

L'apprentissage automatique avec réseaux de neurones profonds : des concepts aux applications

Dîner-conférence de l'UMRsu

Christian Gagné

Laboratoire de vision et systèmes numériques / REPARTI
Centre de recherche sur les données massives
Université Laval



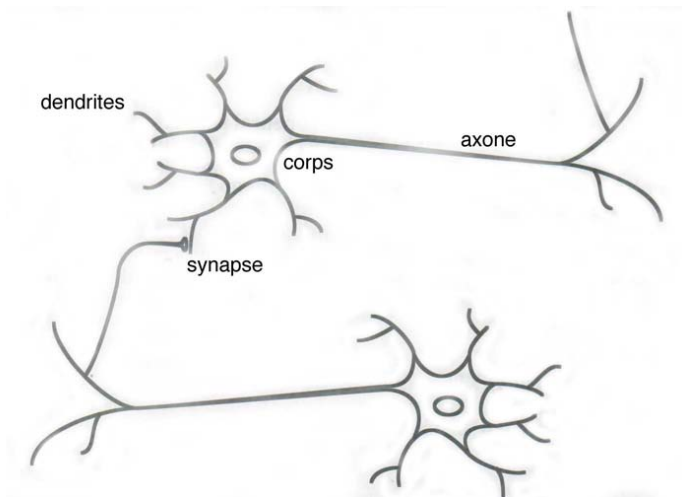
*Laboratoire de vision et
systèmes numériques*



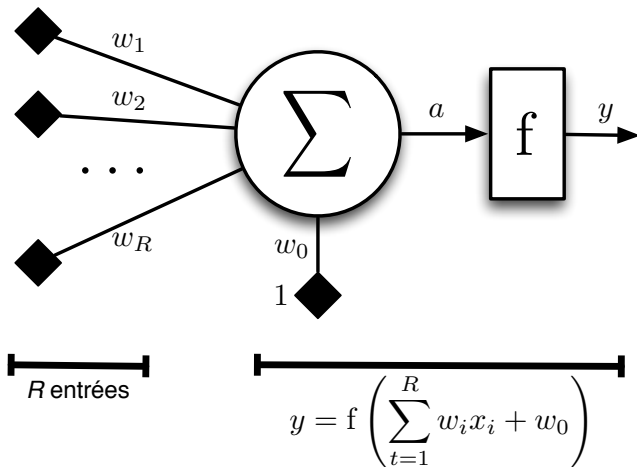
16 mars 2017

- Cerveau : siège de l'intelligence naturelle
 - ▶ Calculs parallèles et distribués
 - ▶ Apprentissage et généralisation
 - ▶ Adaption et contexte
 - ▶ Tolérant aux fautes
 - ▶ Faible consommation d'énergie
- Machine computationnelle biologique !

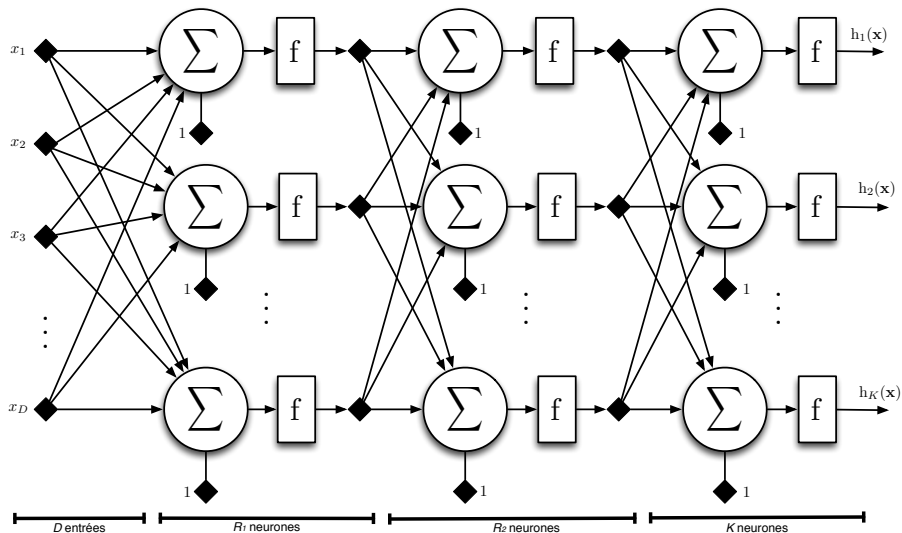
Neurone biologique



Modèle de neurone artificiel



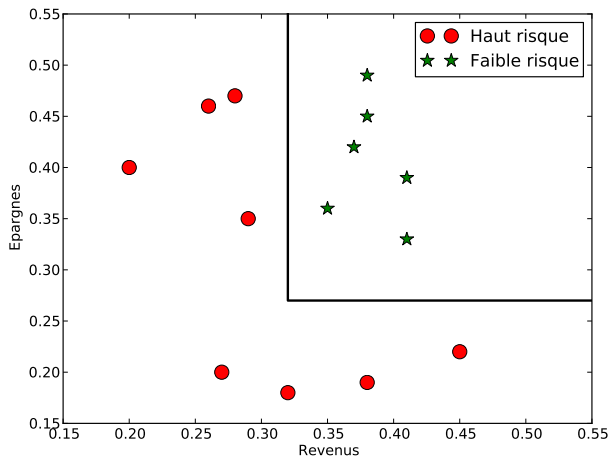
Perceptron multicouche



Exemple d'apprentissage supervisé

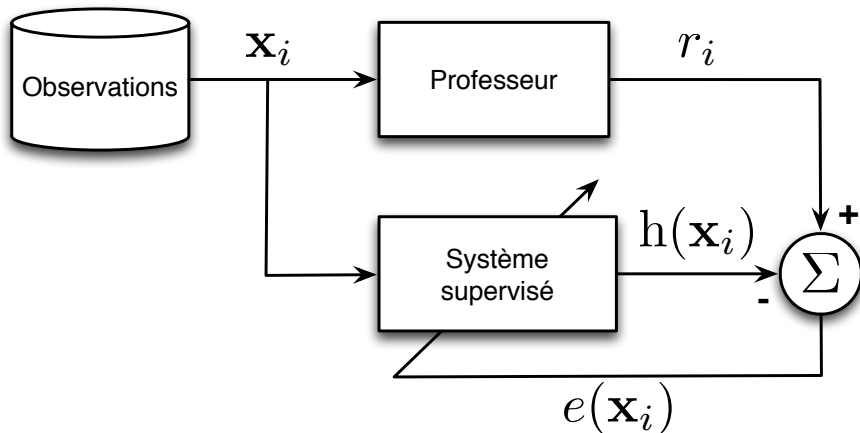
- Une entreprise en crédit doit estimer automatiquement le niveau de risque de ses clients
- Mesures disponibles : revenus du client (variable x_1) et épargnes du client (variable x_2)
- Banque de données sur des clients pré identifiés comme étant à haut risque (rouge) ou à faible risque (vert)

Exemple d'apprentissage supervisé

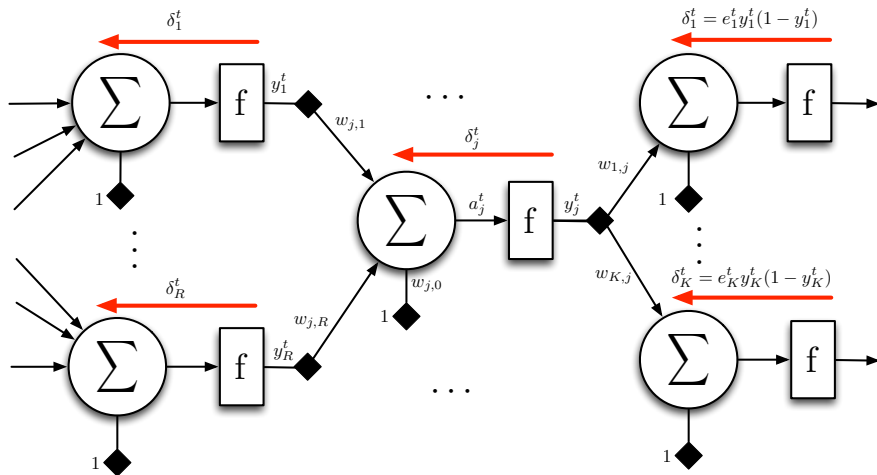


Si $x_1 > 0,32$ et $x_2 > 0,27$ alors *faible risque* sinon *haut risque*

Schématisation de l'apprentissage supervisé



Rétropropagation des erreurs

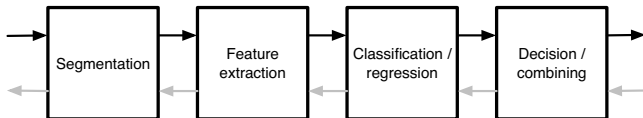


Historique des réseaux de neurones

- 1957 : proposition du perceptron par Frank Rosenblatt
- 1967 : démonstration par Marvin Minsky que le perceptron est incapable de traiter des données non linéairement séparables, désintérêt pour les approches neuronales
- 1986 : Rumelhart, Hinton et Williams démontrent l'utilisation de la rétropropagation des gradients pour l'entraînement du perceptron multicouche
- 1995-2005 : développement des SVM, perte d'intérêt pour les réseaux de neurones
- 2006 : premières architectures profondes de réseaux de neurones
- 2012 : résultats en reconnaissance d'objets (Toronto, ImageNet) et de la parole (Microsoft) démontre le potentiel de technologie disruptive de l'apprentissage profond
- 2014 : explosion d'investissements privés en apprentissage automatique, en particulier en apprentissage profond

- Conditions ayant permis l'émergence des réseaux profonds :
 - ➊ Disponibilités de très grands jeux de données (*big data*)
 - ➋ Disponibilité d'une capacité de calcul faramineuse (GPU)
 - ➌ Nouveaux modèles d'apprentissage très flexibles, avec des *a priori* permettant de bien gérer la malédiction de la dimensionnalité

- Pipeline classique de la reconnaissance des formes

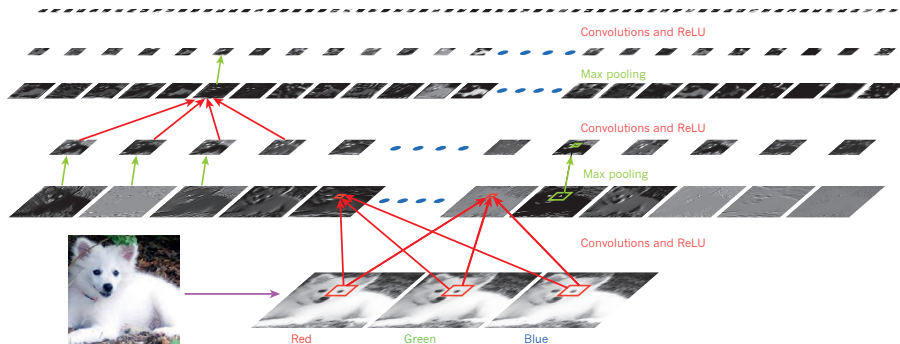


- Dans le passé, chaque module conçu indépendamment
- Apprentissage profond permet l'apprentissage de représentations
 - ▶ Apprentissage de tous les modules simultanément
 - ▶ Possibilité de récupérer les représentations (segmentation, extraction de caractéristiques) et les utiliser avec d'autres modules de classement et de prise de décision

- « Compositionnalité » de modèle est nécessaire en apprentissage automatique
 - ▶ Comme le langage, il faut composer des éléments pour définir un langage donnant un sens à des notions complexes
- Exploiter la compositionnalité permet un gain exponentiel en puissance de représentation
 - ▶ Représentations distribuées, apprentissage de caractéristiques
 - ▶ Architectures profondes : plusieurs niveaux d'apprentissage de représentations
- Composition de modèles est utile pour décrire notre monde efficacement

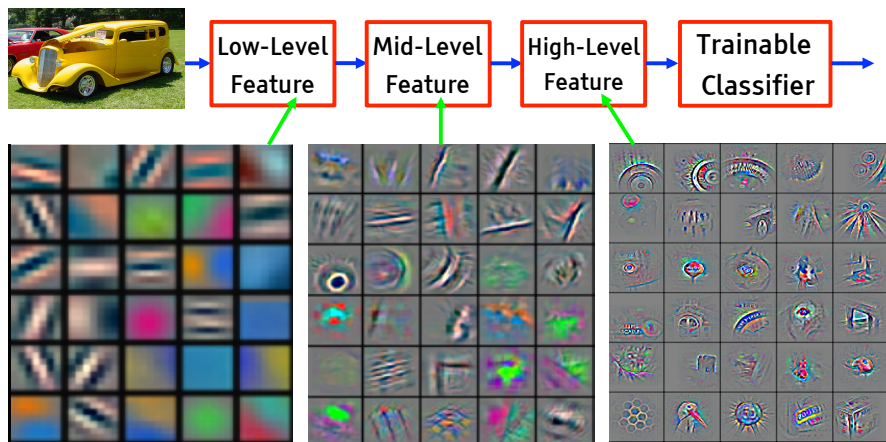
Réseau à convolution

Samoyed (16); Papillon (5.7); Pomeranian (2.7); Arctic fox (1.0); Eskimo dog (0.6); white wolf (0.4); Siberian husky (0.4)



Tiré de Y. LeCun, Y. Bengio et G. Hinton, *Deep Learning*, *Nature*, vol. 521, 28 mai 2015.

Composition de filtres



Tiré de G. Hinton, Y. Bengio et Y. LeCun, *Deep Learning NIPS'15 Tutorial*, 2015.

Reconnaissance d'objets

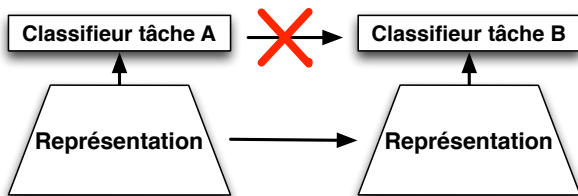
- Compétition ImageNet : reconnaître les objets d'images (1000 classes), en donnant la bonne classe dans un top 5

2012 Teams	%error	2013 Teams	%error	2014 Teams	%error
Supervision (Toronto)	15.3	Clarifai (NYU spinoff)	11.7	GoogLeNet	6.6
ISI (Tokyo)	26.1	NUS (singapore)	12.9	VGG (Oxford)	7.3
VGG (Oxford)	26.9	Zeiler-Fergus (NYU)	13.5	MSRA	8.0
XRCE/INRIA	27.0	A. Howard	13.5	A. Howard	8.1
UvA (Amsterdam)	29.6	OverFeat (NYU)	14.1	DeeperVision	9.5
INRIA/LEAR	33.4	UvA (Amsterdam)	14.2	NUS-BST	9.7
		Adobe	15.2	TTIC-ECP	10.2
		VGG (Oxford)	15.2	XYZ	11.2
		VGG (Oxford)	23.0	UvA	12.1

Tiré de G. Hinton, Y. Bengio et Y. LeCun, *Deep Learning NIPS'15 Tutorial*, 2015.

Transfert de représentations

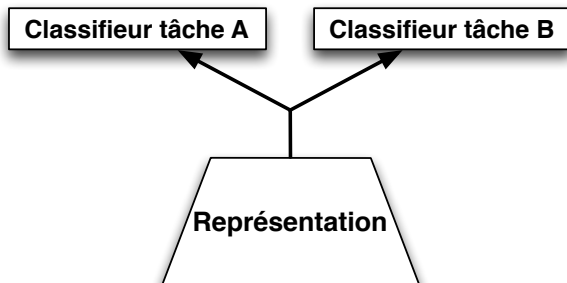
- Apprentissage d'un réseau profond sur tâche A
- Nouvelle tâche B, basée sur données similaires à tâche A
 - ▶ Récupérer représentation de tâche A
 - ▶ Entraîner nouveau classifieur pour tâche B



- ▶ Permet un transfert de représentation (*transfer learning*)

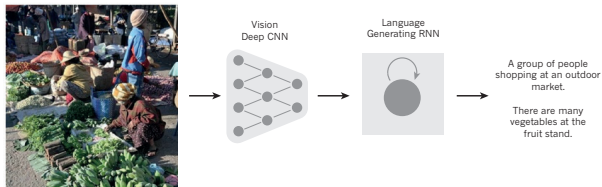
Apprentissage multitâche

- Apprentissage multitâche : apprendre *simultanément* une représentation pour des opérations distinctes
 - ▶ Réseau à deux têtes, une pour chaque tâche

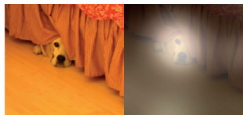


- ▶ Rétropropagation provient d'une tête à la fois
- ▶ Mélange des données et des tâches durant l'apprentissage
- ▶ Performe bien à produire des représentations capturant des concepts généraux

Génération de légendes



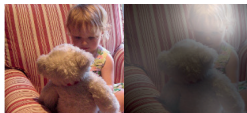
A woman is throwing a **frisbee** in a park.



A **dog** is standing on a hardwood floor.



A **stop** sign is on a road with a mountain in the background



A little **girl** sitting on a bed with a teddy bear.



A group of **people** sitting on a boat in the water.



A giraffe standing in a forest with **trees** in the background.

Tiré de Y. LeCun, Y. Bengio et G. Hinton, *Deep Learning, Nature*, vol. 521, 28 mai 2015.

- Nouvelle initiative de recherche à l'UMRsu en apprentissage automatique
 - ▶ Nombreux étudiants gradués et postdoc impliqués
 - ▶ Collaboration étroite avec E Machine Learning Inc.
- Applications visées
 - ▶ Capteurs et caméras intelligentes
 - ▶ Dispositifs personnels portables
 - ▶ Automatisation de l'apprentissage automatique

Cameras et capteurs portables



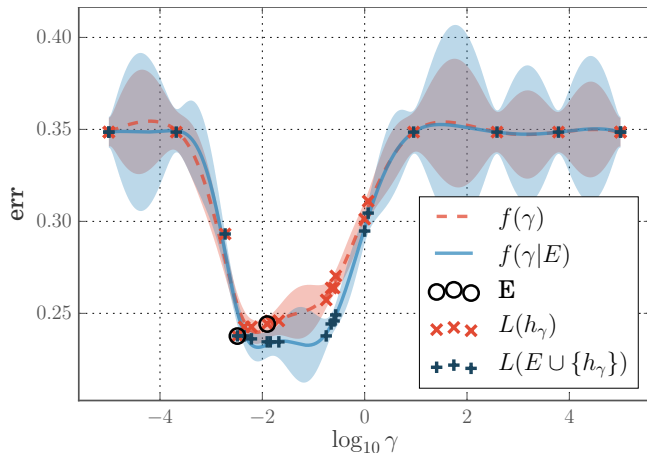
Source : The Toronto Star, <https://www.thestar.com/news/crime/2016/06/01/police-body-worn-cameras-not-a-magic-bullet-say-u-of-t-researchers.html>.

Dispositifs personnels portables



Source : Forbes, <https://www.forbes.com/sites/danmunro/2013/05/19/credit-suisse-says-wearable-tech-the-next-big-thing/#62149d5f732a>.

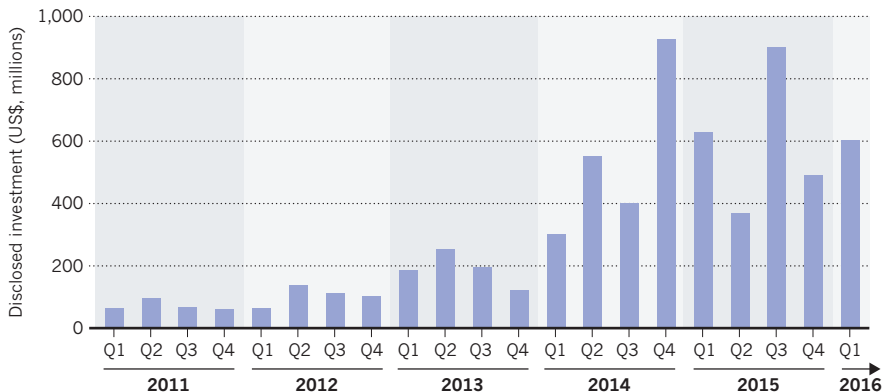
Automatisation de l'apprentissage automatique



Investissement dans l'intelligence artificielle

ON THE RISE

Investment in technologies that use artificial intelligence has climbed in recent years.

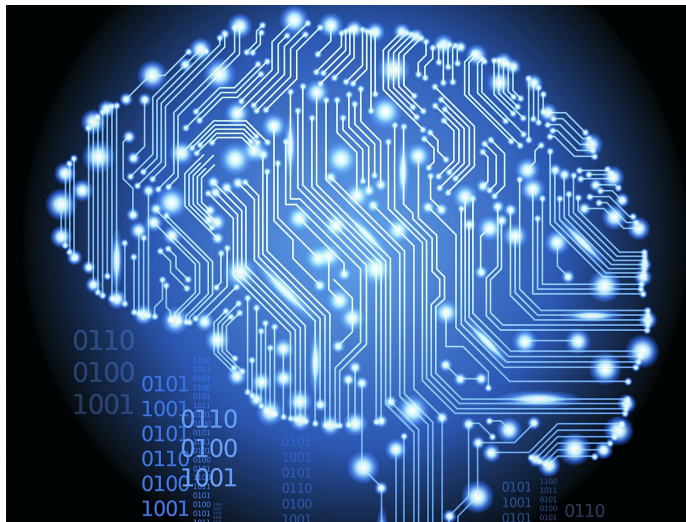


Tiré de K. Crawford et R. Calo, *There is a blind spot in AI research*, *Nature*, vol. 538, 20 octobre 2016.

Montréal et le Québec : nouvelle Silicon Valley de l'IA ?

- L'apprentissage profond a été développé en bonne partie au Canada (Hinton à Toronto, Bengio à Montréal)
 - ▶ Plusieurs des grands joueurs sont maintenant avec les Google, Facebook et cie
 - ▶ Plus grands groupes de recherche en apprentissage profond à Montréal
- Contrecarrer l'exode des cerveaux
 - ▶ Subvention Apogée à Campus Montréal : 98 M\$ sur 7 ans sur l'IA (octobre 2016)
 - ▶ Element AI : startup dans l'application de l'apprentissage automatique (octobre 2016)
 - ▶ Bureau satellite de Google Brain s'implante à Montréal (novembre 2016)
 - ▶ Acquisition de Maluuba par Microsoft (janvier 2017)
- Début d'une nouvelle révolution industrielle, par l'automatisation des tâches cognitives ?

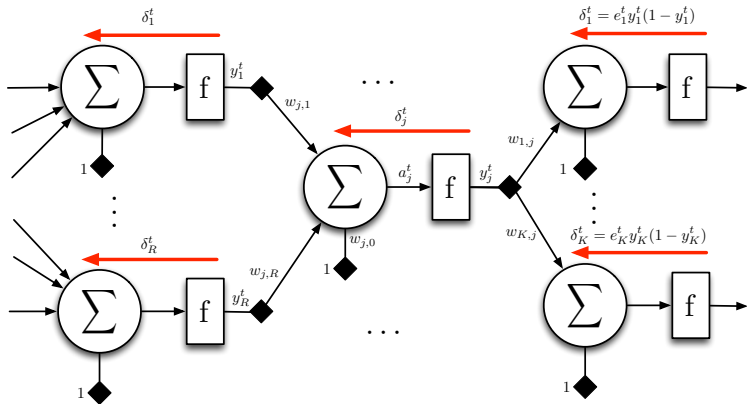
Merci de votre attention !



<http://vision.gel.ulaval.ca/~cgagne>

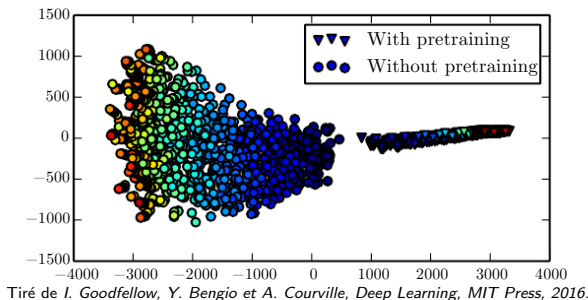
Problème de la dilution du gradient

- L'entraînement de perceptron multicouche de plus de deux couches cachées avec rétropropagation ne fonctionne pas bien
 - ▶ Neurones saturés, avec gradient est très faible
 - ▶ Dilution du gradient (*vanishing gradient*) de couche en couche



Pré-entraînement non supervisé

- Réseaux profonds avant 2011 : pré-entraînement non supervisé nécessaire
 - ▶ Initialisation aléatoire de réseaux profonds génère une grande variété de solutions sous-optimales (minima locaux)
 - ▶ Pré-entraînement non supervisé permet de démarrer la rétropropagation dans une « bonne configuration » (bassin d'attraction)



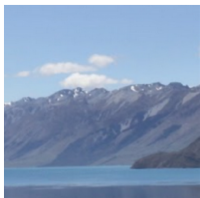
Génération d'exemples

- Idée : générer des données d'entrées à partir d'une sortie désirée
 - ▶ Générer donc un modèle de la donnée pouvant produire la sortie selon le réseau de neurones
- Approche : descendre le gradient sur la donnée d'entrée

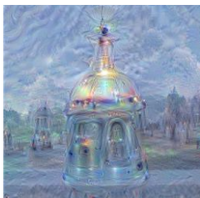
$$\Delta \mathbf{x} = -\eta \frac{\partial E(\mathbf{x}|\theta)}{\partial \mathbf{x}}$$

- ▶ On va donc générer une nouvelle donnée à partir de la valeur initiale de $\mathbf{x}$ et la sortie désirée $\mathbf{r}$
 - ▶ Poids du réseau ne changent pas
- Utilisé dans diverses circonstances
 - ▶ Générateur d'images *Deep Dream* de Google

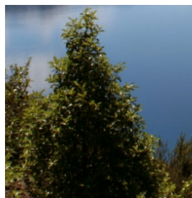
Deep dream



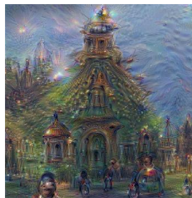
Horizon



Towers & Pagodas



Trees



Buildings



Leaves

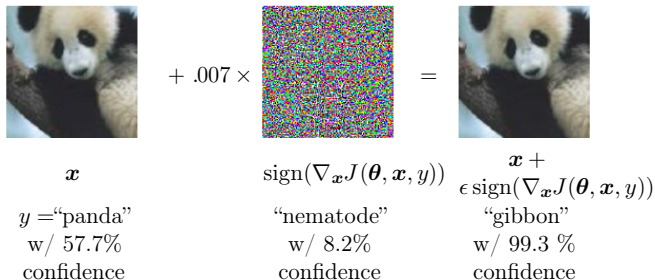


Birds & Insects

Tiré de <https://research.googleblog.com/2015/06/inceptionism-going-deeper-into-neural.html>.
Licensed by Google Inc. under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Données adversariales

- Utiliser génération de données pour déterminer plus petite variation permettant de faire une erreur de classement



Tiré de I. Goodfellow, Y. Bengio et A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016.

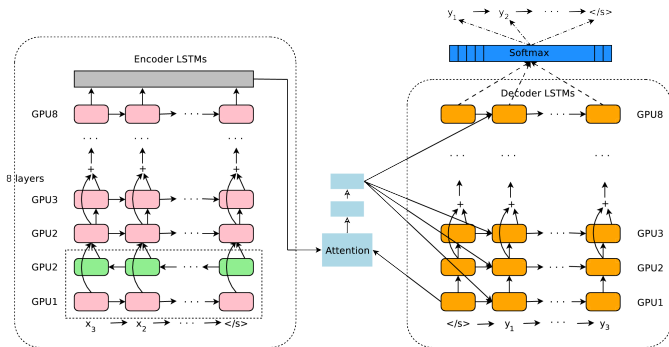
- Causé par l'utilisation de représentation distribuée dans un espace à très haute dimensionnalité
- Illustre une difficulté actuelle avec réseaux profonds, robustesse aux données adversariales doit être améliorée

Apprentissage par renforcement profond

- Apprentissage par renforcement : déterminer les bonnes actions à effectuer selon les conditions actuelles
 - ▶ Guidé par récompense ponctuelle, sans indication précise sur actions décisives
 - ▶ Forme plus élaborée (et plus complexe) d'intelligence que tâches de classement et régression
- Réseaux profonds s'avèrent très prometteurs pour l'apprentissage par renforcement
 - ▶ Simulations massives permettent d'apprendre à effectuer certaines actions précises
- Jeux vidéos (Atari 2600) : Deep Q-learning Network (Deepmind)
 - ▶ Entrée est la capture de l'écran, récompense est le pointage obtenu
 - ▶ 49 jeux différents, performances « surhumaines »
- Jeu de Go : AlphaGo (encore Google Deepmind)
 - ▶ Go : jeu traditionnel asiatique, plus complexe que les échecs
 - ▶ <http://www.theverge.com/2016/3/9/11185030/google-deepmind-alphago-go-artificial-intelligence-impact>

Traduction automatisée

- *Google's Neural Machine Translation System* : nouvelle mouture de Google Translate basée sur des réseaux profonds
 - ▶ Amélioration de 60 % des performances relativement à la version précédente
 - ▶ En cours de déploiement sur les systèmes de Google



Tiré de Wu et al., *Google's Neural Machine Translation System : Bridging the Gap between Human and Machine Translation*, arXiv:1609.08144v1, 2016.

Exemples de traduction avec GNMT (1/3)

Table 11: Some example translations from PBMT [15], our GNMT system (the "NMT before RL", Table 9), and Human. Source and target sentences (human translations) are from the public benchmark WMT En→Fr (newstest2014) data set. The right-hand column shows the human ratings on a scale of 0 (complete nonsense) to 6 (perfect translation). We disagree with some of the human ratings, e.g., the translation *"Elle a été repéré trois jours plus tard par un promeneur de chien piégé dans la carrière"* contains grammatical mistakes and changes semantics, and is still scored 6. We present it to illustrate the potential problems of the scoring process.

Source	"The reason Boeing are doing this is to cram more seats in to make their plane more competitive with our products," said Kevin Keniston, head of passenger comfort at Europe's Airbus.	
PBMT	"La raison pour laquelle Boeing sont en train de faire, c'est de concentrer davantage de sièges pour prendre leur avion plus compétitive avec nos produits", a déclaré Kevin M. Keniston, chef du confort des passagers de l'Airbus de l'Europe.	3.0
GNMT	"La raison pour laquelle Boeing fait cela est de créer plus de sièges pour rendre son avion plus compétitif avec nos produits", a déclaré Kevin Keniston, chef du confort des passagers chez Airbus.	6.0
Human	"Boeing fait ça pour pouvoir caser plus de sièges et rendre ses avions plus compétitifs par rapports à nos produits", a déclaré Kevin Keniston, directeur de Confort Passager chez l'avionneur européen Airbus.	6.0

Tiré de Wu et al., *Google's Neural Machine Translation System : Bridging the Gap between Human and Machine Translation*, arXiv:1609.08144v1, 2016.

Exemples de traduction avec GNMT (2/3)

Source	When asked about this, an official of the American administration replied: "The United States is not conducting electronic surveillance aimed at offices of the World Bank and IMF in Washington."	
PBMT	Interrogé à ce sujet, un responsable de l'administration américaine a répondu : "Les Etats-Unis n'est pas effectuer une surveillance électronique destiné aux bureaux de la Banque mondiale et du FMI à Washington".	3.0
GNMT	Interrogé à ce sujet, un fonctionnaire de l'administration américaine a répondu: "Les États-Unis n'effectuent pas de surveillance électronique à l'intention des bureaux de la Banque mondiale et du FMI à Washington".	6.0
Human	Interrogé sur le sujet, un responsable de l'administration américaine a répondu: "les Etats-Unis ne mènent pas de surveillance électronique visant les sièges de la Banque mondiale et du FMI à Washington".	6.0
Source	Martin told CNN that he asked Daley whether his then-boss knew about the potential shuffle.	
PBMT	Martin a déclaré à CNN qu'il a demandé Daley si son patron de l'époque connaissaient le potentiel remaniement ministériel.	2.0
GNMT	Martin a dit à CNN qu'il avait demandé à Daley si son patron d'alors était au courant du remaniement potentiel.	6.0
Human	Martin a dit sur CNN qu'il avait demandé à Daley si son patron d'alors était au courant du remaniement éventuel.	5.0

Tiré de Wu et al., *Google's Neural Machine Translation System : Bridging the Gap between Human and Machine Translation*, arXiv:1609.08144v1, 2016.

Exemples de traduction avec GNMT (3/3)

Source	She was spotted three days later by a dog walker trapped in the quarry	
PBMT	Elle a été repéré trois jours plus tard par un promeneur de chien piégé dans la carrière	6.0
GNMT	Elle a été repérée trois jours plus tard par un traîneau à chiens piégé dans la carrière.	2.0
Human	Elle a été repérée trois jours plus tard par une personne qui promenait son chien coincée dans la carrière	5.0
Source	Analysts believe the country is unlikely to slide back into full-blown conflict, but recent events have unnerved foreign investors and locals.	
PBMT	Les analystes estiment que le pays a peu de chances de retomber dans un conflit total, mais les événements récents ont inquiété les investisseurs étrangers et locaux.	5.0
GNMT	Selon les analystes, il est peu probable que le pays retombe dans un conflit généralisé, mais les événements récents ont attiré des investisseurs étrangers et des habitants locaux.	2.0
Human	Les analystes pensent que le pays ne devrait pas retomber dans un conflit ouvert, mais les récents événements ont ébranlé les investisseurs étrangers et la population locale.	5.0

Tiré de Wu et al., *Google's Neural Machine Translation System : Bridging the Gap between Human and Machine Translation*, arXiv:1609.08144v1, 2016.