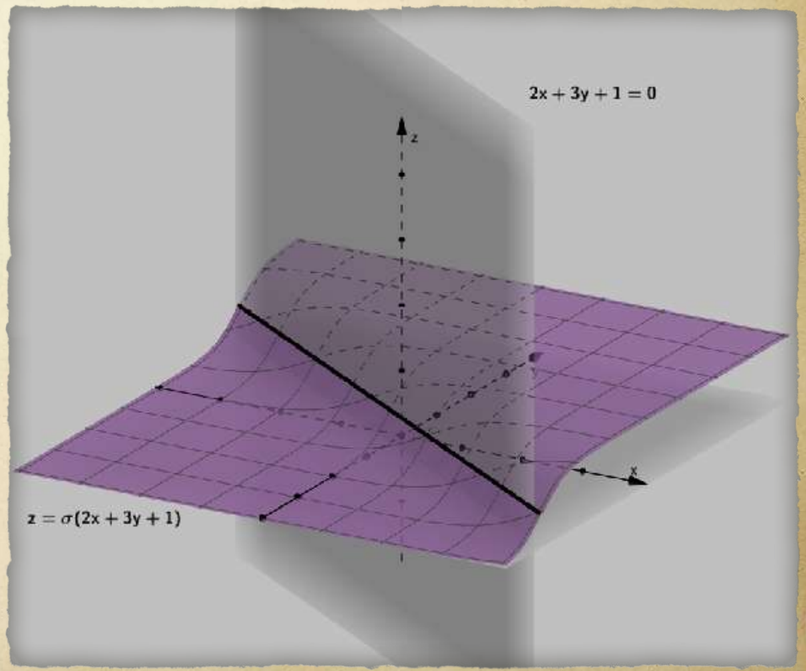
TP : Perceptron affine



Exemple : $w_0 = 2, w_1 = 3, b = 1$





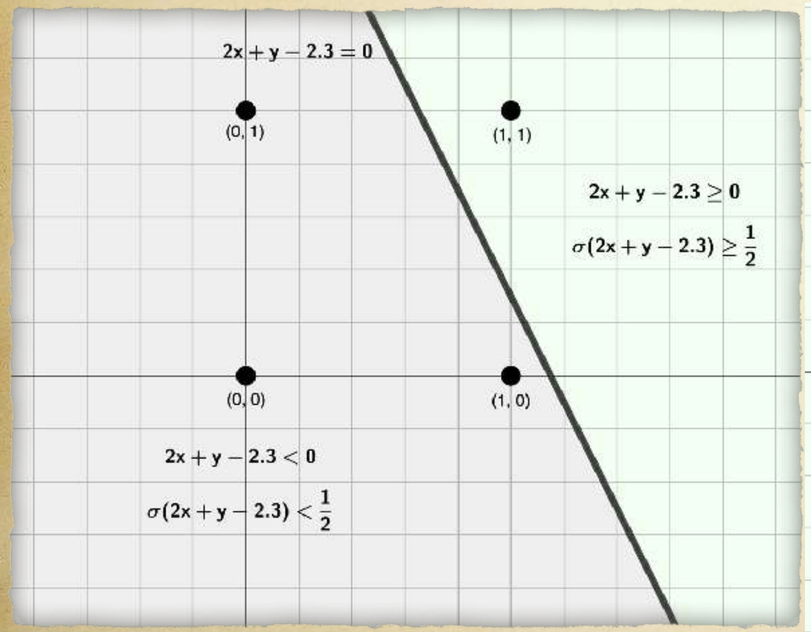


④

TP : Perceptron affine - Fonctions logiques

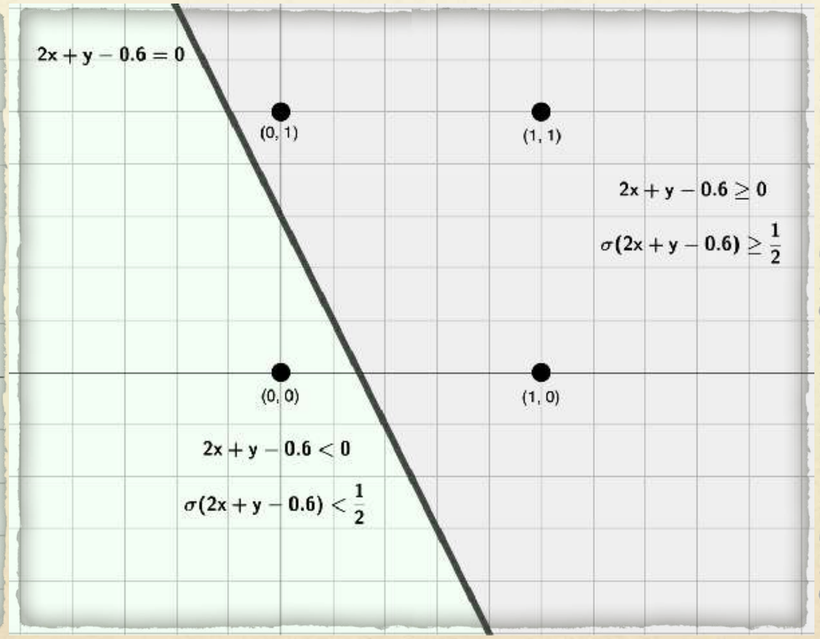
Conjonction

$x \wedge y$



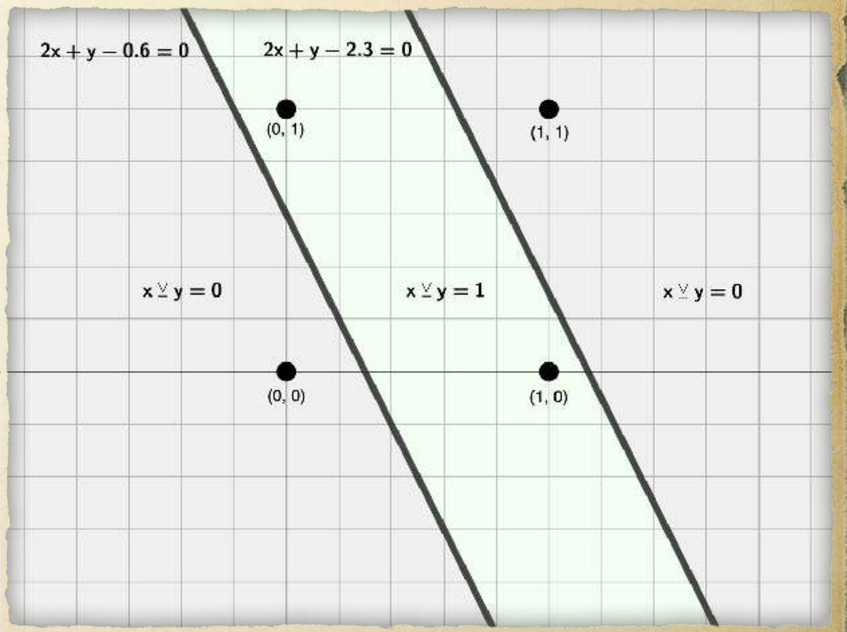
Disjonction

$x \vee y$



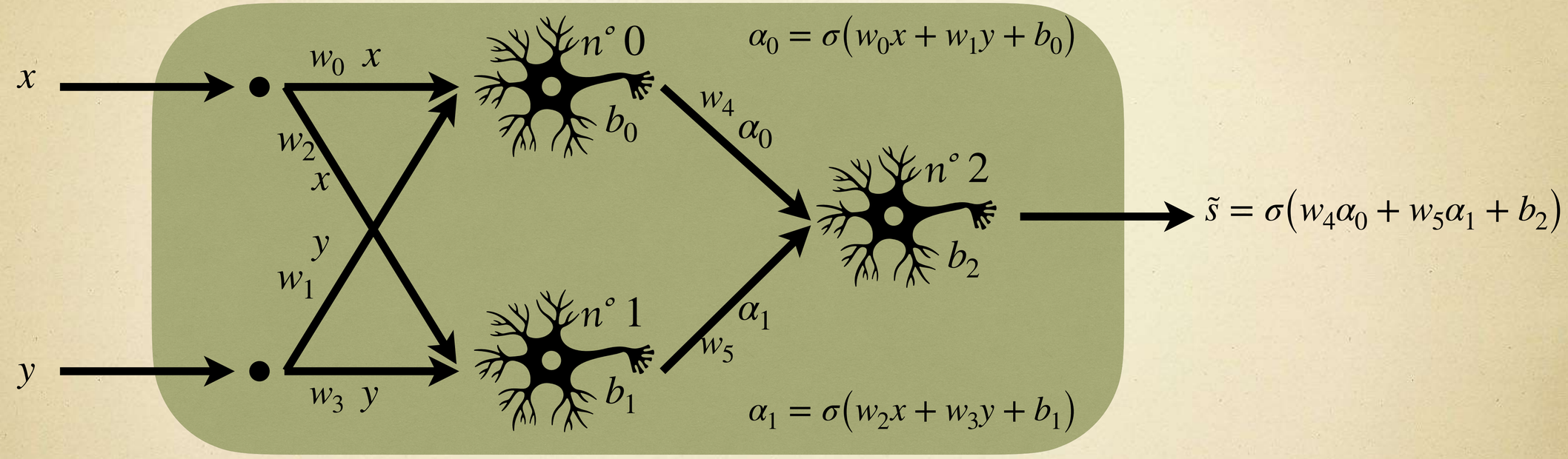
Disjonction exclusive

$x \veebar y$



④

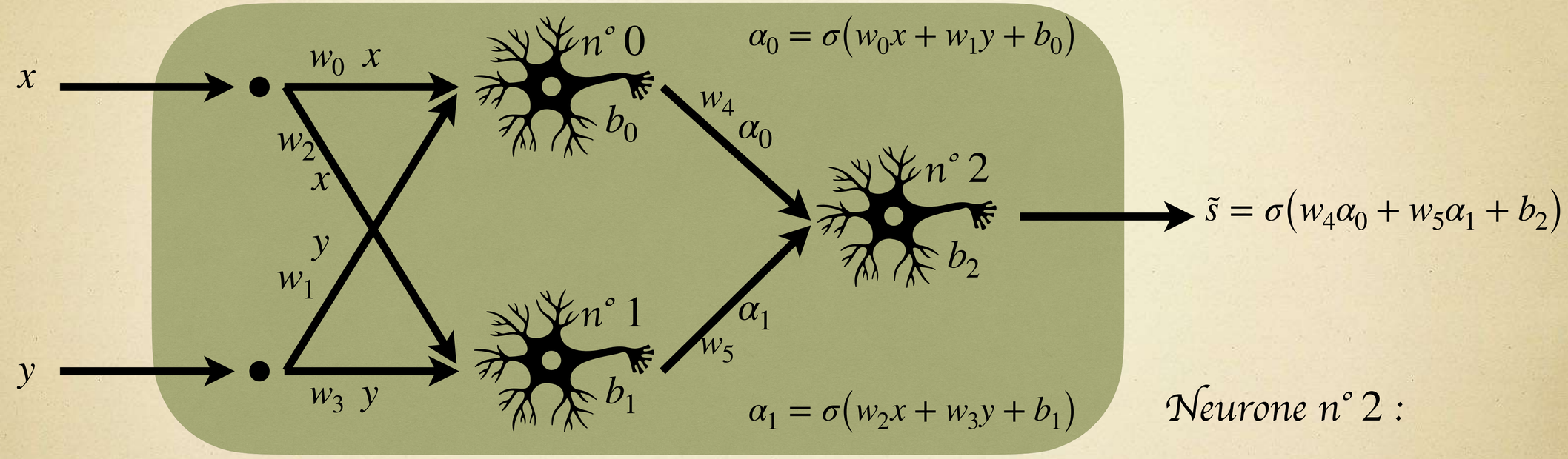
TP : Perceptron affine - ou-exclusif



$$x \veebar y = (x \wedge \neg y) \vee (\neg x \wedge y)$$

④

TP : Perceptron affine - rétropropagation



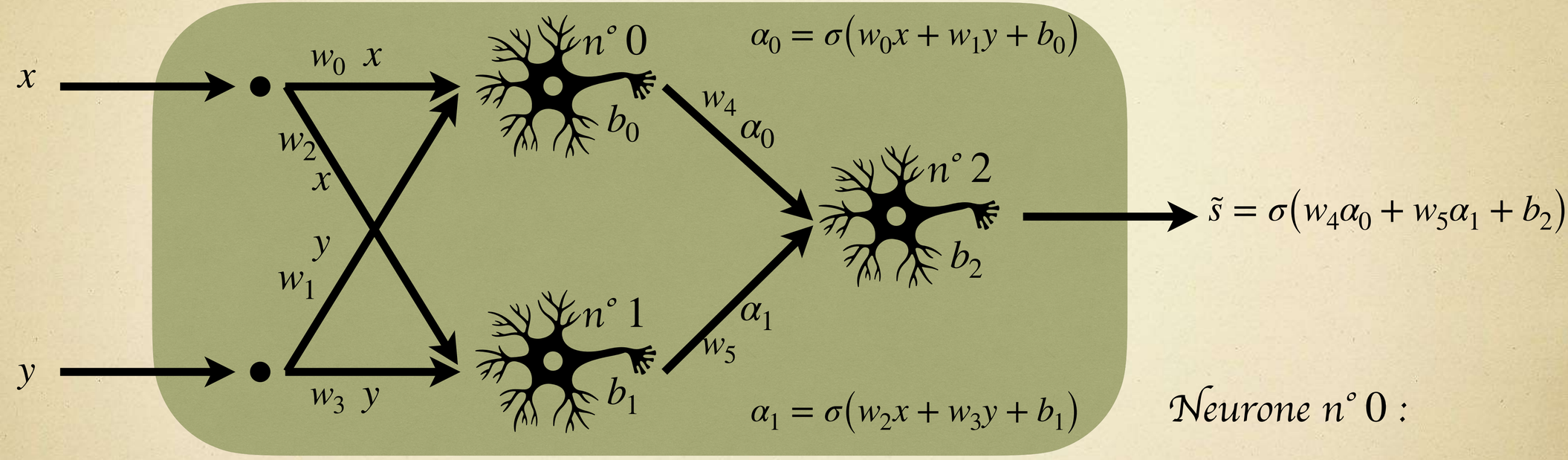
- *valeurs initiales aléatoires pour* w_i, b_i
- *propagation pour calculer* $\tilde{s}$ *qui approxime* $s = x \veebar y$
- *calcul de l'erreur* $e = s - \tilde{s}$

Neurone $n^\circ 2$:

- $\delta_2 = e \times \sigma'(\tilde{s})$
- $w_4 = w_4 + \delta_2 \times \alpha_0$
- $w_5 = w_5 + \delta_2 \times \alpha_1$
- $b_2 = b_2 + \delta_2$

④

TP : Perceptron affine - rétropropagation



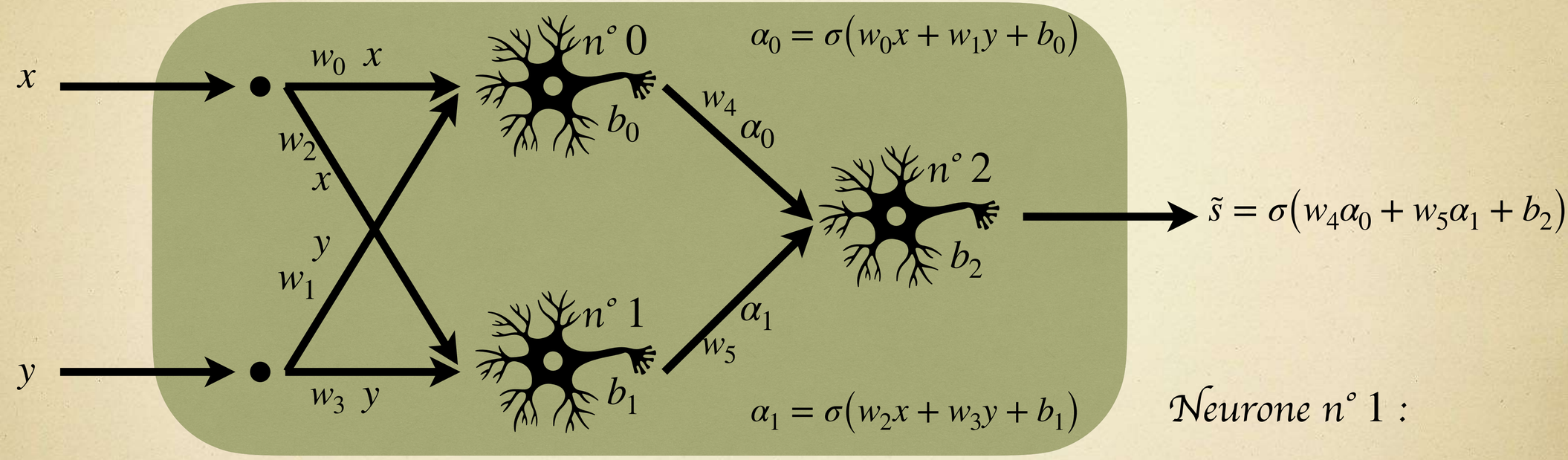
- *valeurs initiales aléatoires pour* w_i, b_i
- *propagation pour calculer* $\tilde{s}$ *qui approxime* $s = x \veebar y$
- *calcul de l'erreur* $e = s - \tilde{s}$

Neurone $n^\circ 0$:

- $\delta_0 = \delta_2 \times w_4 \times \sigma'(\alpha_0)$
- $w_0 = w_0 + \delta_0 \times x$
- $w_1 = w_1 + \delta_0 \times y$
- $b_0 = b_0 + \delta_0$

④

TP : Perceptron affine - rétropropagation



- *valeurs initiales aléatoires pour* w_i, b_i
- *propagation pour calculer* $\tilde{s}$ *qui approxime* $s = x \veebar y$
- *calcul de l'erreur* $e = s - \tilde{s}$

Neurone $n^\circ 1$:

- $\delta_1 = \delta_2 \times w_5 \times \sigma'(\alpha_1)$
- $w_2 = w_2 + \delta_1 \times x$
- $w_3 = w_3 + \delta_1 \times y$
- $b_1 = b_1 + \delta_1$

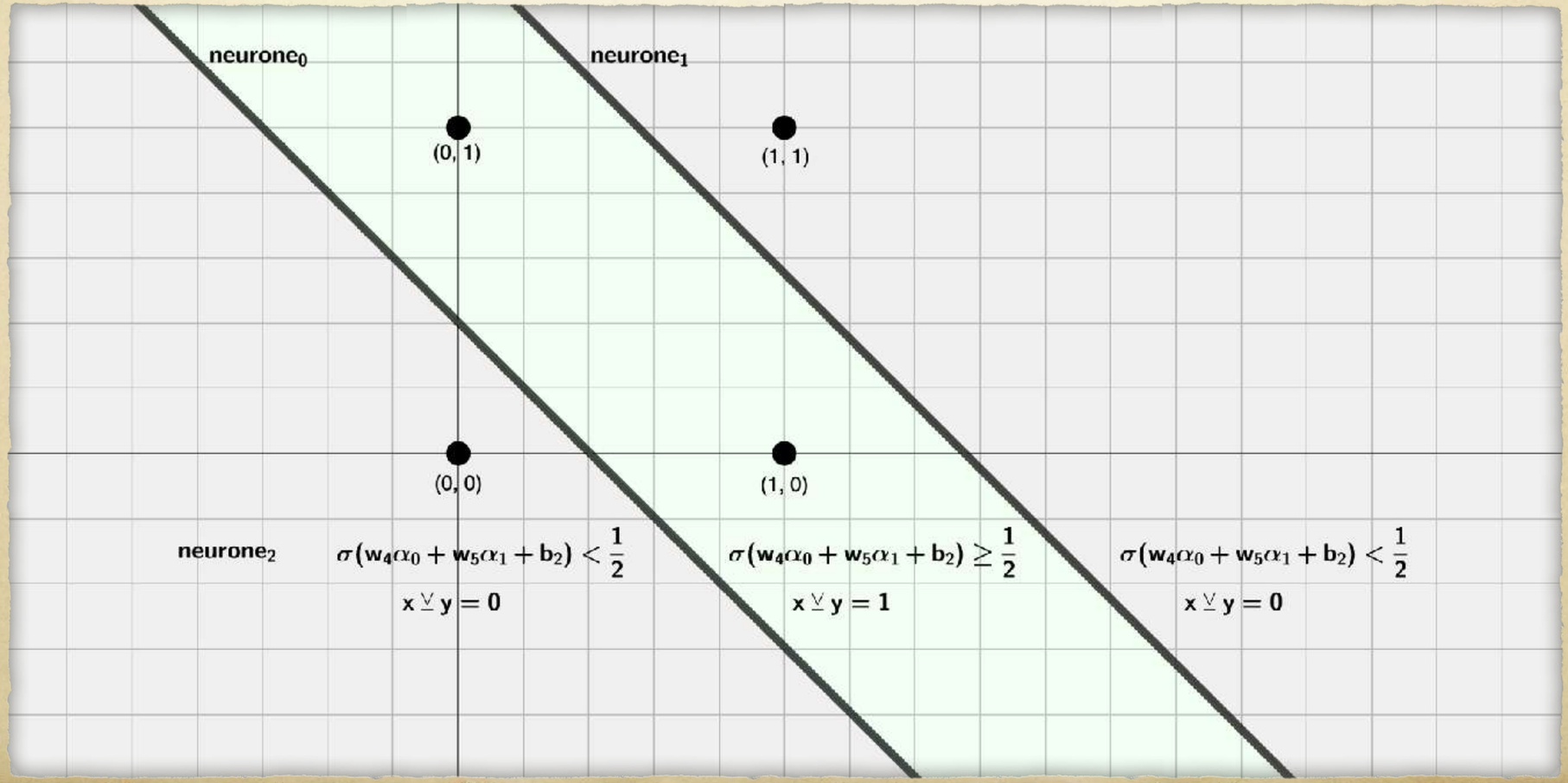
④

TP : Perceptron affine - exemple de résultat

Neurone n° 0 : $b_0 = 2.829$, $w_0 = -6.996$, $w_1 = -7.023$

Neurone n° 1 : $b_1 = -7.582$, $w_2 = 4.881$, $w_3 = 4.885$

Neurone n° 2 : $b_2 = 5.207$, $w_4 = -10.292$, $w_5 = -10.721$

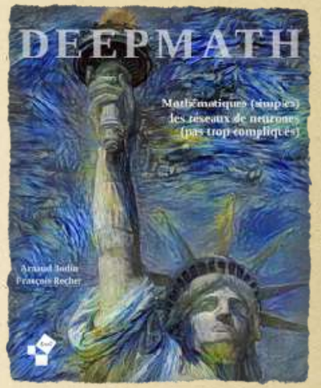


Bibliographie

David Louapre

Lê Nguyên Hoang

DeepMaths



Attention is all you need

Language models are few-shot learners

Training language models to follow instructions with human feedback

Direct Preference Optimization: Your Language Model is Secretly a Reward Model

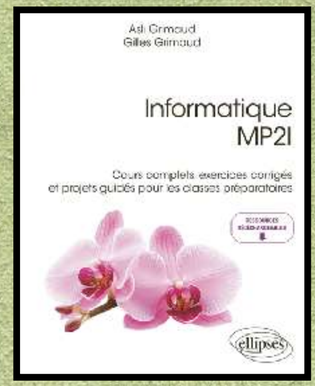
Word2Vec : Efficient estimation of Word Représentations in Vector Space

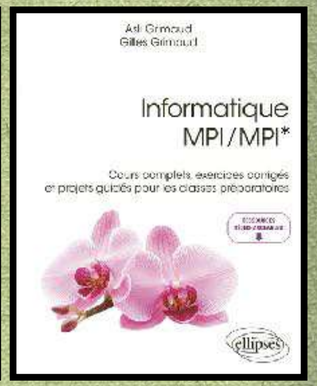
Démystifier l'IA

The Perceptron : A probabilistic model for information storage and organisation in the brain.

Intelligence artificielle

LLM





ISBN : 9782340103849 août 2026

Asli Grimaud

Docteure et ingénieure en informatique

Professeure agrégée d'informatique (ex-mathématiques)

Professeure d'informatique en MP2I/MPI

Journées Académiques de l'IREM de Lille

MERCI

6 Mars 2026

asli.grimaud@ac-lille.fr