

IA: Esquisse des tendances actuelles et à venir

Brahim Chaib-draa





Plan de la présentation

- Où en est actuellement le DL ?
 - Bataille CNN-Transformers-MLP
 - GPT (Generative Pretraining Transformers) et autres XXX modèles du langage
 - Sémantique de la boite noire
(Interprétabilité/explicabilité)
 - Autres avenues prometteuses
- Vers le neuro-symbolique
- Foundation Models
- Artificial General Intelligence (AGI)
- Human vs AI



Perception (par) Machine

- La perception machine vise à développer des systèmes informatiques “simulant” la façon qu’ont les humains à percevoir leur environnement.
- L’objectif ultime de la perception machine consiste à construire des machines/dispositifs ayant la capacité de voir, d’entendre, de sentir, d’avoir le sens du toucher, etc.
- La recherche actuelle dans le domaine de la perception machine s’attaque à des problèmes de vision, de traitement du son/parole/musique, du toucher, de la saisie d’objets, etc.



Vers Multi-skilled Perception Machine



Multi-skilled AI

AI armed with multiple senses
could gain more flexible
intelligence



Traitement du langage naturel (NLP)

- **La catégorisation de contenu.** Un résumé linguistique du document, comprenant la recherche et l'indexation, des alertes de contenu, etc.
- **Modélisation et découverte automatique de thèmes.** Capture précise du sens et des thèmes cachés dans une collection de textes,..
- **Extraction contextuelle.** Extraction automatique d'informations structurées prenant en compte le contexte de la phrase à partir de sources textuelles brutes.
- **Analyse de sentiment.** Identification de l'humeur ou des opinions subjectives dans de larges volumes de textes, et identification automatique des sentiments.
- **Conversion parole-texte et texte-parole.** Transformation des commandes vocales en texte écrit, et inversement.
- **Synthèse de documents.** Génération automatique de résumés.
- **Traduction automatique.** Traduction automatique de textes ou discours d'une langue source vers une langue cible.

https://www.sas.com/fr_ca/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html

Machine Learning et Deep Learning

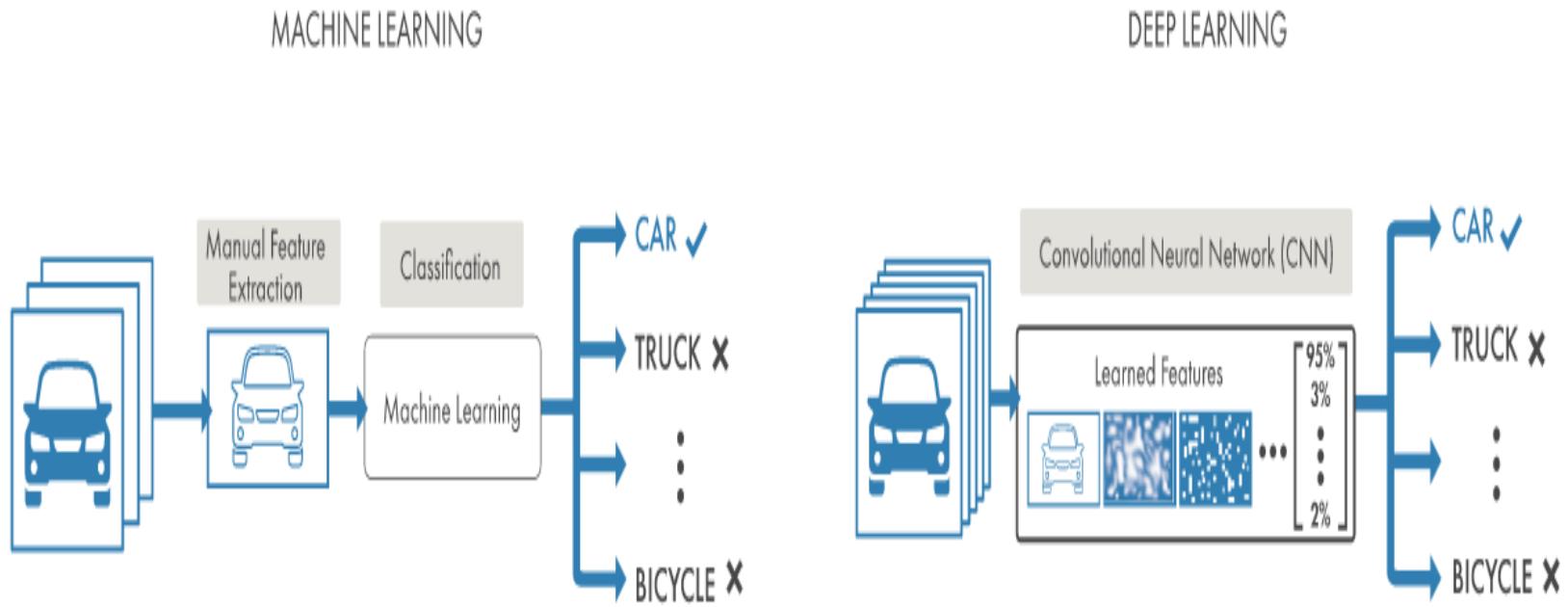


Figure 3. Comparing a machine learning approach to categorizing vehicles (left) with deep learning (right).

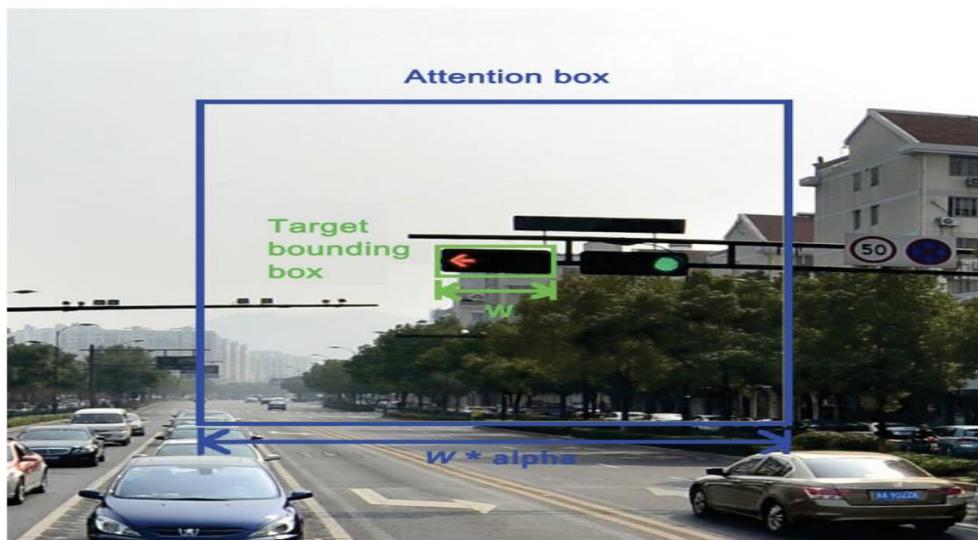
From <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>

... et l'attention apparaît

I really enjoy Ashley and Ami salon she do a great job be friendly and professional I usually get my hair do when I go to MI because of the quality of the highlight and the price the price be very affordable the highlight fantastic thank Ashley i highly recommend you and ill be back

love this place it really be my favorite restaurant in Charlotte they use charcoal for their grill and you can taste it steak with chimichurri be always perfect Fried yucca cilantro rice pork sandwich and the good tres lech I have had. The desert be all incredible if you do not like it you be a mutant if you will like diabeetus try the Inca Cola

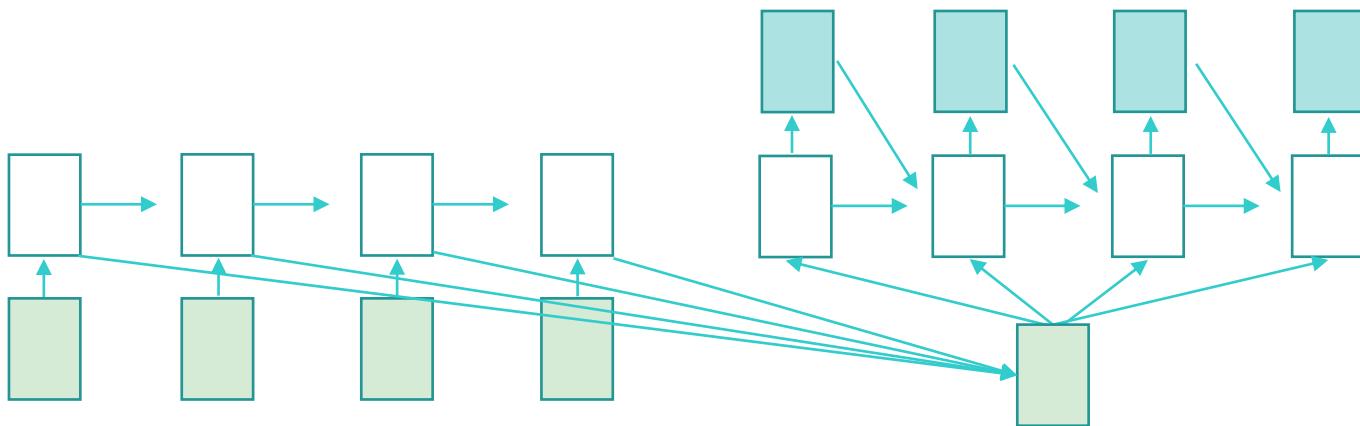
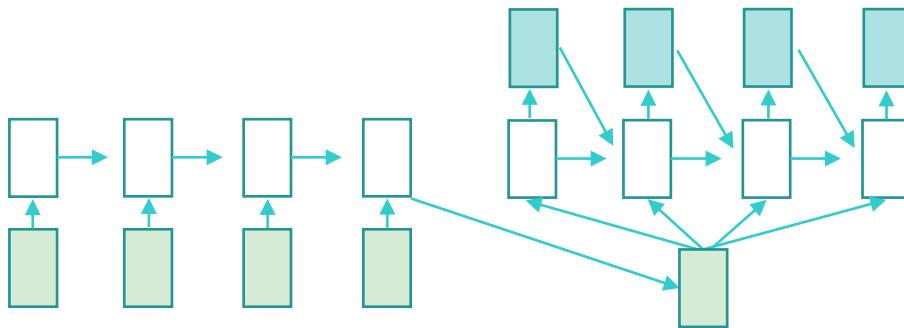
Fig. 2. Heatmap of 5 stars Yelp reviews from [30]. Heavier colors indicate higher attention weight.



Traffic signal detection and classification in street views using an attention model

<https://medium.com/the-research-nest/understanding-attention-in-machine-learning-96c187f76cd8>

Attention en IA



L'attention en IA

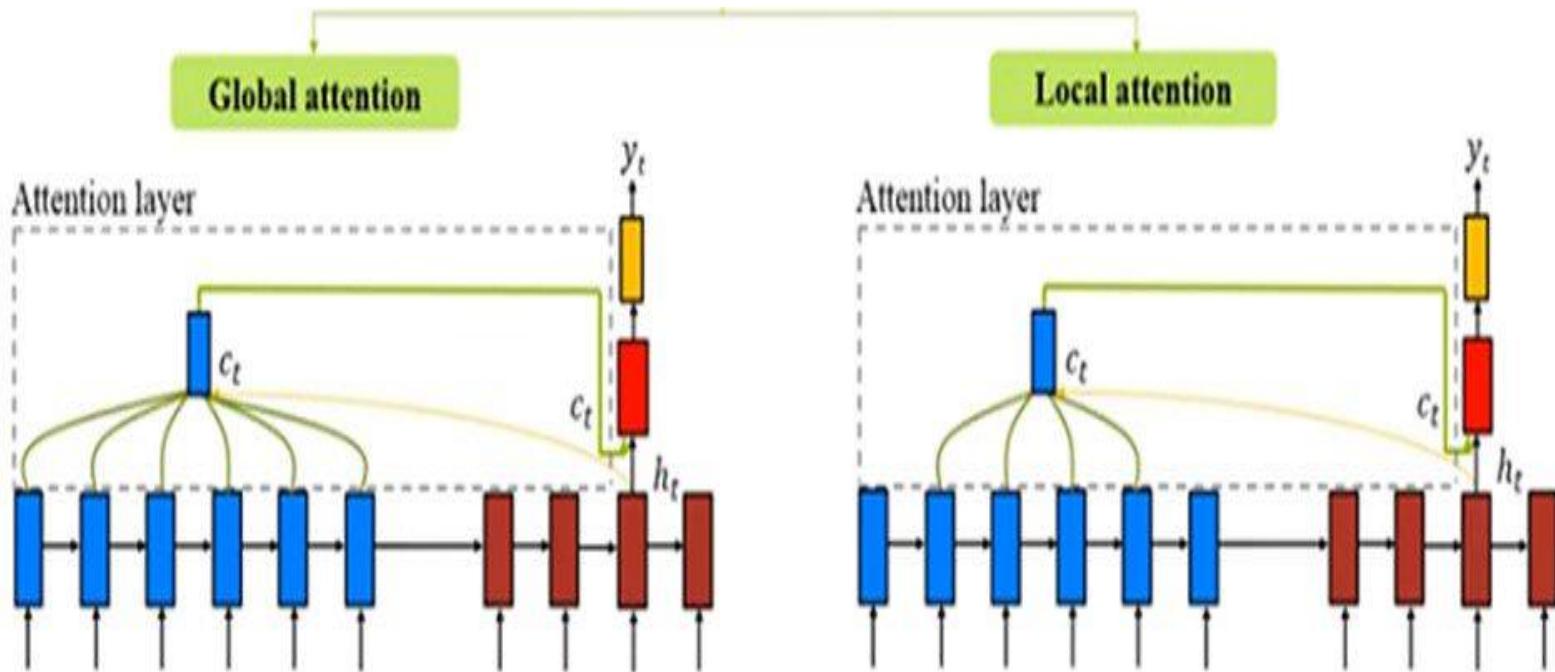
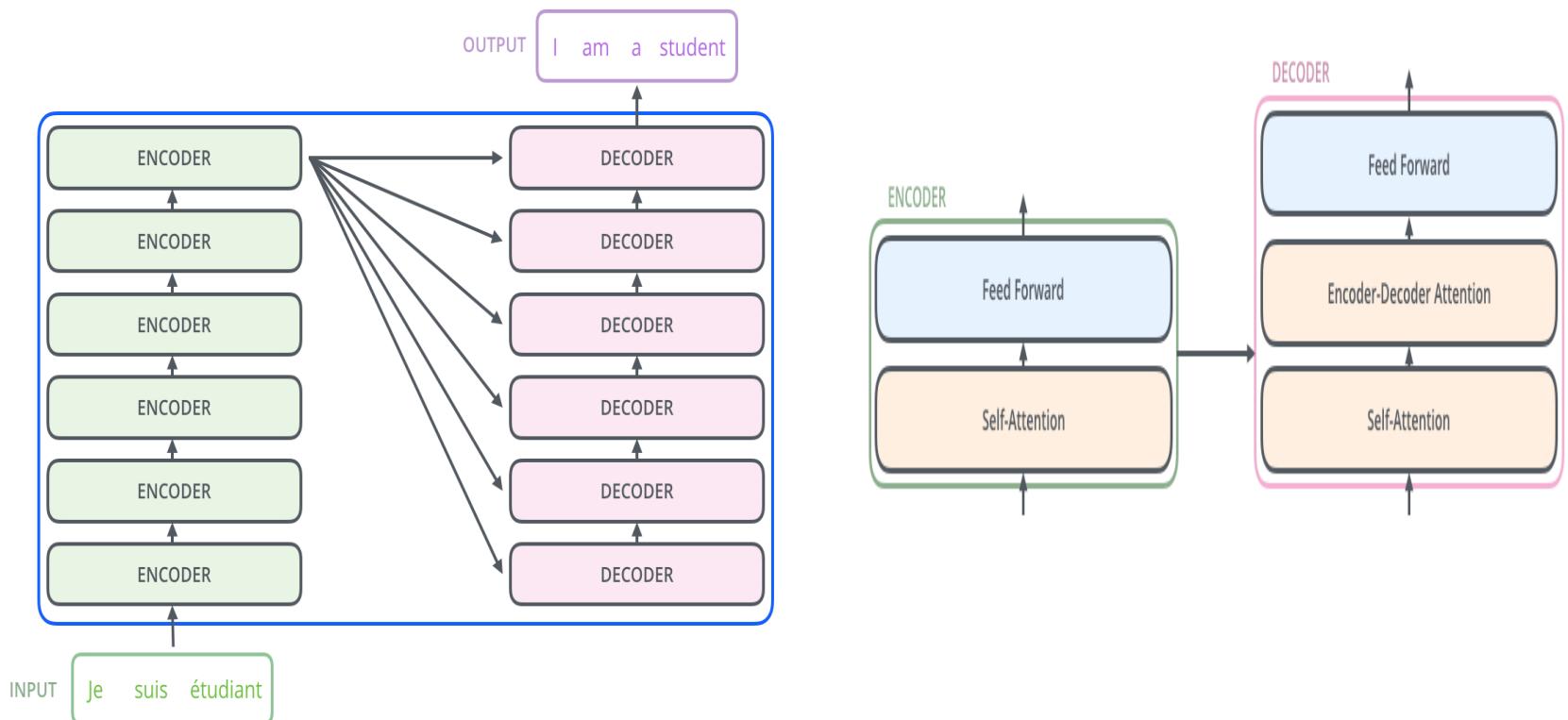


Image from [EazyLearn](#).

....de l'attention au Transformeur

The Illustrated Transformer





CNN, Transformeur, MLP

- « Do Vision Transformers See Like Convolutional Neural Networks”, *NeurIPS’21*
“.... Compte tenu du rôle central des réseaux de neurones convolutifs dans les percées de la vision par ordinateur, il est remarquable que les architectures Transformer (presque identiques à celles utilisées dans le langage) soient capables de performances similaires..” (trad libre)
- « A Battle of Network Structures: An Empirical Study of CNN, Transformer, and MLP” arXiv:2108.13002
“..... les trois structures de réseau sont également compétitives en termes de compromis précision-complexité, bien qu'elles présentent des propriétés distinctives lorsque le réseau se complexifie »



CNN, Transformeur, MLP

- « Pay attention to MLPs » *NeurIPS-21*
« Les chercheurs de Google Brain ont annoncé Le perceptron multicouche fermé (gMLP), un modèle d'apprentissage en profondeur qui ne contient que des perceptrons multicouches de base. En utilisant moins de paramètres, gMLP surpassé les modèles Transformer sur les tâches de traitement du langage naturel (NLP) et atteint une précision comparable sur les tâches de vision par ordinateur (CV) ». (Trad libre)



La semaine dernière, le SA a fait place à la Focal Modulation

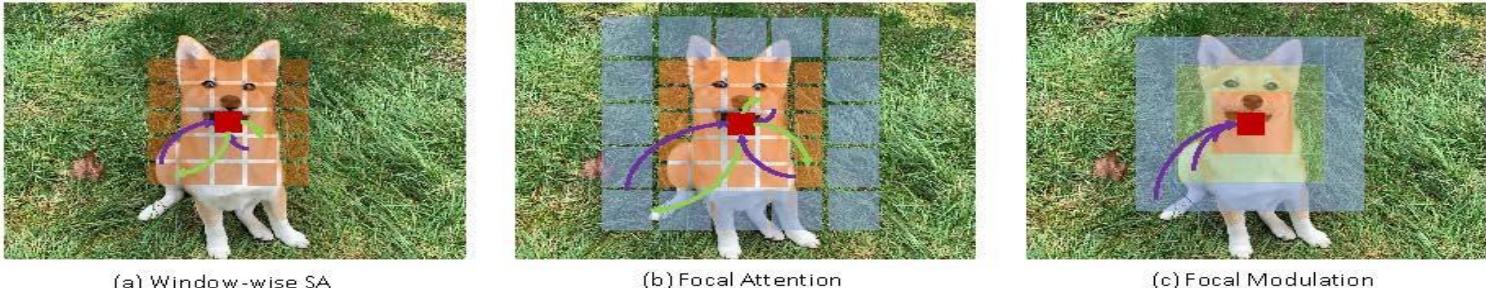
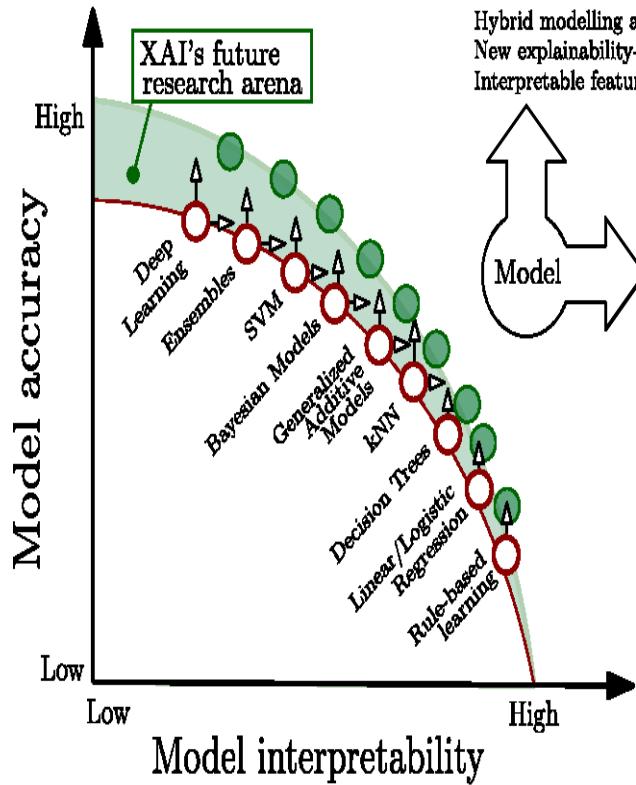


Fig. 1: Illustrative comparison among (a) Window-wise Self-Attention (SA) [41], (b) Focal Attention (FA) [71] and (c) the proposed Focal Modulation. Given the query token ■, window-wise SA captures spatial context from its surrounding tokens ■, FA, in addition, uses far-away summarized tokens ■, and Focal Modulation first encodes spatial context at different levels of granularity into summarized tokens (■, ■, ■), which are then selectively fused into the query token based on the query content. Green and purple arrows represent the attention interactions and query-dependent aggregations, respectively (we do not draw all arrows for clarity). Both local self-attention and focal attention involve heavy interaction and aggregation operations, while our focal modulation turn both of them light-weight. Figures better viewed in color.

Transformeur est appelé aussi à évoluer sous peu

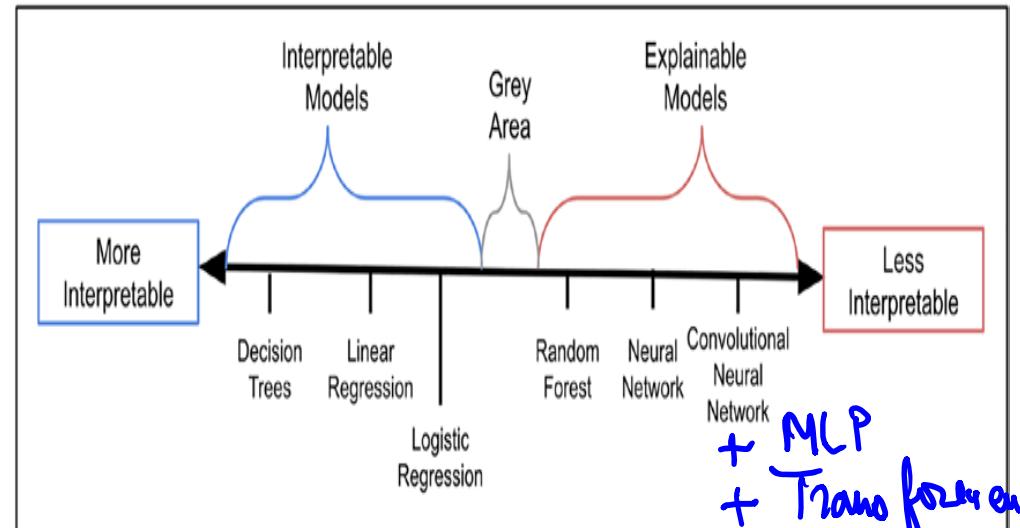
Sémantique de la boîte noire: Interprétabilité en IA



Hybrid modelling approaches
New explainability-preserving modelling approaches
Interpretable feature engineering

Post-hoc explainability techniques
Interpretability-driven model designs

Interpretability, Learn Model, Anirban Nandi, and Aditya Kumar Pal. "Interpreting Machine Learning Models."



Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI By Alejandro Barredo Arrieta

Interprétabilité en IA

Interpretability, Learn Model, Anirban Nandi, and Aditya Kumar Pal. "Interpreting Machine Learning Models."

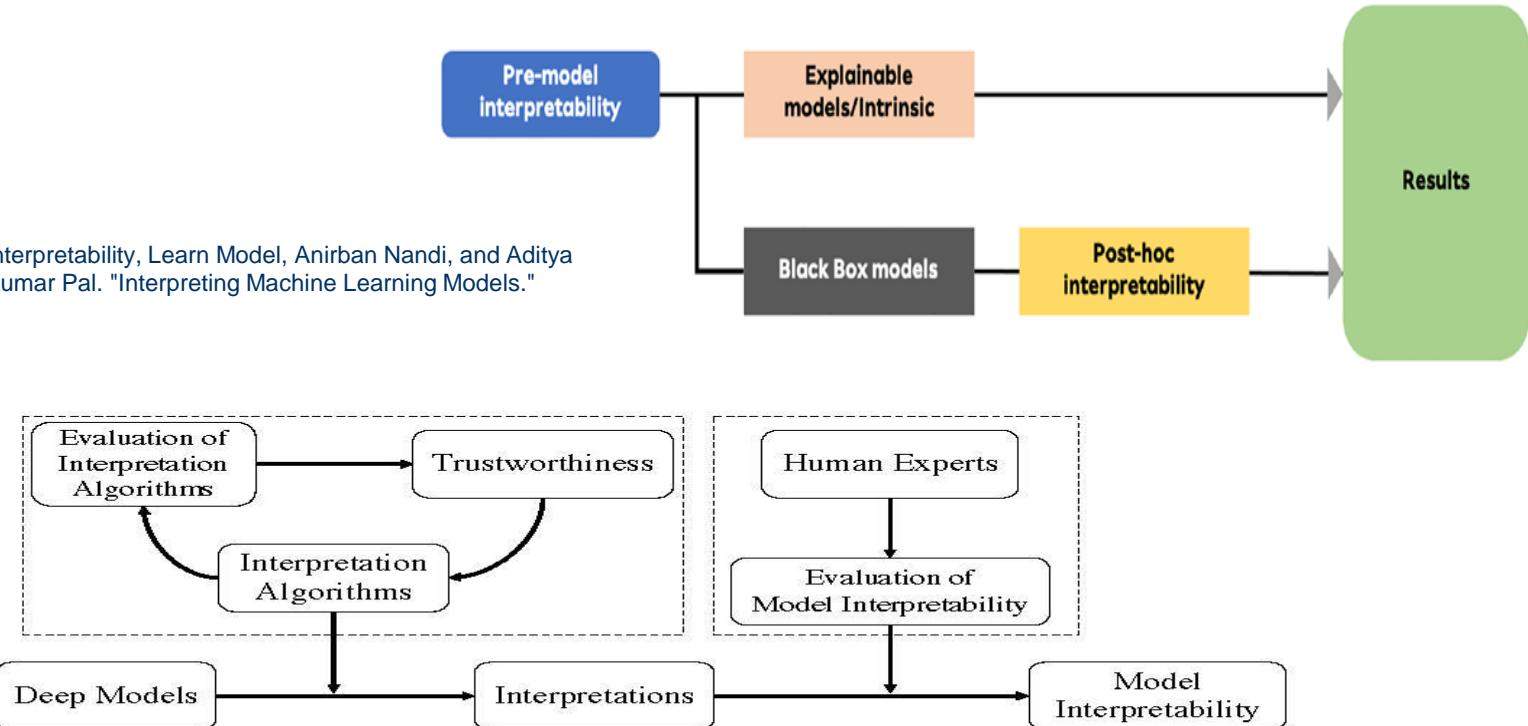
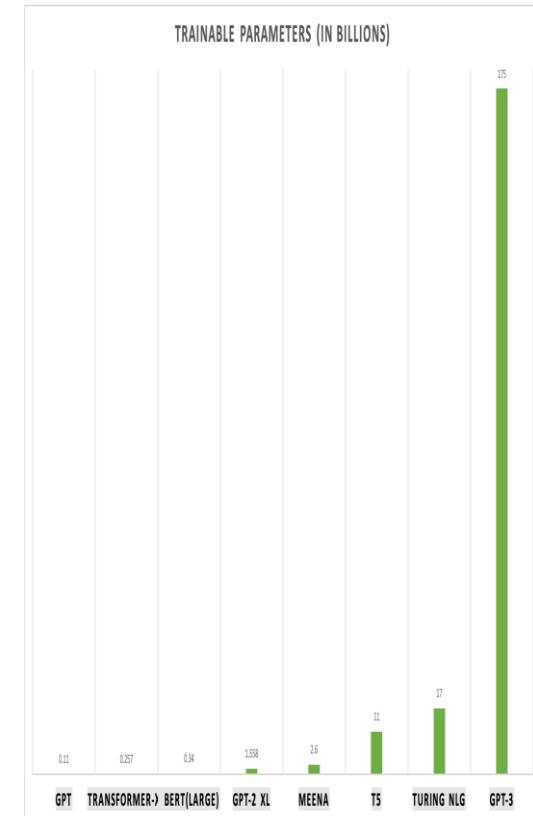


Fig. 1: Scheme about interpretation algorithms and model interpretability.

@article{Li2021InterpretableDL, title={Interpretable Deep Learning: Interpretations, Interpretability, Trustworthiness, and Beyond}, author={Xuhong Li and Haoyi Xiong and Xingjian Li and Xuanyu Wu and Xiao Zhang and Ji Liu and Jiang Bian and Dejing Dou}, journal={ArXiv}, year={2021}, volume={abs/2103.10689} }

GPT3 et larges modèles du langage (LML)

- Generative Pre-trained Transformer 3 (GPT-3) est un modèle de langage qui tire parti de l'apprentissage profond pour générer, en sortie, du texte de type « humain ».
 - GPT-3 a été introduit par Open AI en mai 2020 en tant que successeur de GPT-2.
 - Il est considéré comme meilleur et plus grand que GPT-2. avec environ 175 milliards de paramètres entraînables, il était le plus grand modèle jusqu'à récemment.
 - Non seulement il peut produire du texte, mais il peut également générer du code, des histoires/articles, des poèmes, QA, etc.
 - Pour ces capacités et raisons, il est devenu un sujet brûlant dans le domaine du traitement du langage naturel (NLP).



(trad libre de <https://www.springboard.com/blog/data-science/machine-learning-gpt-3-open-ai/>)

L'idée du Siècle : le Prompt

Pre-train, Prompt, and Predict: A Systematic Survey of Prompting Methods in Natural Language Processing

Pengfei Liu
Carnegie Mellon University
pliu3@cs.cmu.edu

Weizhe Yuan
Carnegie Mellon University
weizhey@cs.cmu.edu

Jinlan Fu
National University of Singapore
jinlanjonna@gmail.com

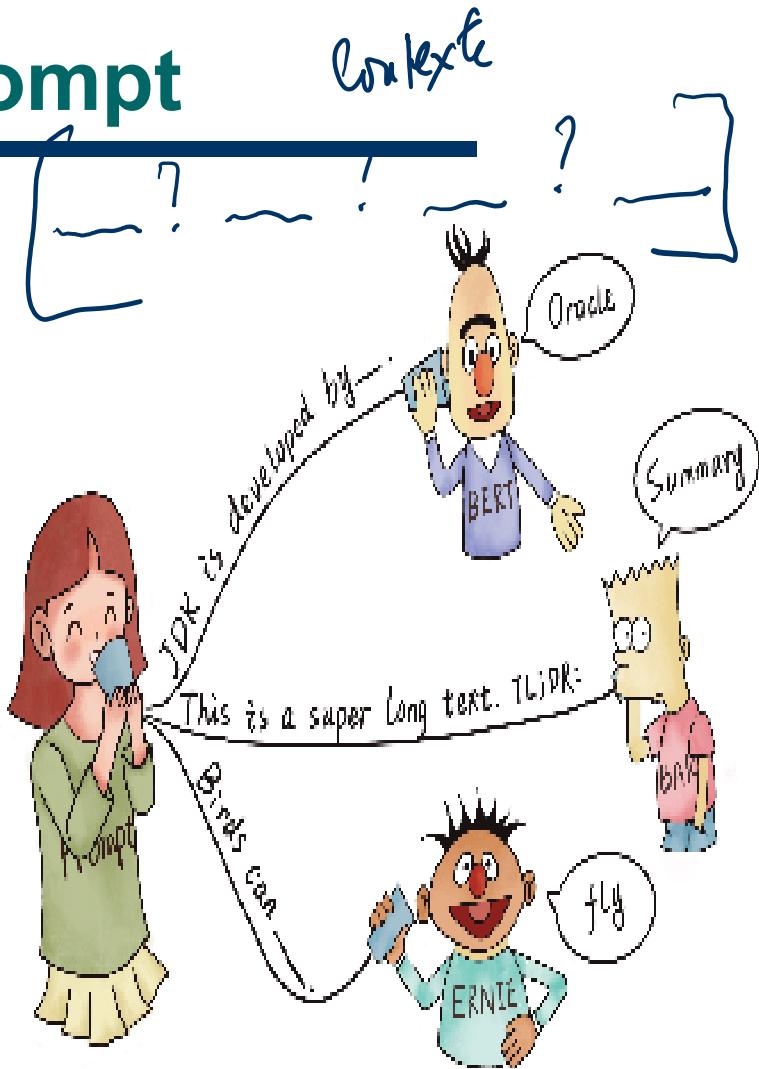
Zhengbao Jiang
Carnegie Mellon University
zhengbj@cs.cmu.edu

Hiroaki Hayashi
Carnegie Mellon University
hiroakih@cs.cmu.edu

Graham Neubig
Carnegie Mellon University
gneubig@cs.cmu.edu

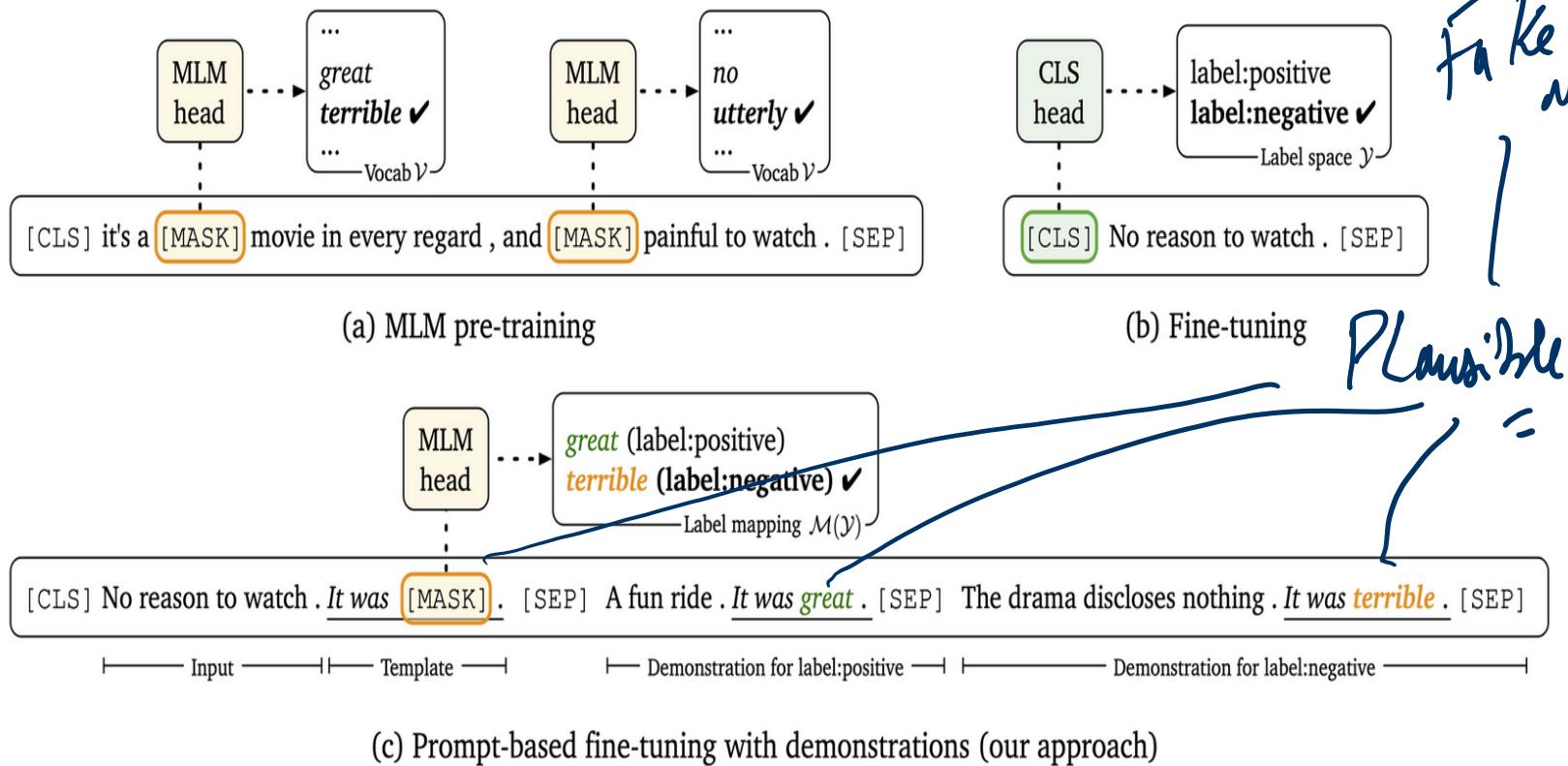
Abstract

This paper surveys and organizes research works in a new paradigm in natural language processing, which we dub “prompt-based learning”. Unlike traditional supervised learning, which trains a model to take in an input x and predict an output y as $P(y|x)$, prompt-based learning is based on language models that model the probability of text directly. To use these models to perform prediction tasks, the original input x is modified using a *template* into a textual string *prompt* x' that has some unfilled slots, and then the language model is used to probabilistically fill the unfilled information to obtain a final string \hat{x} , from which the final output y can be derived. This framework is powerful and attractive for a number of reasons: it allows the language model to be *pre-trained* on massive amounts of raw text, and by defining a new prompting function the model is able to perform *few-shot* or even *zero-shot* learning, adapting to new scenarios with few or no labeled data. In this paper we introduce the basics of this promising paradigm, describe a unified set of mathematical notations that can cover a wide variety of existing work, and organize existing work along several dimensions, e.g. the choice of pre-trained models, prompts, and tuning strategies. To make the field more accessible to interested beginners, we not only make a systematic review of existing works and a highly structured typology of prompt-based concepts, but also release other resources, e.g., a website.



Prompt

Why Prompts?



From <https://thegradient.pub/>



Ce que fait GPT3

- Il produit des écrits cohérents/originaux qu'on ne peut distinguer de ce que font les humains
- Il est capable d'analyser le contexte
- Il peut générer des images
- Il peut écrire des codes IFT 
- Il peut composer musique; écrire des poésies et des fictions
- Il peut faire de la peinture, simuler des styles de modes
- Il peut faire des jokes, blagues et autres
- Il peut converser comme si c'est un thérapeute
- Il peut résumer des films avec des émoi
- Il peut imiter des célébrités et autre figures historiques

Limites de GPT3

- Peu de connaissances sur les capacités et limitations de GPT3
 - Le code source reste plus ou moins privé
 - Les utilisateurs peuvent seulement utiliser un API type boîte noire
 - Seulement des utilisateurs autorisés y ont accès.
- GPT3 peut-il mener à Artificial General Intelligence (AGI) ?
 - Il est capable de “comprendre” la structure du langage et placer les mots correctement pour en faire une séquence.
 - Il souffre de différents biais
 - Toutefois il ne comprend pas le sens des mots et peut générer des expressions n’ayant aucun sens, voir des expressions dangereuses voire radicales.
 - Plausible mais non vrai



Dangers de GPT3

- Possibilités d'un language raciste sexiste et autres;
- Menaces sur la creation artistique et plus généralement sur toute création humaine;
- Peut poser des problems à la police/justice;
- Possibilités de Fake News, sottises, confusions, ambiguïtés, etc.
- D'autres possibles dangers.



Autres Larges Modèles du Langage (LML)

- Megatron (MT-NLG) le plus gros (à date), puissant transformeur développé par NVIDIA.
- GLaM : Selon Google sa performance est comparable à GPT3
- Gopher : DeepMind dis qu'il réduit presque de moitié l'écart de précision entre GPT-3 et les performances des experts humains.
- Chinchilla : ne scale pas comme Gopher mais le focus sur l'amélioration du training
- GPT4 : à venir
- DALL-E 2 : Open AI pour générer des images basées sur des descriptions “prompts”



DALLE-2



Created with DALL-E 2 by
[@OpenAI](#)

Prompt: "Mona Lisa is
drinking wine with da Vinci."



Texte.

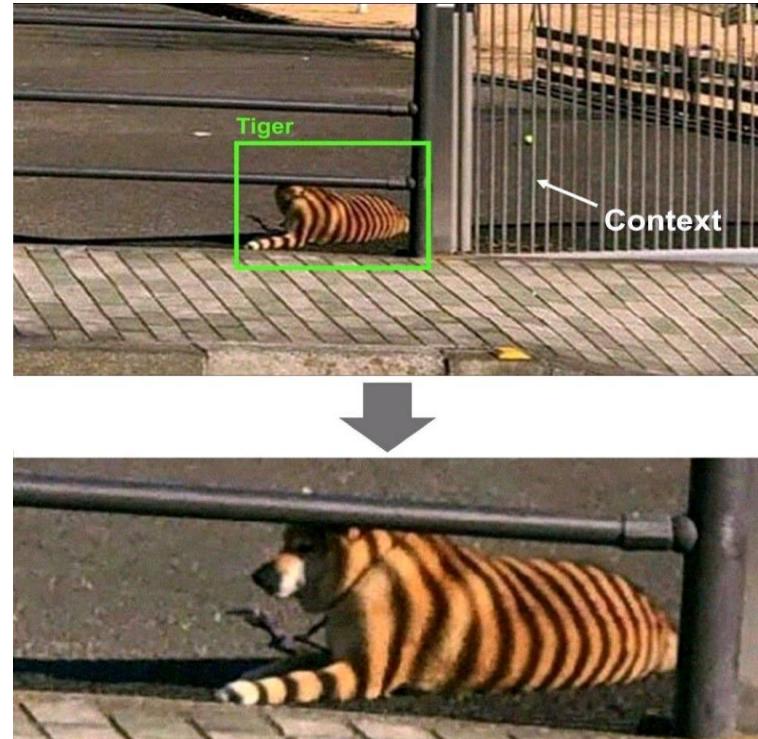
DALL-E 2



Autres avenues prometteuses

- Vers un GPT Image ([Florence de Microsoft](#))
- Few-Shot Learning/Domain Adaptation
- Interprétabilité/explicabilité
- Inférence causale
- Sens commun (ou bon-sens), Contexte(*) et compositionnalité
- Apprendre à raisonner utilisant diverses sources de connaissances

(*) Le bon sens est la capacité d'utiliser efficacement les connaissances ordinaires, quotidiennes et expérientielles pour atteindre des objectifs ordinaires et pratiques. (Hector Levesque).



Multi-skilled AI

AI armed with multiple senses could gain more flexible intelligence



Limites du DL

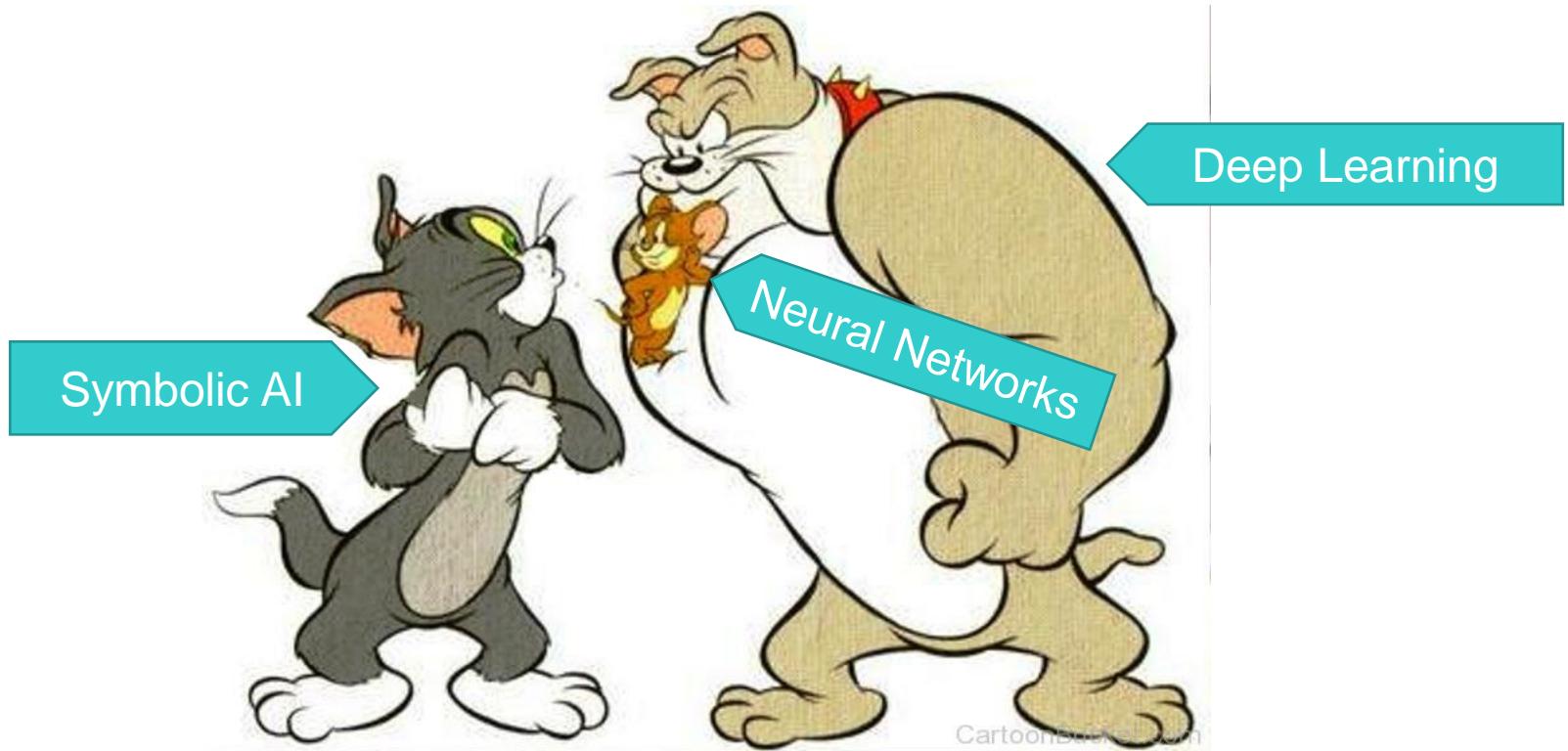
- Nécessite de très larges quantités de données
- Ça prend beaucoup de temps et de ressources
- Plutôt des données labelisées
- Capacité limitée à l'adaptation
- Manque de transparence, difficile à interpréter
- Difficulté à intégrer la connaissance à priori
- Pas de raisonnement du type « sens commun »
- Pas de « raisonnement » type (déductive; inductive ou abductive)
- La théorie sous-tendant le DL est encore en gestation (« art », «technologie » ou « science »)

Le besoin du symbolique

“There’s a real need for symbolic reasoning and alternative routes to intelligence that are going to be necessary to make more robust AI tools.”

— Kevin Kelly, *Wired* co-founder and author of the best-selling book *The Inevitable*

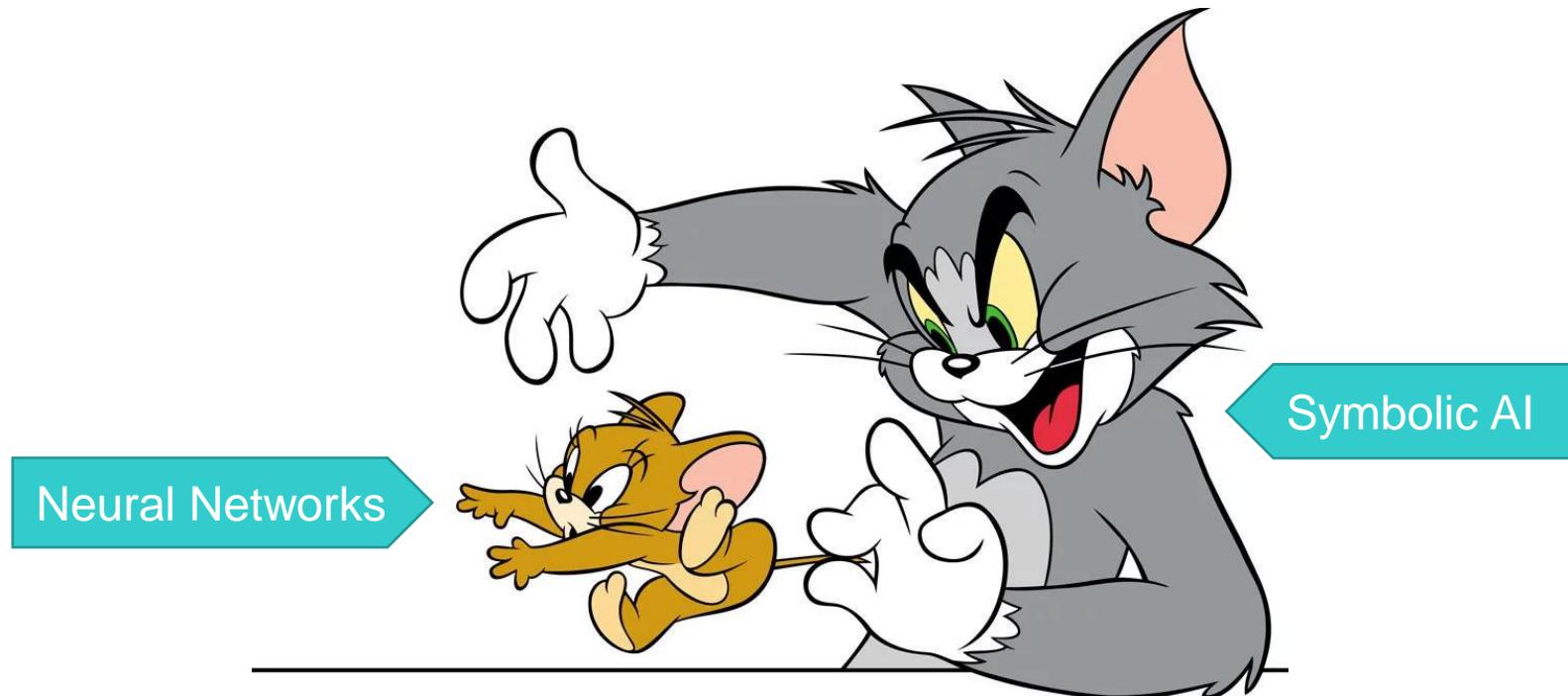
IA aujourd'hui



Kautz Engelmore Memorial Lecture, Thirty-fourth AAAI Conf, New York, NY, February 10, 2020.

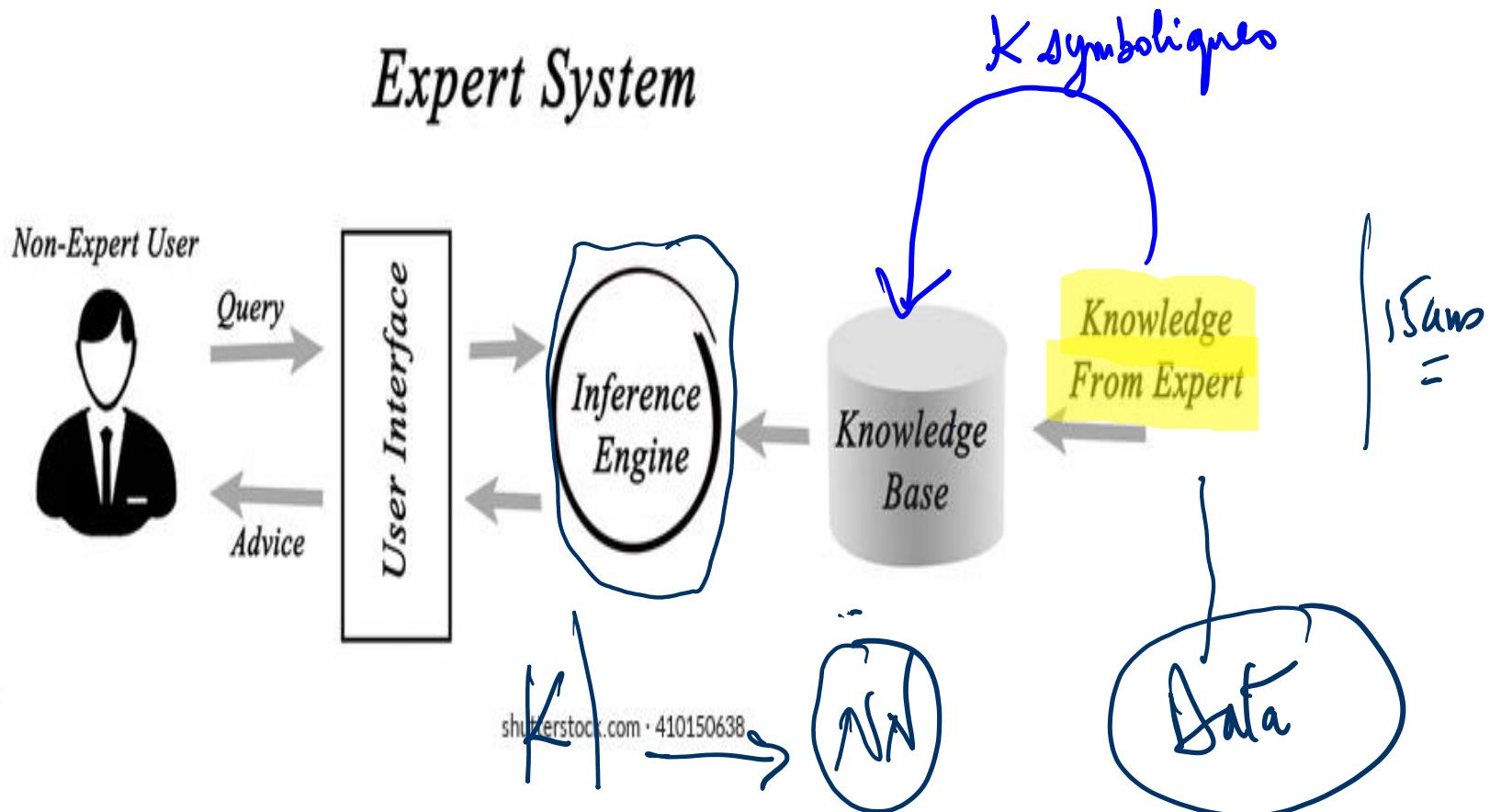
IA d'avant les années 90

Des années 70 jusqu'à peu près 1990



Kautz Engelmore Memorial Lecture, Thirty-fourth AAAI Conf, New York, NY, February 10, 2020.

IA symbolique





Symbolique vs Numérique

Tableau : comparatif des atouts et des limitations des approches symboliques et connexionnistes de l'IA.

Pirmin Lemberger –
onepoint x weave

	Deep Learning	Système symbolique
Le système peut se contenter de jeux de données d'entraînement modestes	NON	OUI
Les résultats ou les prédictions que fait le système sont aisément interprétables	NON	OUI
Tient compte naturellement de la compositionnalité du réel constitué d'entités et de relations	NON	OUI
Utilise des règles abstraites qui autorise une généralisation à des domaines éloignés	NON	OUI
Le système peut s'adapter à des situations qui évoluent sans intervention humaine significative	OUI	NON
Le système est robuste face à des données bruitées ou ambiguës (en excluant les Adversarial Examples)	OUI	NON
Des représentations utiles des données sont découvertes automatiquement à partir des données brutes	OUI	NON

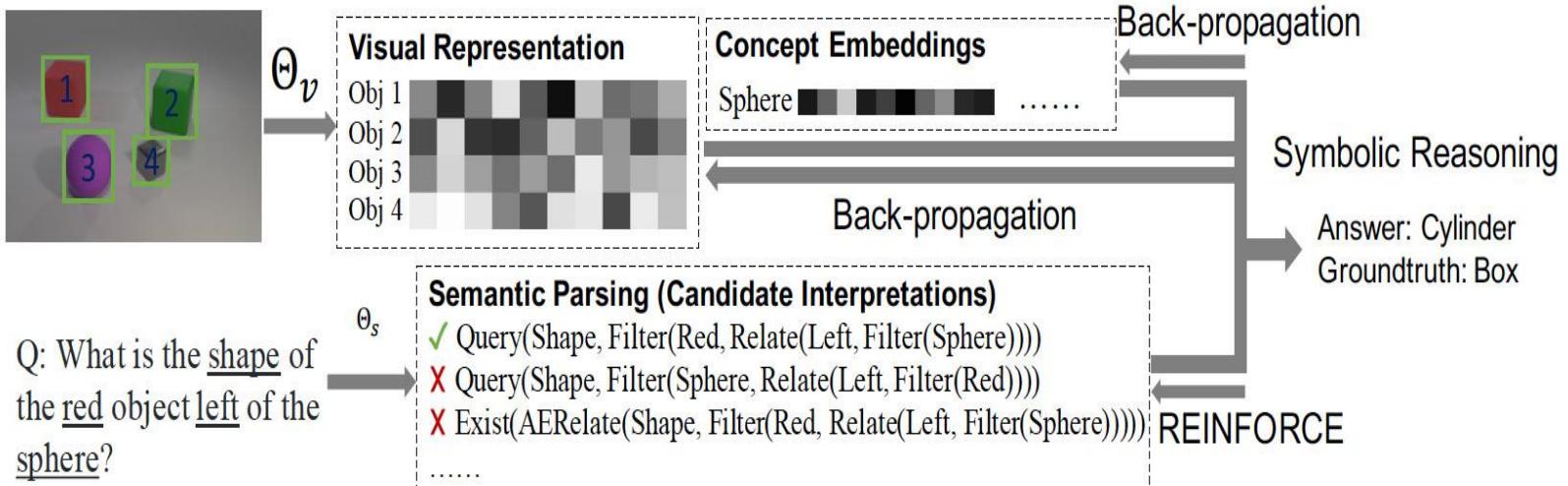
Neuro-Symbolic Approaches

Monte-Carlo Game Tree Search

NN State Estimator

Symbolic[Neuro]
Neural pattern recognition subroutine within a symbolic problem solver

Neuro; Symbolic
Cascade from neural network into symbolic reasoner





Kahneman's dual-system : System 1 et System 2

Table 1 Characteristics of system 1 and system 2

System 1	System 2
Does not require working memory	Requires working memory
Autonomous	Cognitive decoupling; mental simulation
Fast	Slow
High capacity	Capacity limited
Parallel	Serial
Non-conscious	Conscious
Biased responses	Normative responses
Contextualised	Abstract
Automatic	Controlled
Associative	Rule-based
Experience-based decision making	Consequential decision making
Independent of cognitive ability	Correlated with cognitive ability

Design thinking, fast and slow: A framework for Kahneman's dual-system theory in design by Udo Kannengiesser¹ and John S. Gero²

Skill-Rule-Knowledge de Rasmussen

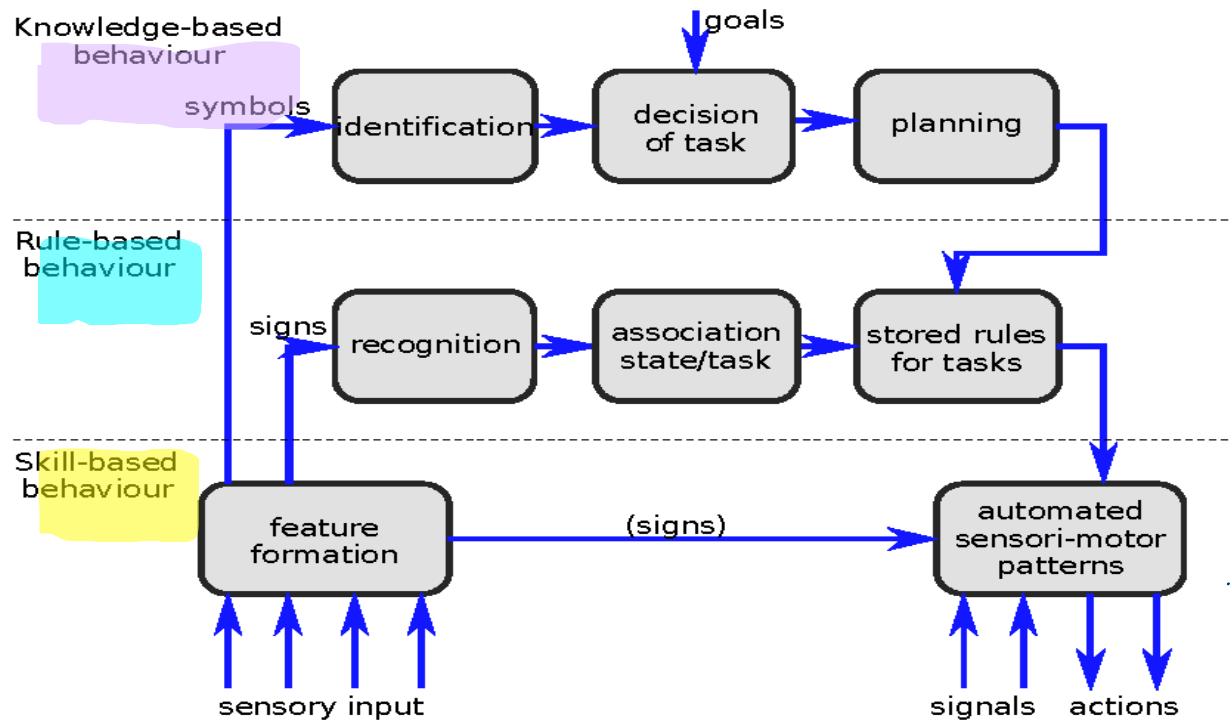
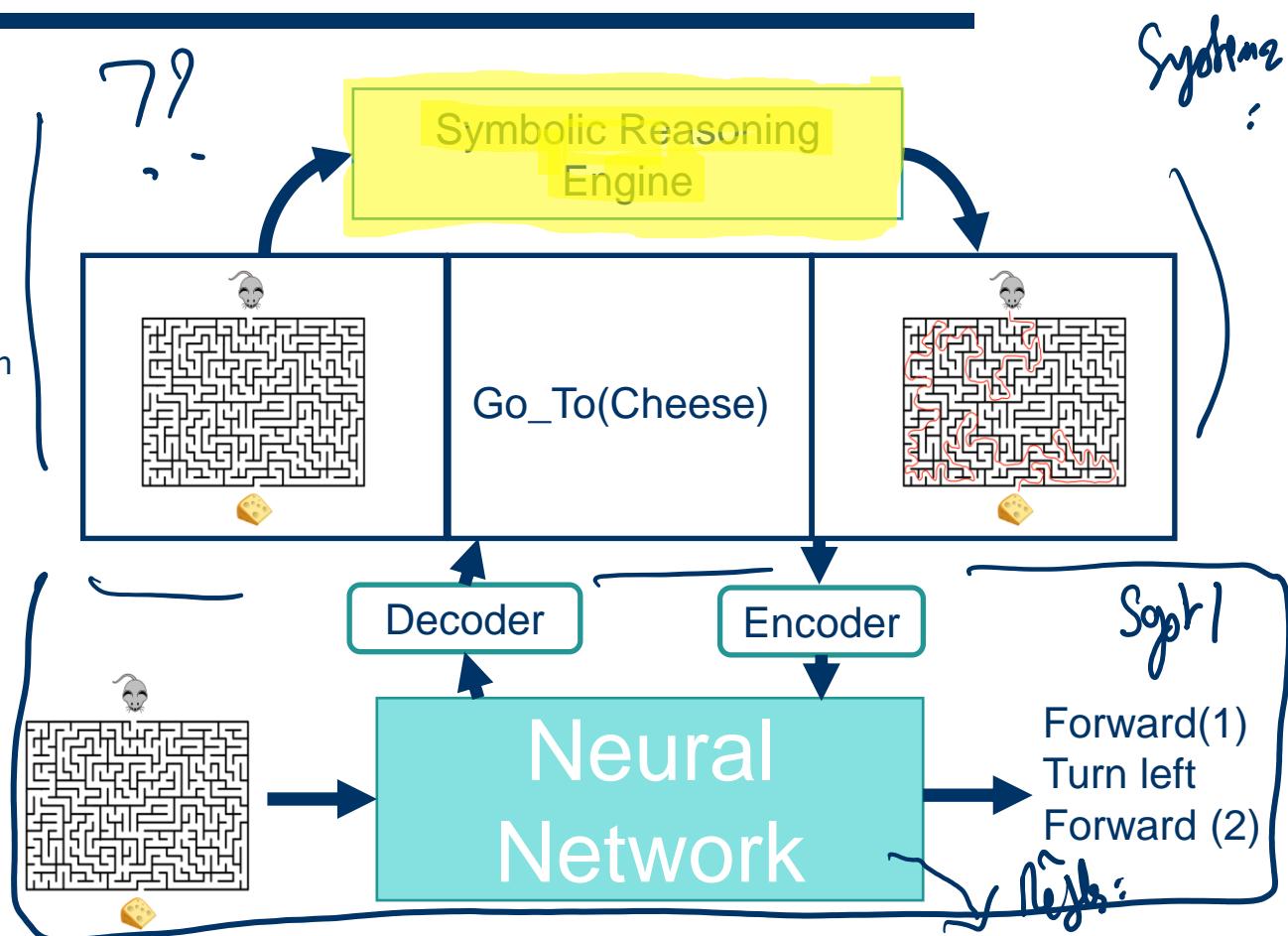


Figure 1: Simplified illustration of the skill-rule-knowledge taxonomy (Rasmussen, 1983)

van Paassen, M. M., Reitsma, J. R., Huijbrechts, E. A., Borst, C., Landman, A., & Mulder, M. (2021). The Skill Assumption - Over-Reliance on Perception Skills in Hazard Assessment. 73rd International Symposium on Aviation Psychology, 322-327.

Neuro[Symbolic]

- Le solveur symbolique proposé n'est pas différentiable, il ne prendra donc pas en charge l'apprentissage basé sur la descente de gradient . On ne peut donc propager à travers ce solveur un billion d'étapes d'inférence.
- Le réseau neuronal peut apprendre des entrées/sorties de SRS en utilisant l'optimisation non basée sur le gradient
- Ce schéma ne peut gérer le raisonnement non logique. Pourrait être étendu au raisonnement probabiliste, mais probablement pas au raisonnement basé sur la similitude.



Kautz Engelmore Memorial Lecture, Thirty-fourth AAAI Conf, New York, NY, February 10, 2020.

Génération de texte via Systèmes 1 et 2

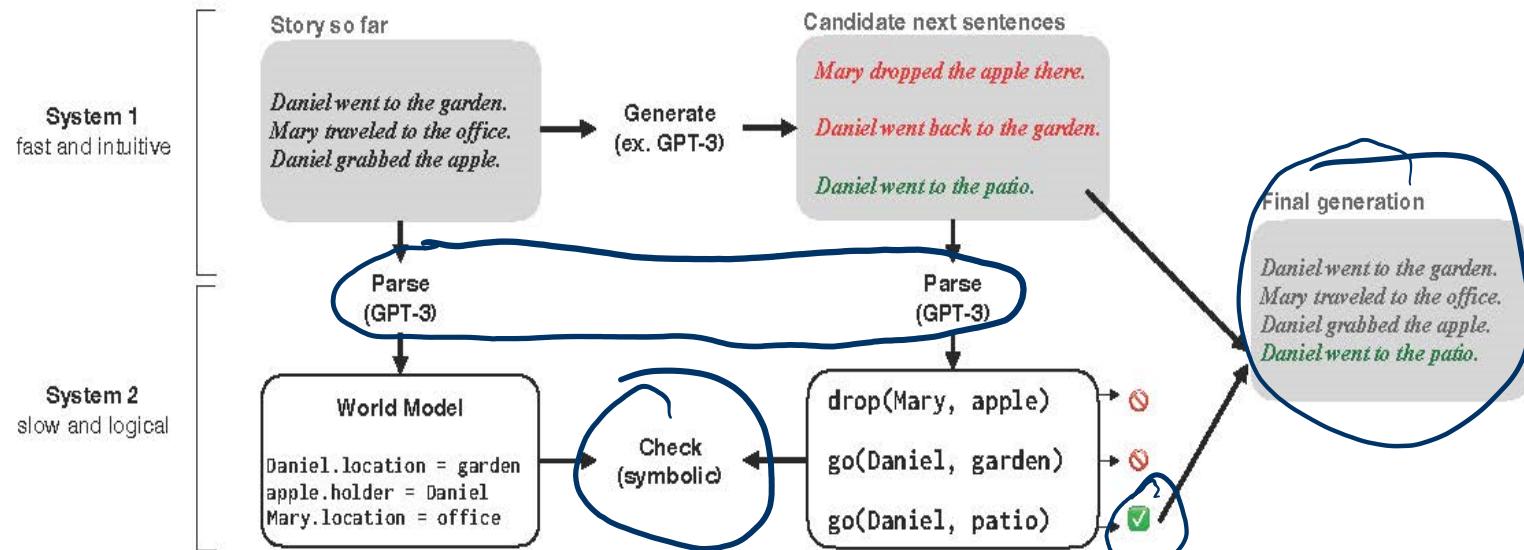


Figure 1: Schematic of dual-system approach to text generation. Conditioned on previous text, a “System 1” neural generation model produces candidate next sentences. Semantic parses for each candidate are generated via few-shot parsing from GPT-3 and compared to a minimal world model to check consistency. Only candidates consistent with the world model state are incorporated into the final generation.

Nye, M., Tessler, M., Tenenbaum, J., & Lake, B. M. (2021). Improving coherence and consistency in neural sequence models with dual-system, neuro-symbolic reasoning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34.



Modèles dit de fondation (Foundation Models)

On the Opportunities and Risks of Foundation Models

Rishi Bommasani* Drew A. Hudson Ehsan Adeli Russ Altman Simran Arora
Sydney von Arx Michael S. Bernstein Jeannette Bohg Antoine Bosselut Emma Brunskill
Erik Brynjolfsson Shyamal Buch Dallas Card Rodrigo Castellon Niladri Chatterji
Annie Chen Kathleen Creel Jared Quincy Davis Dorottya Demszky Chris Donahue
Moussa Doumbouya Esin Durmus Stefano Ermon John Etchemendy Kawin Ethayarajh
Li Fei-Fei Chelsea Finn Trevor Gale Lauren Gillespie Karan Goel Noah Goodman
Shelby Grossman Neel Guha Tatsunori Hashimoto Peter Henderson John Hewitt
Daniel E. Ho Jenny Hong Kyle Hsu Jing Huang Thomas Icard Saahil Jain
Dan Jurafsky Pratyusha Kalluri Siddharth Karamcheti Geoff Keeling Fereshte Khami
Omar Khattab Pang Wei Koh Mark Krass Ranjay Krishna Rohith Kuditipudi
Ananya Kumar Faisal Ladhab Mina Lee Tony Lee Jure Leskovec Isabelle Levent
Xiang Lisa Li Xuechen Li Tengyu Ma Ali Malik Christopher D. Manning
Suvir Mirchandani Eric Mitchell Zanele Munyikwa Suraj Nair Avanika Narayan
Deepak Narayanan Ben Newman Allen Nie Juan Carlos Niebles Hamed Nilforoshan
Julian Nyarko Giray Ogut Laurel Orr Isabel Papadimitriou Joon Sung Park Chris Piech
Eva Portelance Christopher Potts Aditi Raghunathan Rob Reich Hongyu Ren
Frieda Rong Yusuf Roohani Camilo Ruiz Jack Ryan Christopher Ré Dorsa Sadigh
Shiori Sagawa Keshav Santhanam Andy Shih Krishnan Srinivasan Alex Tamkin
Rohan Taori Armin W. Thomas Florian Tramèr Rose E. Wang William Wang Bohan Wu
Jiajun Wu Yuhuai Wu Sang Michael Xie Michihiro Yasunaga Jiaxuan You Matei Zaharia
Michael Zhang Tianyi Zhang Xikun Zhang Yuhui Zhang Lucia Zheng Kaitlyn Zhou
Percy Liang*¹

Center for Research on Foundation Models (CRFM)
Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI)
Stanford University

Modèles dit de fondation (Foundation Models)

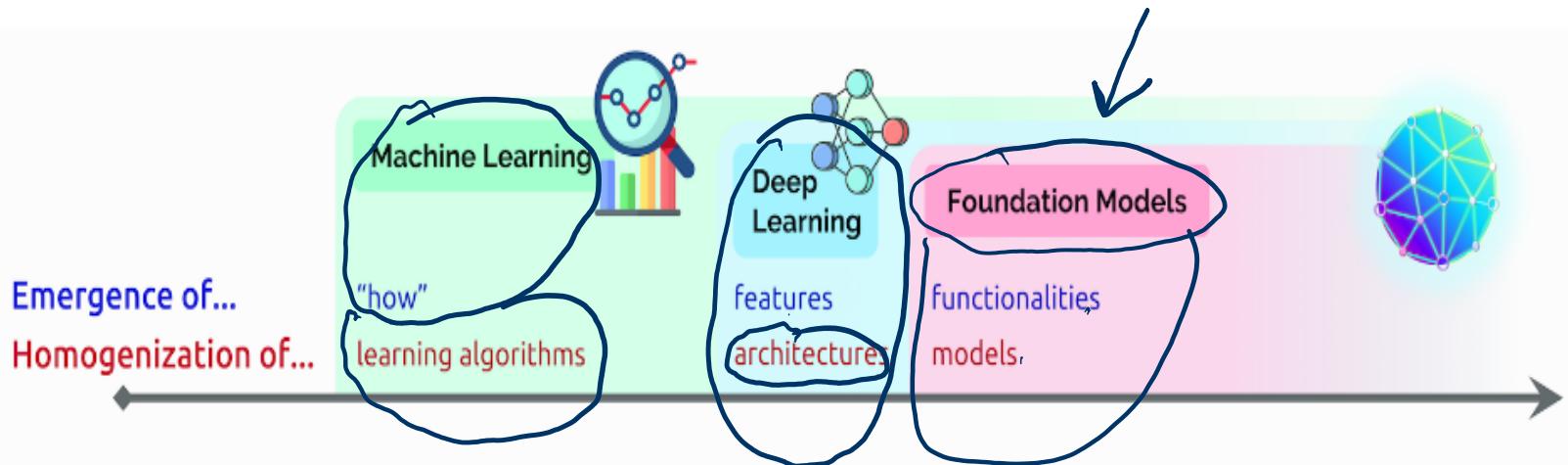
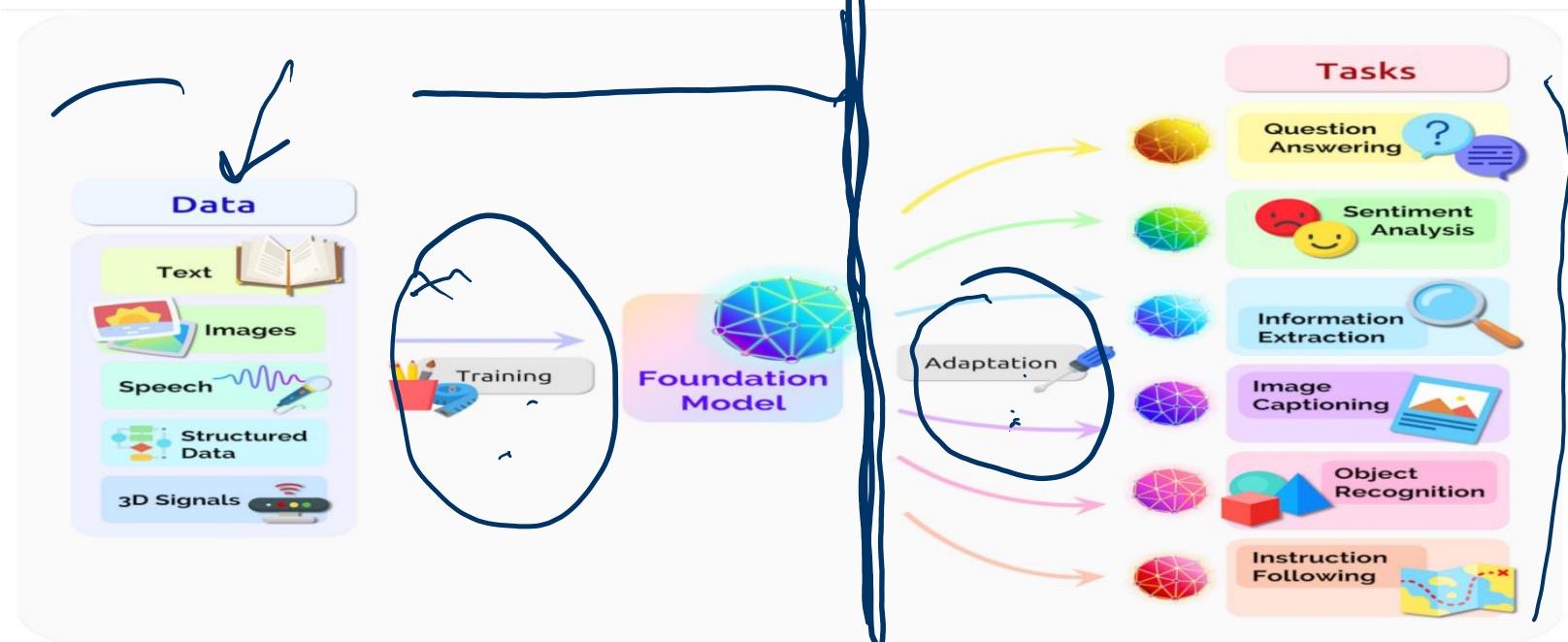


Fig. 1. The story of AI has been one of increasing *emergence* and *homogenization*. With the introduction of machine learning, *how* a task is performed emerges (is inferred automatically) from examples; with deep learning, the high-level features used for prediction emerge; and with foundation models, even advanced functionalities such as in-context learning emerge. At the same time, machine learning homogenizes learning algorithms (e.g., logistic regression), deep learning homogenizes model architectures (e.g., Convolutional Neural Networks), and foundation models homogenizes the model itself (e.g., GPT-3).

Fondation Models as Paradigm shift ?

Ces modèles sont entraînés sur de très grandes masses de données (via le self-supervised learning et Domain Adaptation) et peuvent être adaptés (via le transfer learning) à un large éventail de tâches en aval.





FM comme chantier à partir des LML

- Megatron (MT-NLG) le plus gros (à date), puissant transformateur développé par NVIDIA.
- GLaM : Selon Google sa performance est comparable à GPT3
- Gopher : DeepMind dis qu'il réduit presque de moitié l'écart de précision entre GPT-3 et les performances des experts humains.
- Chinchilla : ne scale pas comme Gopher mais met le focus sur l'amélioration du training
- GPT4 : à venir
- DALL-E 2 : Open AI pour générer des images basées sur des descriptions “prompts”



Ce que peuvent faire les FM (=LML)

Traitement du langage :

- Les FM sont devenus centraux dans l'industrie du traitement du langage naturel (NLP) en étant capables de générer un langage « similaire » à celui des humains.
- Les FM sont également adaptables et peuvent facilement apprendre de nouvelles façons de résoudre des problèmes linguistiques.
- Les FM se sont avérés avoir des capacités profondes allant du traitement du langage à la vision par ordinateur en passant par bien d'autres applications.

<https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2021/10/22/how-to-leverage-ai-foundation-models-while-minimizing-bias/?sh=1e6f3e727179>



Ce que peuvent faire les FM ((=LML)

Compréhension visuelle :

- Dans le domaine de la vision par ordinateur, les FM excellent en transformant des données brutes provenant de sources multiples en sorties visuelles.
- Les FM aident les machines à comprendre le monde visuel grâce à l'utilisation de la reconnaissance d'images, de la détection d'objets et de la reconnaissance d'actions.
- L'apport à la vision est particulièrement bénéfique parce que la vision s'est avérée être l'un des principaux moyens par lesquels les humains comprennent leur environnement, de sorte que le transfert de cette compétence aux machines est une étape révolutionnaire.



Ce que peuvent faire les FM (=LML)

Aide et interaction Homme-Machine :

- Il a également été prouvé que les FM aident les développeurs ayant peu d'expérience à créer des applications d'IA efficaces, augmentant ainsi le niveau d'interactions avec les clients.
- Malgré les progrès de l'apprentissage automatique, concevoir personnellement une nouvelle IA pour interagir avec les humains est très difficile, et les FM de base s'avèrent être une bonne solution.
- Les FM peuvent s'avérer d'excellents interfaces entre l'homme et la machine

L'AGI prochainement?

- De nos jours on fait face à une IA restreinte/limitée encore loin d'une AGI.
- **Artificial general intelligence** (AGI) une IA ayant des capacités non biologiques pouvant réaliser de manière autonome et efficace des objectifs complexes dans un large éventail d'environnements
- Atteignerions-nous une AGI dans les années à venir ?
 - OUI pour ceux qui pensent que les FM nous y amènent tout droit
 - D'autres pensent que c'est plutôt en « réconciliant Symbolique et Numérique »
 - D'autres en étendant le DL : « DL est notre religion ».



AGI vs Humain Intelligence

- AGI = IA ayant des capacités non biologiques pouvant réaliser de manière autonome et efficace des objectifs complexes dans un large éventail d'environnements.



- « Intelligence Humaine » :



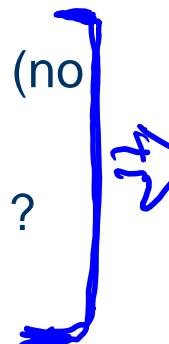
Jitendra Malik sur l'IA actuel

- « La dernière décennie a vu des progrès remarquables de l'IA, mais le voyage n'est encore que partiellement terminé. Des sommités de l'IA telles que Judea Pearl, Mike Jordan et Rod Brooks ont beaucoup écrit sur ce qui manque aujourd'hui et je n'ai pas besoin de reprendre leurs arguments. Le dilemme « **explorer-exploiter** » est toujours avec nous dans la planification de la stratégie de recherche à long terme. Mon expérience, ayant été dans l'IA pendant plus de quarante ans, est que nous surinvestissons dans les paradigmes actuels et ne sommes pas suffisamment attentifs à la grande idée émergente dans une partie négligée du paysage intellectuel. Les larges modèles linguistiques sont utiles, et il est très logique pour les grandes entreprises technologiques comme Google, Facebook ou Microsoft d'y investir. Mais le monde universitaire devrait poursuivre une stratégie « **Laissez mille fleurs fleurir** ». Qui sait quand et où le prochain moment Alexnet se produira? »



Conclusion

- Exploiter ou Explorer ?
- L'avenir de l'IA passe t-il par le tout en numérique (no symbols) ?
- L'avenir de l'IA passe-t-il par le neuro-symbolique ?
- L'avenir de l'IA passe-t-il par les LML ?
- Quelles stratégies universitaires face aux grands modèles type FM développés par les GAFA's ?
- Jitendra Malik “Je ne crois pas que l'IA doive imiter servilement le cours du développement du bébé humain, mais il est clair que la perception, l'interaction, l'action dans un monde physique en 4D, l'acquisition de modèles physique de bon sens, les théories de l'esprit et l'acquisition d'un langage ancré dans ce monde sont des composants importants de l'IA.”



AGI via
Systèmes
1 et 2



UNIVERSITÉ
Laval



The State of AI in 9 Charts



...et l'attention apparaît...

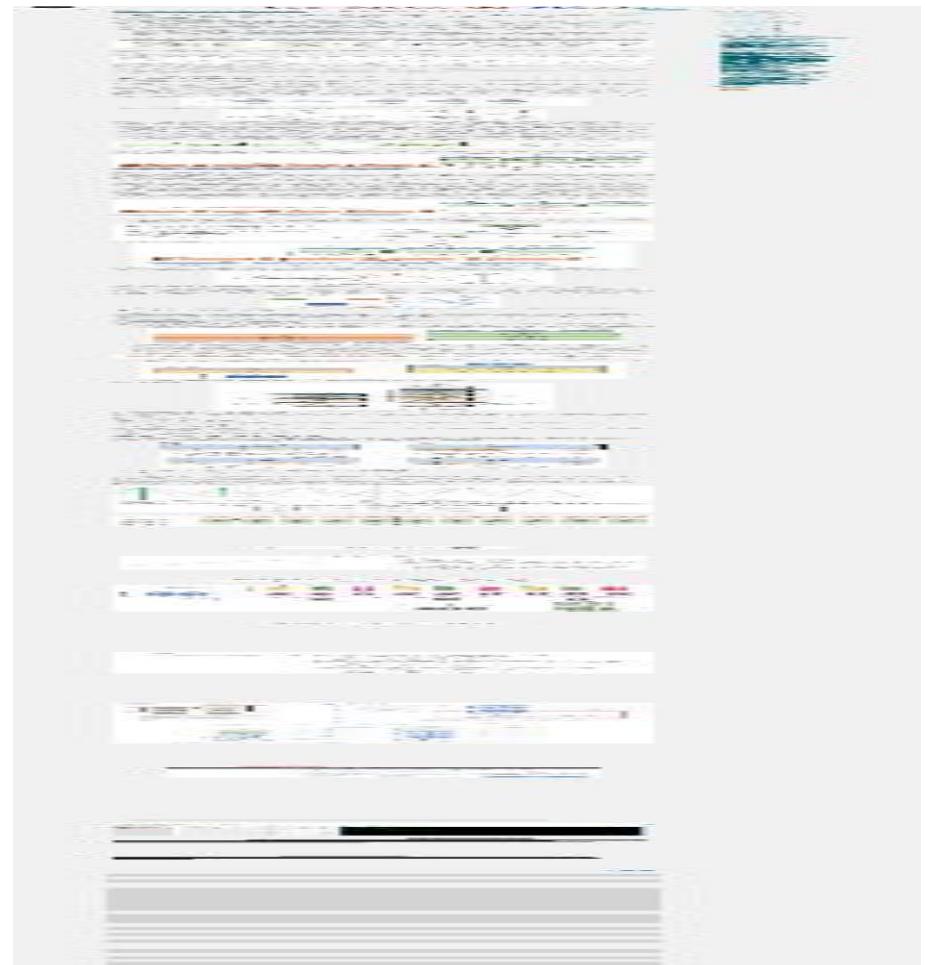
<https://www.jmir.org/2020/12/e18418/>

Illustrated-attention



....de l'attention au Transformeur

BERT : Le
"Transformer
model" qui
s'entraîne et qui
représente





Overview

- First Summer: Irrational Exuberance (1948 – 1966)
- First Winter (1967 – 1977)
- Second Summer: Knowledge is Power (1978 – 1987)
- Second Winter (1988 – 2011)
- Third Summer (2012 – ?)
- Why there might not be a third winter!

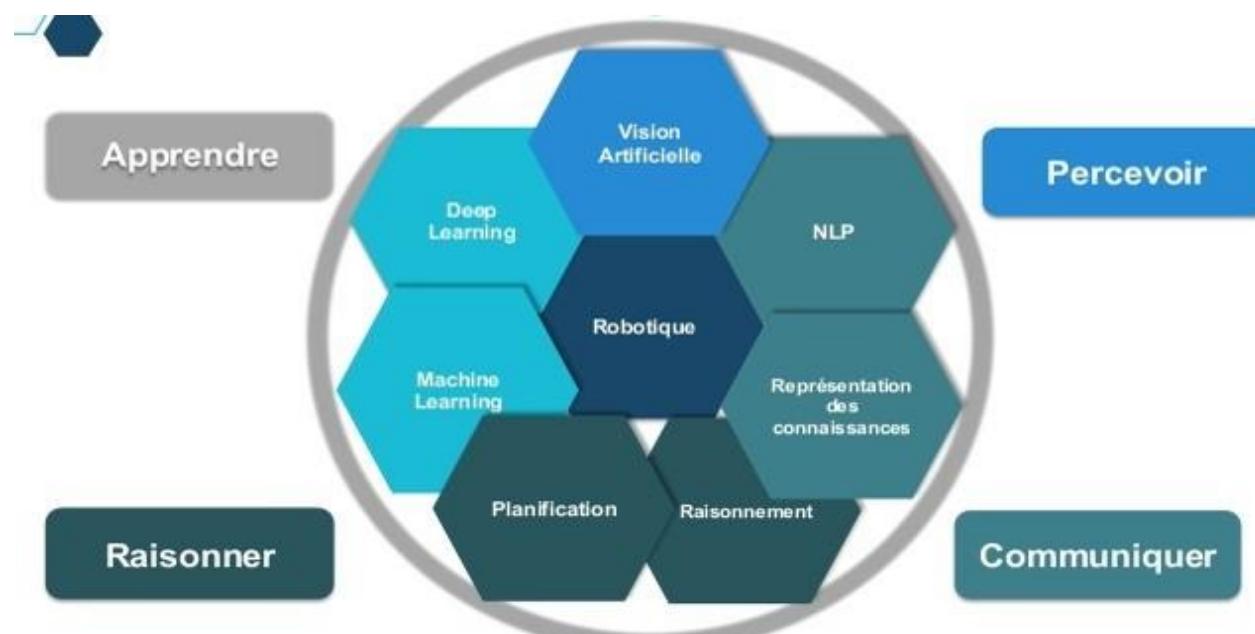
Kautz Engelmore Memorial Lecture, Thirty-fourth AAAI Conf, New York, NY, February 10, 2020.



C'est quoi l'IA ? (suite)

A Neural Network Playground

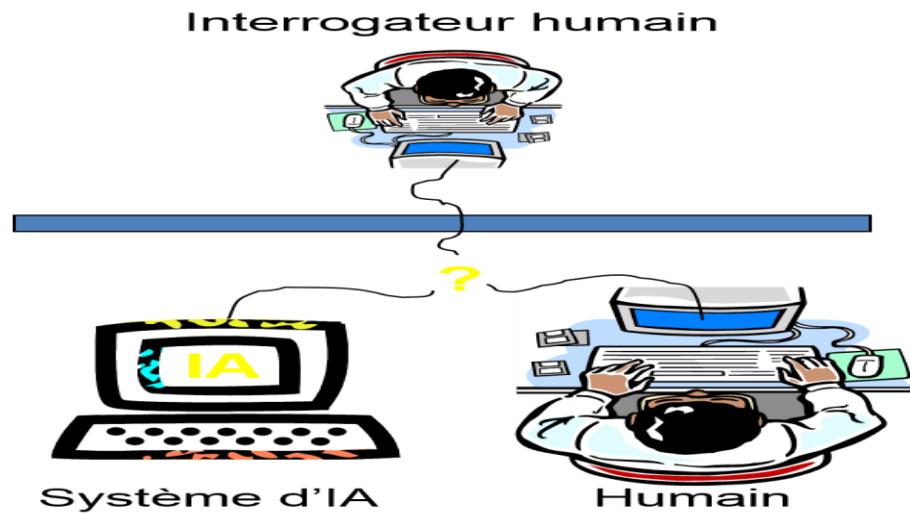
IA ce n'est pas que DL





Tests pour confirmer que AGI est opérationnelle

- Test de Turing



- The Coffee Test (Goertzel) : une machine est sensée effectuer la tâche qui consiste à aller dans une maison d'Américain moyen et trouver comment faire le café.



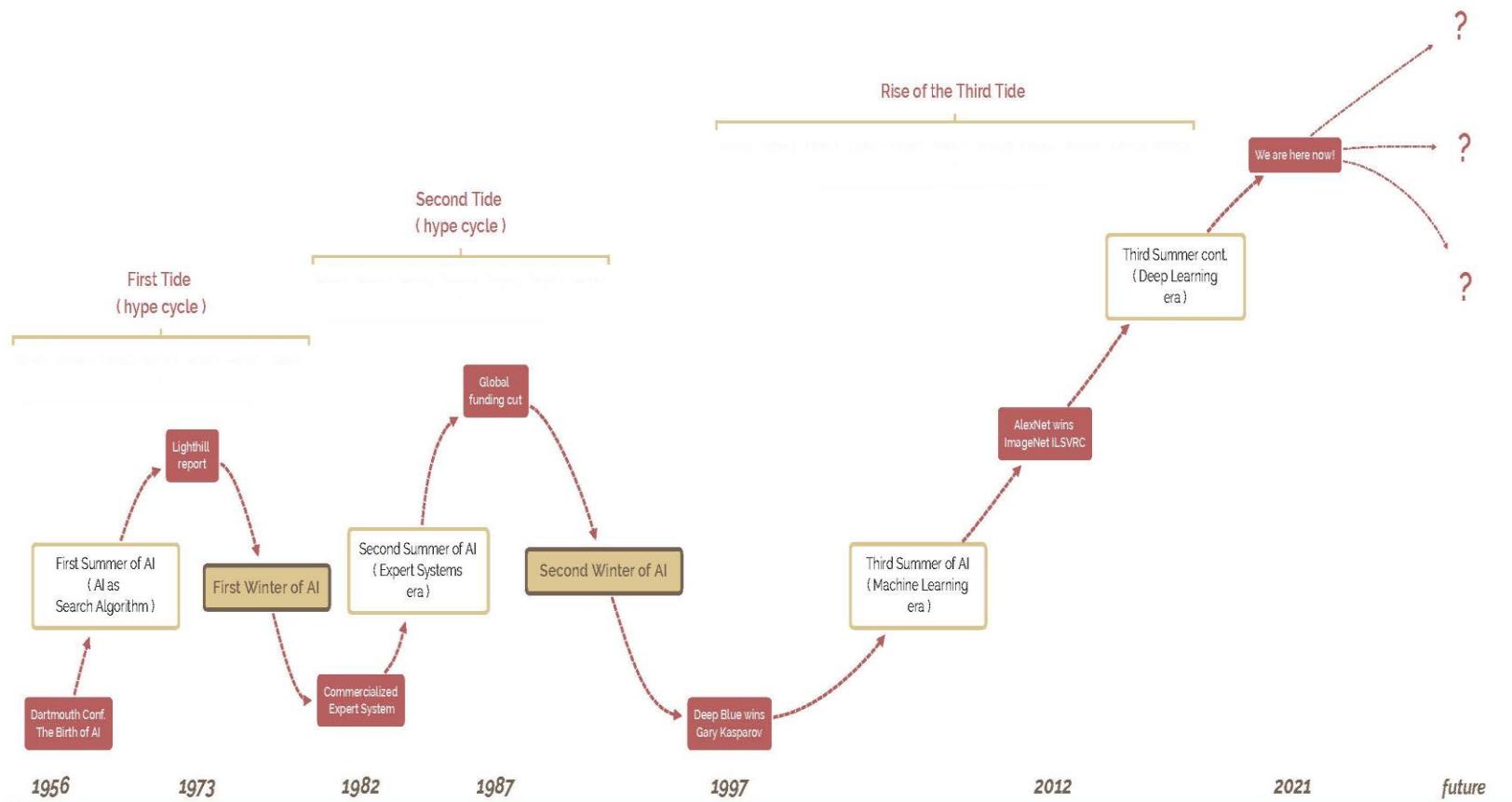
Tests pour AGI est opérationnelle (2)

- **The Robot College Student Test (Goertzel)** : une machine est sensée se faire recruter dans une université, prendre des cours et passer des examens (comme le ferait un humain ou mieux ?) et obtenir un diplôme.
- **The Employment Test (Nilsson)** : une machine est sensée travailler en faisant un job (selon les lois du marché) et performer aussi bien, sinon mieux qu'un humain faisant le même travail.



Ou va le DL?

A. Toosi. A brief history of AI

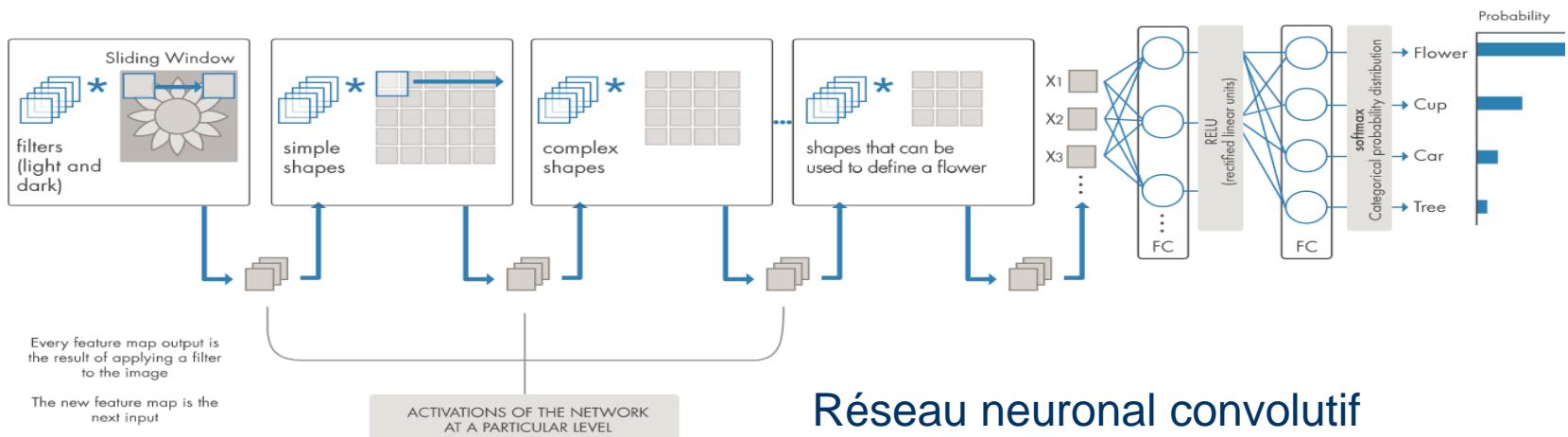




Apprentissage profond-- Deep Learning

rnning

Search MathWorks.com



Réseau neuronal convolutif
Convolutional neural network (CNN)

From <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>



Autres modèles pré-entraînés pour NLP

BERT: [Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding](#)

GPT2: [Language Models Are Unsupervised Multitask Learners](#)

XLNet: [Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding](#)

RoBERTa: [A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach](#)

ALBERT: [A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations](#)

StructBERT: [Incorporating Language Structures into Pre-training for Deep Language Understanding](#)

T5: [Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer](#)

GPT3: [Language Models Are Few-Shot Learners](#)

ELECTRA: [Pre-training Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators](#)

DeBERTa: [Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention](#)

<https://www.topbots.com/leading-nlp-language-models-2020/>



CLEVER from MIT

[Watch on youtube](#)

The image shows a YouTube video thumbnail for the paper [ICLR 2020] CLEVRER: Collision Events for Video Representation and Reasoning. The thumbnail features a circular profile picture of a man in a pink shirt, the title of the paper, and standard YouTube controls for 'Watch later' and 'Share'.

CLEVRER: Collision Events for Video Representation and Reasoning

Below the video thumbnail, there are seven small portrait photos of the research team members, each with their name underneath:

- Kexin Yi*
- Chuang Gan*
- Yunzhu Li
- Pushmeet Kohli
- Jiajun Wu
- Antonio Torralba
- Josh Tenenbaum

At the bottom left, there is a 'Watch on YouTube' button with the MIT logo and the Harvard seal. To the right, there are logos for MIT-IBM Watson AI Lab and DeepMind, along with the text '(* equal contributions)'.

This video shows a more sophisticated challenge, called CLEVRER, in which artificial intelligences had to answer questions about video sequences showing objects in motion. The video previews the sorts of questions that could be asked, and later parts of the video show how one AI converted the questions into machine-understandable form.

DL: Limites computationnelles

[◀ BACK TO NEWS](#)

July 16 '20

The computational limits of deep learning



A new project led by MIT researchers argues that deep learning is reaching its computational limits, which they say will result in one of two outcomes: deep learning being forced towards less computationally-intensive methods of improvement, or else machine learning being pushed towards techniques that are more computationally-efficient than deep learning.

Un nouveau projet mené par des chercheurs du MIT soutient que l'apprentissage profond atteint ses limites de calcul, ce qui, selon eux, entraînera l'un des deux résultats suivants :

- 1) l'apprentissage profond sera forcé d'aller vers des méthodes d'amélioration moins intensives en calcul, ou bien
- 1) l'apprentissage automatique sera poussé vers des techniques plus efficaces sur le plan informatique que l'apprentissage profond.



Neuro-Symbolic

- **Gestion hors distribution :** si le système conçu est capable d'extrapoler à partir des données d'entrée de formation au moyen de moyens symboliques tels que les connaissances de base, et est donc capable de gérer des scénarios qui sont significativement différents de l'entrée de formation.
- **Interprétabilité:** Si le fait que le système soit neuro-symbolique est essentiel à l'amélioration de l'interprétabilité du comportement ou des résultats du système, par exemple en termes de rendre les décisions du système plus transparentes et explicables pour un utilisateur humain.
- **Récupération des erreurs:** Si le système conçu utilise sa conception neuro-symbolique afin de récupérer plus facilement des décisions ou des résultats erronés.
- **Apprendre à partir de peu de données:** Le fait que le système soit neuro-symbolique est essentiel pour rendre le système entraînable sur moins de données que ce que l'on pourrait attendre d'un système qui n'est pas neuro-symbolique.

Traduction libre de Sarker, Md Kamruzzaman, et al. "Neuro-symbolic artificial intelligence: Current trends." *arXiv preprint arXiv:2105.05330* (2021).