Intelligence artificielle : de quoi parle-t-on?

Thierry Dumont

Jeudi 6 novembre 2025

Plan

- Historique.
- Les neurones (artificiels...).
- Apprentissage profond.
 Quelques exemples.
- Intelligence, vraiment?

Histoire (préhistoire)

Cerveaux électroniques

• Cerveaux électroniques



(Dr. Follamour)

• Cerveaux électroniques



(Dr. Follamour)

• Fin des années 80 : le terme *Intelligence Artificielle* apparaît avec *les systèmes experts...* et disparaît.

Cerveaux électroniques



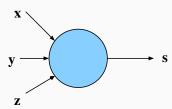
(Dr. Follamour)

- Fin des années 80 : le terme *Intelligence Artificielle* apparaît avec *les systèmes experts...* et disparaît.
- Retour en force avec les réseaux de neurones profonds.

« Neurones »

Neurones artificiels

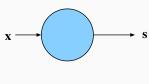
What the frog's eye tells the frog's brain (Warren McCulloch et Walter Pitts, 1959).



Le Relu

Rectified Linear Unit

Exemple (avec une seule entrée) :



$$s = (a \times x + b)^+.$$

Le Relu

Rectified Linear Unit

Exemple (avec une seule entrée) :



$$s = (a \times x + b)^+.$$

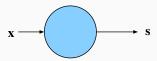




Le Relu

Rectified Linear Unit

Exemple (avec une seule entrée) :



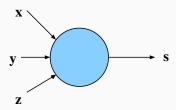
$$s = (a \times x + b)^+.$$



$$s = (2 \times x - 3)^+$$

2 paramètres.

Exemple, avec 3 entrées :



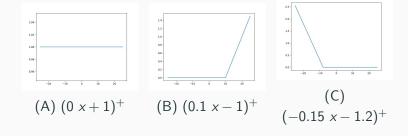
$$s = (2 \times x + 4 \times y - 3 \times z + 8)^{+}$$

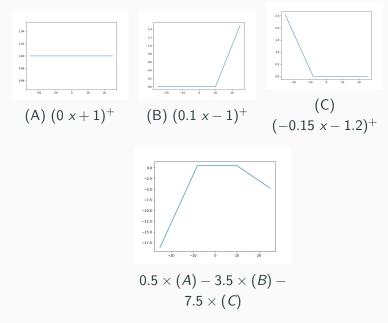
C'est LA brique de base de tout! Pourquoi?

C'est LA brique de base de tout! Pourquoi?

Regardons toujours des neurones avec une seule entrée :





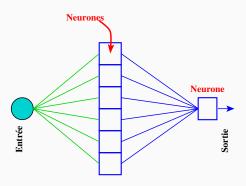


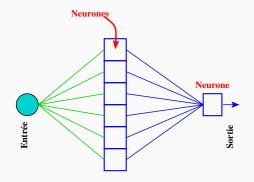
Difficile de fabriquer la courbe qu'on veut! Et pourtant :

Combiner les neurones (ReLU) permet de fabriquer toutes les
lignes brisées qu'on veut

Combiner les neurones (ReLU) permet de fabriquer toutes les lignes brisées qu'on veut...







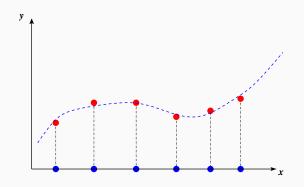
Nombre de coefficients :

• Première couche : $6 \times 2 = 12$.

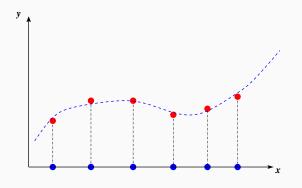
• Sortie : 6 (pas de ReLu).

soit en tout 18 coefficients.

« Apprendre une courbe »

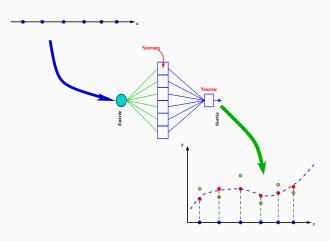


« Apprendre une courbe »

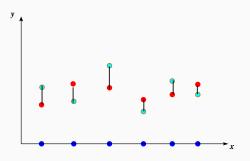


Données : des couples (x, y).

Apprendre par les données.

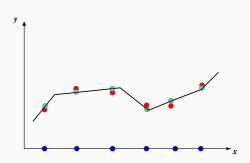


Points prévus, points observés

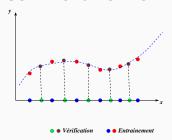


Apprendre =

 Choisir les paramètres des neurones pour minimiser une distance entre points prévus et points observés.



Comment vérifier?



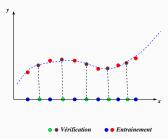
Il faut un ensemble de couples

$$(x, y) = (donnée, résultat),$$

partitionné en :

- 1. des couples pour l'apprentissage,
- 2. des couples pour vérifier.

Comment vérifier?



Il faut un ensemble de couples

$$(x, y) = (donnée, résultat),$$

partitionné en :

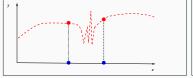
- 1. des couples pour l'apprentissage,
- 2. des couples pour vérifier.

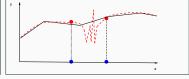
Apprentissage supervisé.

• Comment choisir le nombre de neurones?

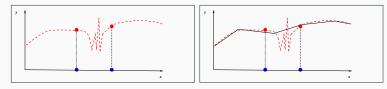
- Comment choisir le nombre de neurones?
- Fiabilité (de l'apprentissage et de la vérification)? (question de régularité).

- Comment choisir le nombre de neurones?
- Fiabilité (de l'apprentissage et de la vérification)? (question de régularité).



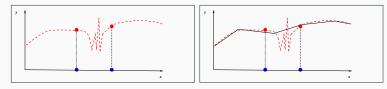


- Comment choisir le nombre de neurones?
- Fiabilité (de l'apprentissage et de la vérification)? (question de régularité).



Extrapoler est sûrement dangereux!

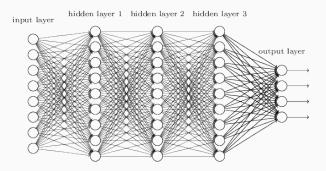
- Comment choisir le nombre de neurones?
- Fiabilité (de l'apprentissage et de la vérification)? (question de régularité).



- Extrapoler est sûrement dangereux!
- Question pratique : comment calculer les paramètres des neurones qui minimisent la distance (calcul/observation)?

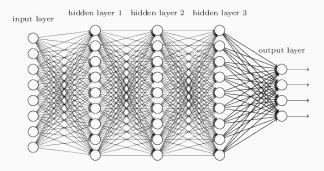
Apprentissage profond

Réseau de neurones profond



Réseau de neurones profond (3 couches cachées), dense.

Réseau de neurones profond



Réseau de neurones profond (3 couches cachées), dense.

C'est l'apprentissage profond (ajouter une ou plusieurs couches de neurones) qui a tout changé!

Exemple œnologique

- On fait tester des vins par des œnologues, qui donnent une note à chaque vin.
- On connaît la composition de chaque vin.

Peut-on prévoir la qualité d'un vin connaissant sa composition?

Un exemple ænologique

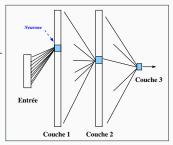
- 1598 vins sont testés et notés (Q) de 0 à 10.
- 12 paramètres sont mesurés.

n	ac.	v.ac.	cita.	sugar	chlor.	sulf.	totalsul.	dens.	рΗ	sulph.	alc.	Q
1589	6.60	0.72	0.20	7.80	0.07	29.00	79.00	1.00	3.29	0.54	9.20	5.00
1590	6.30	0.55	0.15	1.80	0.08	26.00	35.00	0.99	3.32	0.82	11.60	6.00
1591	5.40	0.74	0.09	1.70	0.09	16.00	26.00	0.99	3.67	0.56	11.60	6.00
1592	6.30	0.51	0.13	2.30	0.08	29.00	40.00	1.00	3.42	0.75	11.00	6.00
1593	6.80	0.62	0.08	1.90	0.07	28.00	38.00	1.00	3.42	0.82	9.50	6.00
1594	6.20	0.60	0.08	2.00	0.09	32.00	44.00	0.99	3.45	0.58	10.50	5.00
1595	5.90	0.55	0.10	2.20	0.06	39.00	51.00	1.00	3.52	0.76	11.20	6.00
1596	6.30	0.51	0.13	2.30	0.08	29.00	40.00	1.00	3.42	0.75	11.00	6.00
1597	5.90	0.65	0.12	2.00	0.07	32.00	44.00	1.00	3.57	0.71	10.20	5.00
1598	6.00	0.31	0.47	3.60	0.07	18.00	42.00	1.00	3.39	0.66	11.00	6.00

Peut-on réaliser un système qui prévoit la qualité (Q) du vin en fonction des 12 paramètres?

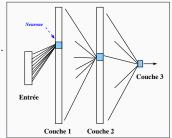
Réseau à 2 couches cachées, dense.

- 1. Entrée : 12 valeurs.
- 2. 1re couche: 64 neurones.
- 3. 2^e couche: 64 neurones.
- 4. 3e couche : 1 neurone, pas de ReLu.



Réseau à 2 couches cachées, dense.

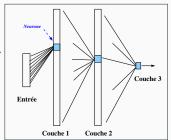
- 1. Entrée : 12 valeurs.
- 2. 1re couche: 64 neurones.
- 3. 2^e couche: 64 neurones.
- 4. 3^e couche : 1 neurone, pas de ReLu.



Chaque neurone de la couche 1 : couplé aux 12 entrées.

Réseau à 2 couches cachées, dense.

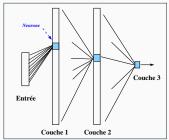
- 1. Entrée : 12 valeurs.
- 2. 1^{re} couche: 64 neurones.
- 3. 2^e couche: 64 neurones.
- 4. 3^e couche : 1 neurone, pas de ReLu.



- Chaque neurone de la couche 1 : couplé aux 12 entrées.
- Chaque neurone de la couche 2 : couplé aux 64 sorties de la couche 1.

Réseau à 2 couches cachées, dense.

- 1. Entrée : 12 valeurs.
- 2. 1re couche: 64 neurones.
- 3. 2e couche: 64 neurones.
- 4. 3^e couche : 1 neurone, pas de ReLu.



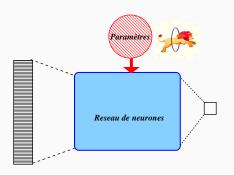
- Chaque neurone de la couche 1 : couplé aux 12 entrées.
- Chaque neurone de la couche 2 : couplé aux 64 sorties de la couche 1.
- Le neurone de la couche 3 est couplé aux 64 sorties de la couche 2.

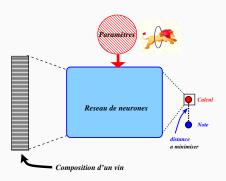
Soit:

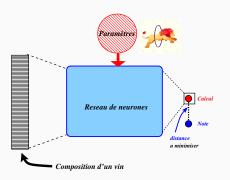
 $64 \times 12 + 64 \times 65 + 65 = 4993$ paramètres à ajuster.

Soit:

 $64 \times 12 + 64 \times 65 + 65 = 4993$ paramètres à ajuster.







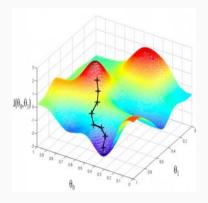
On calcule les valeurs des coefficients des neurones qui minimisent la **somme** des distances, **somme prise pour tous les vins** (qui servent à ajuster le modèle).

Apprentissage = optimisation

Algorithme glouton : descente de gradient

Algorithme glouton : descente de gradient

On progresse par pas dans la direction de la plus grande pente :



Aucune garantie d'atteindre le vrai minimum.

•	Calcul du gradient (direction de la plus	forte pente) : un	
	problème d'une com	plexité redoutable!	(la quantité de calculs	

à effectuer est énorme).

•	Calcul du gradient (direction de la plus	forte pente) : un	
	problème d'une com	plexité redoutable!	(la quantité de calculs	

à effectuer est énorme).

Important! Propriété fondamentale!

- L'entraînement (= optimisation) est une opération extrêmement coûteuse.
- Mais l'utilisation du réseau entraîné est peu coûteuse.

Important! Propriété fondamentale!

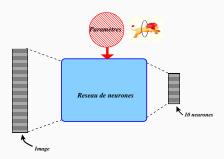
- L'entraînement (= optimisation) est une opération extrêmement coûteuse.
- Mais l'utilisation du réseau entraîné est peu coûteuse.

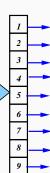
Le coût en nombre d'opérations de l'utilisation est de l'ordre du nombre de paramètres du réseau.

Classification

Un exemple : reconnaissance de chiffres manuscrits

- En entrée : une image d'un chiffre (1,...,9,0).
- En sortie : 10 neurones pour la dernière couche.





- On voudrait entraîner le réseau de neurones pour que :
 - 1. quand on entre une image de "5", le neurone 5 fournisse 1 et les autres 0.
 - 2. ... et en tout cas que tous fournissent des valeurs entre 0 et 1 (et un score, maximal pour le neurone 5).

Exemple, en sortie :

Softmax donne

0.00575893, 0.00703398, 0.0063646, 0.00949487, 0.94459097,

0.00526327, 0.00703398, 0.00426632, 0.00547807, 0.00471501.

Attention!

0.00575893, 0.00703398, 0.0063646, 0.00949487, **0.94459097**, 0.00526327, 0.00703398, 0.00426632, 0.00547807, 0.00471501. qu'on assimile à une probabilité.

Attention!

 $0.00575893, 0.00703398, 0.0063646, 0.00949487, \textcolor{red}{0.94459097}, \\ 0.00526327, 0.00703398, 0.00426632, 0.00547807, 0.00471501. \\ \text{qu'on assimile à une probabilité}.$

À priori, aucun résultat d'un processus de classification n'est sûr à 100~%!

Principe:

 Caractère = nombre en machine (Exemple : LATIN CAPITAL LETTER A -> 65).

Principe:

- Caractère = nombre en machine (Exemple : LATIN CAPITAL LETTER A -> 65).
- On prend des textes en docx, pdf, html, etc.
 Ces fichiers stockent les nombres correspondant aux lettres, et la police de caractères, indépendamment.

Principe:

- Caractère = nombre en machine (Exemple : LATIN CAPITAL LETTER A -> 65).
- On prend des textes en docx, pdf, html, etc.
 Ces fichiers stockent les nombres correspondant aux lettres, et la police de caractères, indépendamment.

 On rend les caractères sous forme d'images avec différentes polices de caractères.

- On rend les caractères sous forme d'images avec différentes polices de caractères.
- polices de caractères.
 On a donc un grand nombre de correspondances :
 (image) -> (nombre = code du caractère)

pour entraîner l'OCR.

Entraînement:

- 400 000 lignes de texte,
- 4500 polices de caractères.
- de l'ordre de 10 milliards d'entrées pour l'entraînement et la vérification!
- Plusieurs jours (semaines) de calcul!

Entraînement:

- 400 000 lignes de texte,
- 4500 polices de caractères.
- de l'ordre de 10 milliards d'entrées pour l'entraînement et la vérification!
- Plusieurs jours (semaines) de calcul!

Difficile d'entraîner le système pour des polices exotiques (exemple : polices du XVIII^e siècle).

Calculer

Calcul : ce qui rend l'entraînement possible :

« heureuse coïncidence »

Entraînement :

- énorme quantité de données,
- énorme quantité de calculs.
- Pas besoin d'une grande précision.

Entraînement :

- énorme quantité de données,
- énorme quantité de calculs.
- Pas besoin d'une grande précision.
- Il faut paralléliser les calculs.
- Calculs aisément parallélisables.

Entraînement :

- énorme quantité de données,
- énorme quantité de calculs.
- Pas besoin d'une grande précision.
- Il faut paralléliser les calculs.
- Calculs aisément parallélisables.

Heureuse coı̈ncidence : le développement des processeurs graphiques (GPU).

Les deux sortes de parallélisme :

- Processeurs à n cœurs,
- Super calculateurs (réseaux de machines classiques, avec processeurs à n cœurs). Exemple : TaiHu, 16 millions de cœurs.



Calculateur Jean Zay (CNRS/IDRIS, Orsay)

- SIMD (Single Instruction, Multiple Data) :
 - Exemple : additionner ou multiplier 2 tableaux en une seule instruction.

- SIMD (Single Instruction, Multiple Data) :
 - Exemple: additionner ou multiplier 2 tableaux en une seule instruction.

GPU.

Graphic Processing Unit.



- SIMD (Single Instruction, Multiple Data) :
 - Exemple: additionner ou multiplier 2 tableaux en une seule instruction.

GPU.

Graphic Processing Unit.



Chance! les calculs sont bien adaptés à ce type de parallélisme.

Performances:

- CPU: 64 Gigaflops par cœur (= 64 10^9).
- NVIDIA H100 : 134 Teraflops (= 134 10¹²) (et même 3000 teraflops dans certains cas)!

Performances:

- CPU: 64 Gigaflops par cœur (= 64 10^9).
- NVIDIA H100 : 134 Teraflops (= 134 10¹²) (et même 3000 teraflops dans certains cas)!

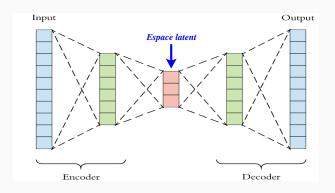
Coût : 40 000 euros.

Nvidia peut les vendre par « cabinets » de 4608 GPU.

curieuses et/ou intéressantes

Quelques exemples d'applications

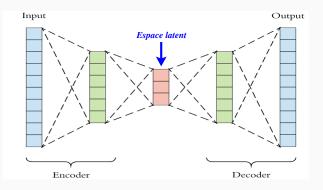
Auto encodeurs



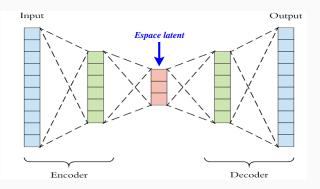
• En entrée : disons, une image.

• En sortie : retrouver *presque* la même image.

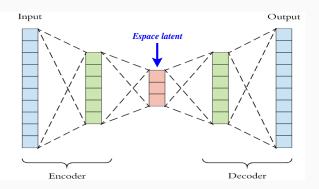
en passant par un espace de petite dimension.



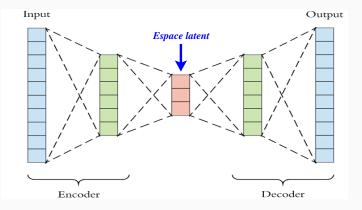
• Image : millions de pixels = millions de valeurs.



- Image : millions de pixels = millions de valeurs.
- Image = un point dans un espace à quelques millions de dimensions.



- Image: millions de pixels = millions de valeurs.
- Image = un point dans un espace à quelques millions de dimensions.
- Espace latent : petite dimension (2...10).



De manière étonnante, ça fonctionne!

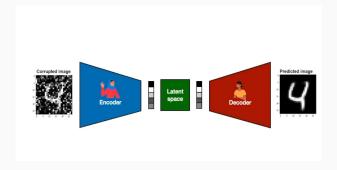


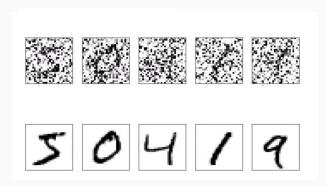
De manière étonnante, ça fonctionne!



Espace latent : représentation parcimonieuse des images.

Plus fort! Auto-encodeurs débruiteurs





Apprentissage non supervisé.

Autoencodeurs variationnels : ou comment mettre des moustaches à la Joconde

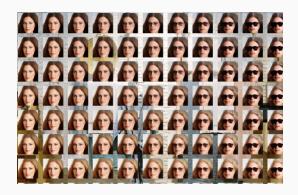


En parcourant l'espace latent :



IA générative.

En parcourant l'espace latent :



IA générative.

On peut sûrement mettre des moustaches à la Joconde...

Le langage naturel

Le bas de gamme, genre SMS :	
« Salut Anatole, je vais passer ??? »	



« Salut Anatole, je vais passer ??? »

1. Découper la phrase en jetons (tokens).

۱۵	has	de	gamme.	genre	SMS
-c	vas	uc	gaiiiiic.	201110	\mathcal{I}

« Salut Anatole, je vais passer ??? »

- 1. Découper la phrase en *jetons* (tokens).
- 2. Associer à chaque jeton un ou plusieurs nombres.

Le bas de gamme, genre SMS :

« Salut Anatole, je vais passer ??? »

- 1. Découper la phrase en jetons (tokens).
- 2. Associer à chaque jeton un ou plusieurs nombres.
- 3. Retour aux méthodes précédentes.

Le bas de gamme, genre SMS :

- « Salut Anatole, je vais passer ??? »
 - 1. Découper la phrase en jetons (tokens).
 - 2. Associer à chaque jeton un ou plusieurs nombres.
 - 3. Retour aux méthodes précédentes.

Ce mécanisme ne regarde qu'en arrière.

Innovation : le mécanisme d'attention.

Regarder en avant et en arrière.

Exemple de logiciel : BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers).

Entraînement sur Wikipédia.

- J'ai mangé un avocat au restaurant.

• Au restaurant, j'ai rencontré un avocat.

- J'ai mangé un avocat au restaurant.
- Au restaurant, j'ai rencontré un avocat.

Entraînement :

- J'ai mangé un ???? au restaurant.
- J'ai rencontré un ???? au restaurant.

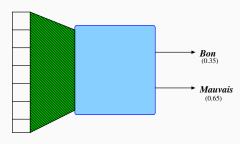
Il faut un moyen de coder le couplage entre???? et les mots de la phrase.

BERT entraîné sur un corpus français pour donner :
FLAUBERT et

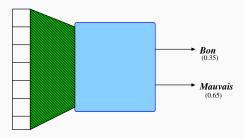
BERT entraîné sur un corpus français pour donner :
FLAUBERT et CAMEMBERT.

Dangers





Dites bonjour au crédit social!



Dites bonjour au crédit social!

Rappel : à priori, aucun résultat d'un processus de classification n'est sûr à 100 %!

Un exemple donné par Stéphane Mallat (Collège de France, Médaille d'or du CNRS 2025) : système d'aide à la décision pour la libération des prisonniers aux

États Unis.

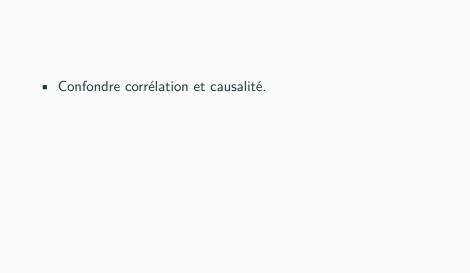
Un exemple donné par Stéphane Mallat (Collège de France,

Médaille d'or du CNRS 2025) :

système d'aide à la décision pour la libération des prisonniers aux

États Unis.

Pose la guestion : « Pourquoi et comment ça fonctionne? ».



•	Confondre corrélation et causalité.
•	On ne peut prévoir au mieux que ce qui est contenu dans les
	données.

La chasse aux données

... et ses conséquences pour la vie privée.

Mais pourquoi est-ce que ça

fonctionne?

Pourquoi est-ce que ça fonctionne (assez correctement)?

On ne sait pas trop!

Nécessité de comprendre (voir ci-dessus le problème des prisonniers).

Voir par exemple l'exposé de Stéphane Mallat (Collège de France) à la MMI.



Pistes:

Régularité.

Voir par exemple l'exposé de Stéphane Mallat (Collège de France) à la MMI.



Pistes:

- Régularité.
- Parcimonie.

Voir par exemple l'exposé de Stéphane Mallat (Collège de France) à la MMI.



Pistes:

- Régularité.
- Parcimonie.
- Liens avec différentes branches des maths et de la physique (invariance).

• ...

Tout ou presque reste à faire.

Intelligence, vraiment?



Ni cubliana nag mu'an utilian dag audinataura mui aućautant dag
N'oublions pas qu'on utilise des ordinateurs qui exécutent des programmes.

N'oublions pas qu'on utilise des ordinateurs qui exécutent des	
orogrammes. Les programmes implantent des algorithmes.	

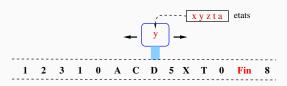
N'oublions pas qu'on utilise des ordinateurs... qui exécutent des

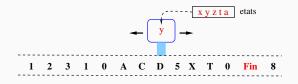
Que peut-on (ou ne peut-on pas) faire dans ce cadre?

programmes. Les programmes implantent des algorithmes.

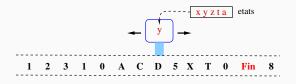
Machines de Turing (Alan Turing, 1936) et calculabilité

Preuve par Turing de l'impossibilité du *Calculus Ratiocinator* de Leibnitz (et de l'*Entscheidungsproblem*).

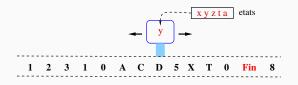




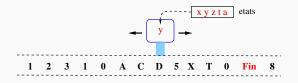
• lecture d'un symbole sur la bande.



- lecture d'un symbole sur la bande.
- table de transition : en fonction de l'état de la tête et du symbole lu :



- lecture d'un symbole sur la bande.
- table de transition : en fonction de l'état de la tête et du symbole lu :
 - écriture éventuelle sur la bande,
 - déplacement éventuel à gauche ou à droite,
 - modification éventuelle de l'état de la tête.
 - arrêt si le symbole lu est Fin.



- lecture d'un symbole sur la bande.
- table de transition : en fonction de l'état de la tête et du symbole lu :
 - écriture éventuelle sur la bande.
 - déplacement éventuel à gauche ou à droite,
 - modification éventuelle de l'état de la tête.
 - arrêt si le symbole lu est Fin.

Exemple de transition : $\{ y, D \} => \{ t, X, \leftarrow \}$

 Les machines de Turing sont « universelles » (base de la calculabilité).

- Les machines de Turing sont « universelles » (base de la calculabilité).
- Les ordinateurs, munis de langages de programmation sont « Turing équivalents ».

- Les machines de Turing sont « universelles » (base de la calculabilité).
- Les ordinateurs, munis de langages de programmation sont « Turing équivalents ».
- Donc, ce que peux faire l'IA (l'apprentissage profond), c'est au plus ce que peut faire une machine de Turing.

- Les machines de Turing sont « universelles » (base de la calculabilité).
- Les ordinateurs, munis de langages de programmation sont « Turing équivalents ».
- Donc, ce que peux faire l'IA (l'apprentissage profond), c'est au plus ce que peut faire une machine de Turing.
- Le cerveau est-il « Turing équivalent »?
- La pensée, la conscience, l'intelligence ne sont-elles que des algorithmes?

Les idées de Roger Penrose



ROGER PENROSE
SHADOWS
OF THE MIND

A SEARCH FOR THE MISSING

 Arguments basés sur le théorème de l'arrêt (Turing) et les résultats de Gödel.





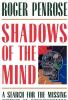
- Arguments basés sur le théorème de l'arrêt (Turing) et les résultats de Gödel.
- Si conscience = algorithmes, quel peut avoir été le rôle de l'évolution?





- Arguments basés sur le théorème de l'arrêt (Turing) et les résultats de Gödel.
- Si conscience = algorithmes, quel peut avoir été le rôle de l'évolution?
- Roger Penrose s'intéresse aux éclairs de compréhension.





- Arguments basés sur le théorème de l'arrêt (Turing) et les résultats de Gödel.
- Si conscience = algorithmes, quel peut avoir été le rôle de l'évolution?
- Roger Penrose s'intéresse aux éclairs de compréhension.
- Existence de phénomènes quantiques dans le cerveau? (=> Quantum mind).

« Quantum mind »

Penrose, Hameroff et pas mal d'autres (ainsi qu'E. Wigner auparavant).

« Quantum mind »

Penrose, Hameroff et pas mal d'autres (ainsi qu'E. Wigner auparavant).

- Existence de phénomènes quantiques non calculables.
- Candidats: micro tubules.

Beaucoup de réfutations, mais une expérience plutôt positive en avril 2022.

Du côté de Noam Chomsky

The New York Times mars 2023.

« Il est à la fois comique et tragique que tant d'argent et d'attention se concentrent sur si peu – quelque chose de si trivial comparé à l'esprit humain qui, par le biais du langage, pour reprendre les mots de Wilhelm von Humboldt, peut faire « un usage infini de moyens finis », élaborant des idées et des théories ayant une portée universelle. »

	« J'ai fini par demander à ChatGPT s'il connaissait l'idée de
	banalité du mal et s'il se sentait concerné. Voilà sa réponse :

• « J'ai fini par demander à ChatGPT s'il connaissait l'idée de

banalité du mal et s'il se sentait concerné. Voilà sa réponse : «Il est vrai que je suis un outil créé par des humains, et par

conséquent, je peux refléter les limites et les biais de mes créateurs et des données sur lesquelles je suis entraîné. »

« J'ai fini par demander à ChatGPT s'il connaissait l'idée de banalité du mal et s'il se sentait concerné. Voilà sa réponse : «Il est vrai que je suis un outil créé par des humains, et par conséquent, je peux refléter les limites et les biais de mes créateurs et des données sur lesquelles je suis entraîné. »

Une intelligence servile et sans pensée, c'est en effet une

travers l'idée de la banalité du mal. »

bonne définition de ce que Hannah Arendt cherchait à saisir à

Questions de complexité

		2	3	1	
	×	1	2	4	
		9	2	4	
	4	6	2		
2	3	1			
2	8	6	4	4	

Opérations élémentaires : les multiplications entre chiffres.

		2	3	1	
	×	1	2	4	
		9	2	4	
	4	6	2		
2	3	1			
2	8	6	4	4	

Opérations élémentaires : les multiplications entre chiffres.

- 3 multiplications par ligne,
- 3 lignes.

Soit en tout 9 opérations pour des nombres de 3 chiffres.

		2	3	1	
	×	1	2	4	
		9	2	4	
	4	6	2		
2	3	1			
2	8	6	4	4	

Opérations élémentaires : les multiplications entre chiffres.

- 3 multiplications par ligne,
- 3 lignes.

Soit en tout 9 opérations pour des nombres de 3 chiffres.

- avec des nombres de 4 chiffres : $4 \times 4 = 16$ opérations,
- avec des nombres de *n* chiffres : $n \times n = n^2$ opérations.

Certes, on n'a pas compté les additions ni les retenues, mais c'est	
du même ordre : n^2 .	

Finalement, la complexité (le coût) de l'algorithme est proportionnelle à n^2 :

$$C_n = K \times n^2$$
.

.

Finalement, la complexité (le coût) de l'algorithme est proportionnelle à n^2 :

$$C_n = K \times n^2$$
.

.

Implication

Si on double la taille des nombres à multiplier, le coût devient :

$$C_{2n} = K \times (2 \times n)^2$$

Finalement, la complexité (le coût) de l'algorithme est proportionnelle à n^2 :

$$C_n = K \times n^2$$
.

.

Implication

Si on double la taille des nombres à multiplier, le coût devient :

$$C_{2n} = K \times (2 \times n)^2 = 4 \times K \times n^2,$$

Finalement, la complexité (le coût) de l'algorithme est proportionnelle à n^2 :

$$C_n = K \times n^2$$
.

.

Implication

Si on double la taille des nombres à multiplier, le coût devient :

$$C_{2n} = K \times (2 \times n)^2 = 4 \times K \times n^2$$

$$C_{2n} = 4 \times C_n$$
.

Finalement, la complexité (le coût) de l'algorithme est proportionnelle à n^2 :

$$C_n = K \times n^2$$
.

.

Implication

Si on double la taille des nombres à multiplier, le coût devient :

$$C_{2n} = K \times (2 \times n)^2 = 4 \times K \times n^2$$

$$C_{2n} = 4 \times C_n$$
.

Le coût (la complexité) est multiplié par 4.



Forcément, il existe une valeur de n au delà de laquelle on ne
pourra pas effectuer la multiplication!
Il existe des problèmes dont la complexité algorithmique est telle
qu'on ne peut pas les résoudre!

Forcément, il existe une valeur de n au delà de laquelle on ne pourra pas effectuer la multiplication!

Il existe des problèmes dont la complexité algorithmique est telle

qu'on ne peut pas les résoudre!

Qu'en est-il des problèmes d'IA? On ne sait pas!

Que penser des centres de calcul prévus qui consommeront 1 GW? (CCIN2P3 à Villeurbanne : 15 MW).

Remarques finales

Vocabulaire

Comment avoir des crédits?

Vocabulaire

Comment avoir des crédits?

Dites « cerveau électronique » plutôt qu'ordinateur, « Intelligence Artificielle » plutôt qu'Apprentissage profond.

Vocabulaire

Comment avoir des crédits?

Dites « cerveau électronique » plutôt qu'ordinateur, « Intelligence Artificielle » plutôt qu'Apprentissage profond.

L'histoire de la traduction automatique.

Perles catastrophiques

Perles catastrophiques

 De la ministre du Numérique et de l'IA : des cours d'IA obligatoires en quatrième et en seconde.

Perles catastrophiques

- De la ministre du Numérique et de l'IA : des cours d'IA obligatoires en quatrième et en seconde.
- D'un député, juriste : « J'ai proposé que chaque plateforme soit obligée d'intégrer une IA qui coupe immédiatement tous les contenus illégaux».

Thierry Dumont:
mail: thierry@thierry-dumont.fr

Diapos disponibles sur : https://thierry-dumont.fr