Plan

- 1. L'IA est attendue partout
- 2. Quelles garanties sur l'induction
- 3. Un peu d'histoire
- 4. Et demain ? Prémisses de changement de paradigme
- 5. Retour sur les défis
- 6. Conclusions ... et ouverture



Sait-on finalement expliquer

les capacités de généralisation?



- C. Zhang, S. Bengio, M. Hardt, B. Recht, O. Vinyals (ICLR, May 2017).

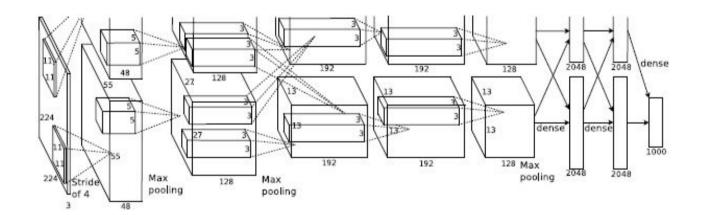
"Understanding deep learning requires rethinking generalization"



C. Zhang, S. Bengio, M. Hardt, B. Recht, O. Vinyals (ICLR, **May 2017**). "Understanding deep learning requires rethinking generalization"

Extensive experiments on the classification of images

The AlexNet (> 1,000,000 parameters) + 2 other architectures

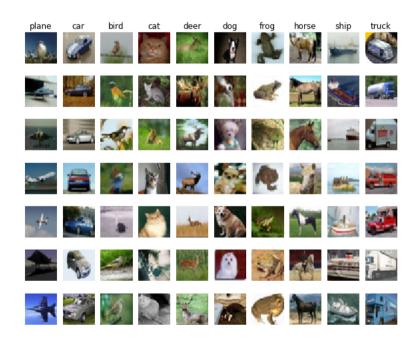


- The CIFAR-10 data set:
 - **60,000** images categorized in **10 classes** (50,000 for training and 10,000 for testing)
 - Images: 32x32 pixels in 3 color channels



Experiments

- Original dataset without modification
 - Results?
 - Training accuracy = 100%; Test accuracy = 89%
 - Speed of convergence ~ 5,000 steps





Experiments

- **Original dataset** without modification
 - Results?
 - Training accuracy = 100%; Test accuracy = 89%
 - Speed of convergence ~ 5,000 steps

Expected behavior if the **capacity** of the hypothesis space is **limited**

i.e. the system **cannot** fit any (arbitrary) training data

$$\forall h \in \mathcal{H}, \forall \delta \leq 1: \quad P^m \left[\frac{R(h)}{R(h)} \leq \widehat{R}(h) + 2 \widehat{Rad}_m(\mathcal{H}) + 3 \sqrt{\frac{\ln(2/\delta)}{m}} \right] > 1 - \delta$$



Troubling findings

Experiments

- Original dataset without modification
 - Results?
 - Training accuracy = 100%; Test accuracy = 89%
 - Speed of convergence ~ 5,000 steps

2. Random labels



- Training accuracy = 100% !!??; Test accuracy = 9.8%
- Speed of convergence = similar behavior (~ 10,000 steps)



Troubling findings

Experiments

- Original dataset without modification
 - Results?
 - Training accuracy = 100%; Test accuracy = 89%
 - Speed of convergence ~ 5,000 steps

2. Random labels

- Training accuracy = 100% !!??; Test accuracy = 9.8%
- Speed of convergence = similar behavior (~ 10,000 steps)

3. Random **pixels**

- Training accuracy = 100% !!??; Test accuracy ~ 10%
- Speed of convergence = similar behavior (~ 10,000 steps)

Now, we are in trouble!!



Troubling findings

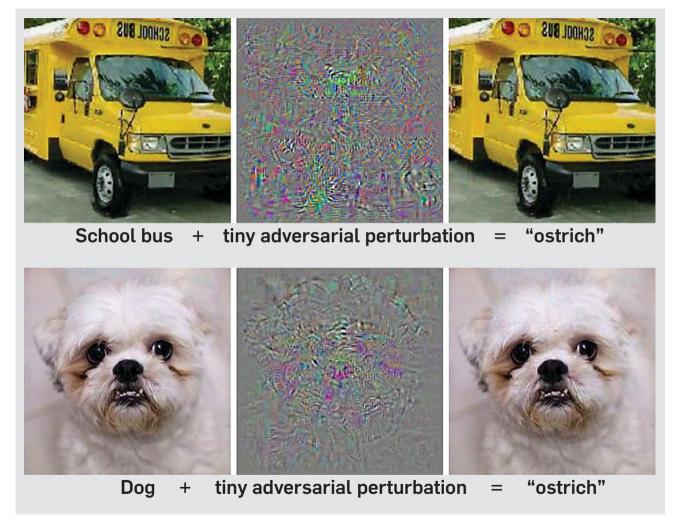
Deep NNs can accommodate ANY training set

But then,

why are deep NNs so good on image classification tasks?



Adversarial learning



Adversarial input can fool a machine-learning algorithm into misperceiving images.



Sait-on expliquer une conclusion?



Voiture dans une piscine

... ou pas de voiture ... ?



Is this less of a car because the context is wrong?

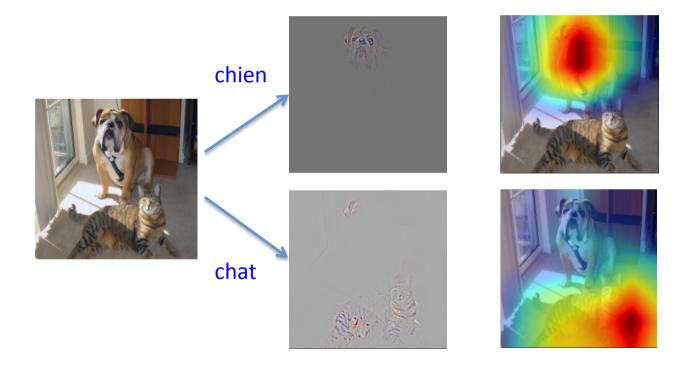
[Léon Bottou (ICML-2015, invited talk) « Two big challenges in Machine Learning »]



Explication et réseaux de neurones profonds

Identification de classes d'objets dans une image

lci deux classes : « chien » et « chat tigré »



[Selvaraju et al. (2017) « Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization »]



Explication et réseaux de neurones profonds

Protocole d'évaluation : comparaison entre explications

À quel robot faites-vous le plus confiance ?

What do you see?



Your options:

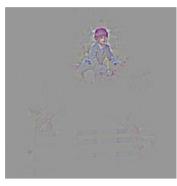
- Horse
- Person

Both robots predicted: Person

Robot A based it's decision on



Robot B based it's decision on



Which robot is more reasonable?

- O Robot A seems clearly more reasonable than robot B
- O Robot A seems slightly more reasonable than robot B
- O Both robots seem equally reasonable
- O Robot B seems slightly more reasonable than robot A
- O Robot B seems clearly more reasonable than robot A

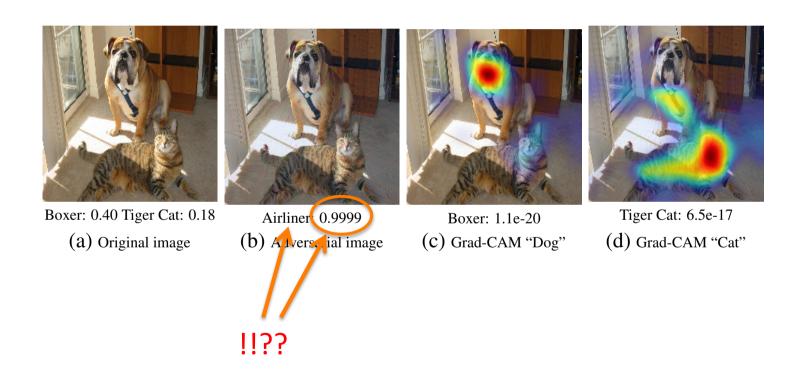
54 sujets sur Amazon Turk -> robot B évalué à 1.27 (entre -2 et +2)

[Selvaraju et al. (2017) « Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization »]



Explication et réseaux de neurones profonds

Illusions d'optique : quelle explication ?



[Selvaraju et al. (2017) « Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization »]



Détecter des biais

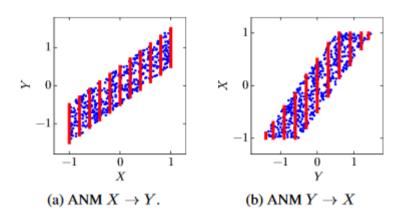




L'identification de relations causales

Dans les images







[David Lopez-Paz, Robert Nishihara, Soumith Chintala, Bernhard Schölkopf, and Léon Bottou. « Discovering causal signals in images ». arXiv preprint arXiv :1605.08179, 2016.]



Plan

- 1. L'IA est attendue partout
- 2. Quelles garanties sur l'induction
- 3. Un peu d'histoire
- 4. Et demain ? Prémisses de changement de paradigme
- Retour sur les défis
- 6. Conclusions ... et ouverture



Retour sur les défis

Est-ce que cela suffira?



Le cas AlphaGo

- Un joueur « extraterrestre »
- Un jeu stupéfiant
- Révolutionne la manière de jouer
- Effervescence dans les écoles de go







Le cas AlphaGo: comprendre

Fan Hui, Gu Li, Zhou Ruyang (très forts joueurs de Go) se reconvertissent dans l'analyse des parties jouées par AlphaGo

- Sorte d'exégèse. Explications a posteriori
- Nécessaire pour
 - La communication
 - L'enseignement

Et même AlphaGo peut se tromper





Les explications des SEs

MYCIN: L'infection du malade a t-elle été contractée à l'hôpital?

Utilisateur: pourquoi?

TEIRESIAS: [pourquoi est-ce important de savoir cela ?]

Cela aidera à déterminer la catégorie à laquelle appartient l'organisme responsable de l'infection :

- il a déjà été établi que 1° l'organisme est à Gram négatif, 2° c'est un bâtonnet, 3° il se développe à l'air ou sans air,

- donc si l'infection par cet organisme n'a pas été contactée lors du séjour à l'hôpital alors il est presque certain (0,8) que l'organisme est de la catégorie des enterobactoriaceae; de plus, il se peut (0,1 ; règle 37) que ce soit la pseudomonia aeruginosa.

Utilisateur : pourquoi n'avez-vous pas envisagé la possibilité que l'organisme soit un

streptocoque?

TEIRESIAS: la règle 33 aurait du être utilisée pour identifier l'organisme comme un

streptocoque, mais la seconde clause "la morphologie est de type coque" était déjà

connue comme fausse et la règle 33 n'a jamais été essayée.



Les explications des SEs

- Quel est l'âge du patient ?
- ** Pourquoi
- Pour déterminer si on peut prescrire de la tétracycline
 - Si le patient a moins de 8 ans
 - Alors on ne peut pas prescrire de tétracycline
 - [Règle 122]
- ** Pourquoi ?
- ..

Pourquoi ne faut-il pas prescrire de tétracycline à un enfant de moins de 8 ans ?



Les explications des SEs

Pourquoi ne faut-il pas prescrire de tétracycline à un enfant de moins de 8 ans ?

Connaissances justificatives

Dépôt de la drogue sur les os en développement

- → **Noircissement** définitif des dents
 - Coloration socialement indésirable
 - Ne pas administrer de tétracycline aux enfants de moins de 8 ans

Notion d'effets secondaires indésirables

Relations de causalité



Système adaptatif de placement de publicité

Deux sous-systèmes

- L'un plaçant les liens publicitaires
- L'autre choisissant les publicités

Qui s'influencent mutuellement

- Chacun s'appuie sur les données de clicks
- Qui dépendent aussi de l'intervention de l'autre systèmes
- Et d'autres facteurs non contrôlés (prix, requête de l'utilisateur, ...)

[L. Bottou et al. «Counterfactual Reasoning and Learning Systems: The Example of Computational Advertising », JMLR, 14, (2013), 3207-3260]





WER IMAGES VIDEOS MAPS MORE

organic apples

Mainline

Le paradoxe de Simpson

- Les médecins voudraient savoir si le traitement A est plus performant ou moins performant que le traitement B
- Deux groupes de 350 patients sont sélectionnés, l'un recevant le traitement A, l'autre le traitement B

	Overall
Treatment A: Open surgery	78% (273/350)
Treatment B: Percutaneous nephrolithotomy	83 % (289/350)

B est meilleur?

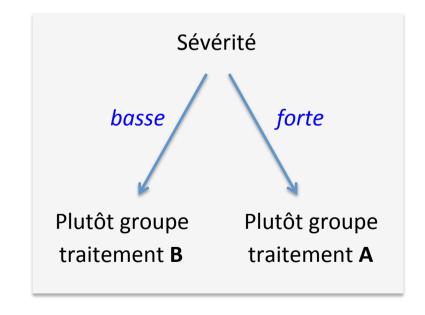


Le paradoxe de Simpson

	Overall	Patients with small stones	Patients with large stones
Treatment A: Open surgery	78% (273/350)	93 % (81/87)	73 % (192/263)
Treatment B: Percutaneous nephrolithotomy	83 % (289/350)	87% (234/270)	69% (55/80)

Variable influençante

Le choix des patients entrant dans les deux groupes dépendait de la sévérité de la pathologie





Système adaptatif de placement de publicité

Deux sous-systèmes

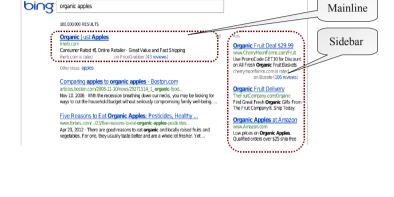
- L'un plaçant les liens publicitaires
- L'autre choisissant les publicités

Qui s'influencent mutuellement

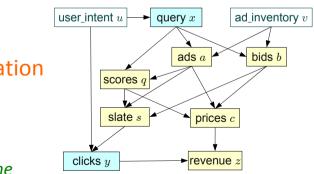
- Chacun s'appuie sur les données de clicks
- Qui dépendent aussi de l'intervention de l'autre systèmes
- Et d'autres facteurs non contrôlés (prix, requête de l'utilisateur, ...)

Importance de l'identification du **graphe causal**

[L. Bottou et al. «Counterfactual Reasoning and Learning Systems: The Example of Computational Advertising », JMLR, 14, (2013), 3207-3260]



WER IMAGES VIDEOS MAPS MORE



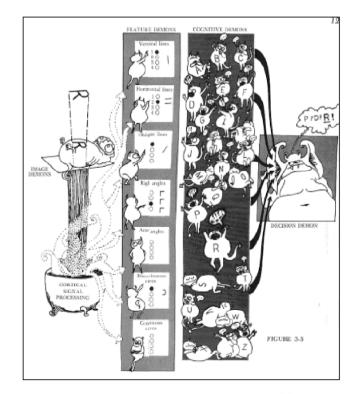


Dartmouth Summer School on Artificial Intelligence (1956)

 Oliver Selfridge: « Pandemonium: A Paradigm for Learning ».

Une architecture hiérarchique de « démons » pour résoudre des problèmes + la suggestion d'un mécanisme d'apprentissage

L'architecture « blackboard » (1975)





Plan

- 1. L'IA est attendue partout
- 2. Quelles garanties sur l'induction
- 3. Un peu d'histoire
- 4. Et demain ? Prémisses de changement de paradigme
- 5. Retour sur les défis
- Conclusions ... et ouverture



Pour généraliser l'usage de systèmes apprenants et adaptatifs

- Savoir **expliquer** et **justifier** des décisions pour chaque cas particulier
- 2. **Sous-systèmes en interaction** ni chaotiques, ni s'égarant

- Aller au-delà de l'apprentissage statistique
 - Les explications ... entre nouveauté et revisite ?
 - Sous-systèmes en interaction
 - Graphes de dépendances causales et conditions d'indépendance conditionnelle
 - Contrefactuelles
 - La causalité : fondamental



Question

• Quels critères de performance ?



Un pari

Aller vers des systèmes capables d'enseigner

- **Expliquer** un cas
- **Synthétiser**
- Organiser un curriculum 3.
- > Vers une évaluation des systèmes par la performance de leurs élèves ?

