

# L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN RADIOLOGIE

---

Manuel Gaudreau Poudrette  
R2 Radiologie

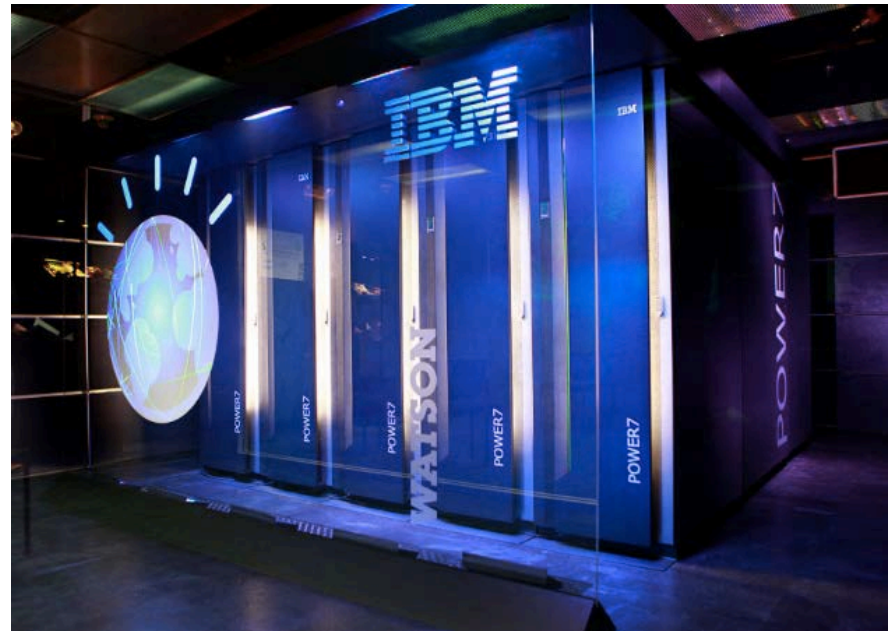
En collaboration avec Dr Gerald Gahide

# Plan

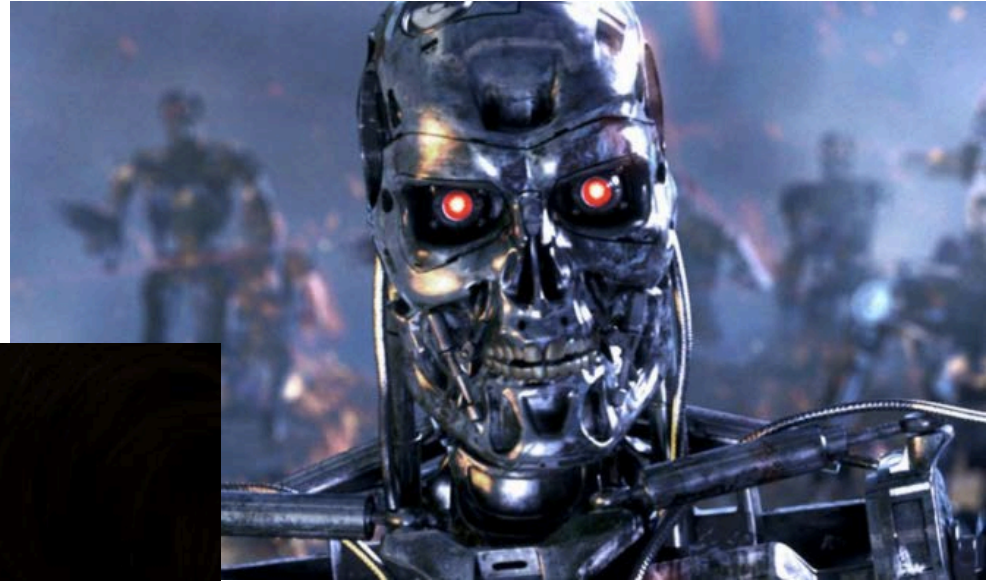
- Introduction
- L'intelligence artificielle (AI): définition
- Pourquoi est-ce important?
- Bref historique
- Principes et fondements technologiques
- Applications à la radiologie
- Un aperçu: la place de l'AI dans le futur
- Résumé de mon protocole: détection et segmentation de pneumothorax sur radiographies simples

# Définition: AI

- L'intelligence artificielle (AI) est une technologie par laquelle des algorithmes permettent aux ordinateurs de **reconnaître des processus complexes** et de **prendre des décisions intelligentes** basées sur des données empiriques par le biais d'un processus cognitif nécessitant un haut niveau d'intégration informationnelle



# Pourquoi est-ce important?



# Pourquoi est-ce important?













- Caractère de nouveauté
- Complexité et évolution très rapide de la technologie
  - Pas encore dans les *textbooks*
  - Crée une certaine appréhension
- Complètement différent des connaissances médicales habituelles
- Potentiel impressionnant: place importante de l'AI dans le futur
- Changements à la pratique inévitables

# Bref historique

- 1950: Machine de Turing et test de Turing
- 
- 1958: Début du Machine Learning comme sujet d'étude scientifique
- 1997: Gary Kasparov est défait aux échecs par *Deep Blue* d'IBM
- 2011 : l'ordinateur *Watson* d'IBM gagne à *Jeopardy*
- **Applications concrètes à l'imagerie depuis 2005 environ**

# Examples

- Annotation automatique de radiographies thoraciques
  - Learning to Read Chest X-Rays: Recurrent Neural Cascade Model for Automated Image Annotation, Hoo-Chang Shin et Al, 2016

input image	generated annotation	true annotation
	<p>aorta_thoracic / tortuous / mild</p> <p>aorta_thoracic / tortuous</p>	
	<p>opacity / lung / middle_lobe / right / aorta_thoracic / tortuous</p> <p>opacity / lung / base / left</p>	
	<p>calcified_granuloma / lung / middle_lobe / right / multiple</p> <p>calcified_granuloma / lung / hilum / right</p>	
	<p>opacity / lung / middle_lobe / right / blood_vessels</p> <p>calcified_granuloma / lung / middle_lobe / right</p>	
		
		
		
		
		<p>airspace_disease / lung / hilum / right / lung / hilum</p> <p>nodule / lung / hilum / right</p>
		<p>thoracic_vertebrae_degenerative / mild</p> <p>aorta_tortuous / thoracic_vertebrae_degenerative / mild</p>
		<p>normal</p> <p>normal</p>
		<p>normal</p> <p>normal</p>



opacity / lung / middle\_lobe /  
right / aorta\_thoracic / tortuous

opacity / lung / base / left



calcified\_granuloma / lung /  
middle\_lobe / right / multiple

calcified\_granuloma / lung /  
hilum / right





# Exemples (suite)

- Comparaison entre des neuroradiologistes et un algorithme (SMV: *support vector machine*) pour la détection de l'Alzheimer au scan.
  - Accuracy of dementia diagnosis, a direct comparison between radiologists and a computerized method, Stonnington et Al., *Brain*, 2008
- Résultats de sensibilité/spécificité (de détection des cas d'Alzheimer sporadique vs contrôle) :
  - AI : 83-100/86-95 %
  - Radiologistes : 64-88/76-90 %

# Principes et fondements technologiques

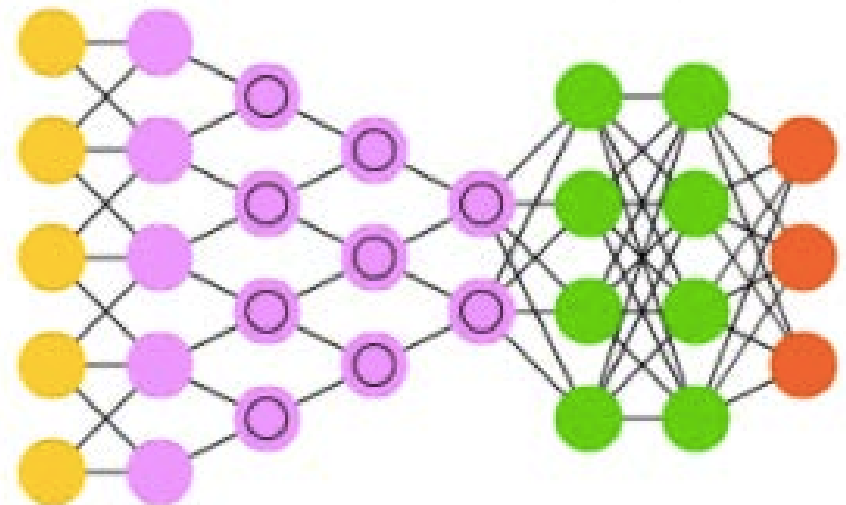
- Plusieurs détails techniques très complexes
- Différentes approches mathématiques et informatiques
- Une multitudes de paramètres à considérer
- **Donc en bref...**
- Le **but**: permettre à l'ordinateur de développer des représentations complexes à partir de données brutes
- Conceptuellement, le ***machine learning*** constitue un **modèle mathématique d'optimisation probabilistique**
  - Transformation des données brutes en vecteurs matriciels
  - Pondération rétroactive des différents vecteurs selon leur force d'association respective avec les résultats recherchés

# Le *Neural Network*

- Processus d'analyse de l'information constitué autour d'unités fondamentales (neurones), lesquelles sont regroupées en couches
- Chaque neurone intègre une quantité limitée d'information vectorielle
- Les couches sont ensuite reliées entre elles

Plus une couche est de grade élevé, plus complexe est la représentation qu'elle porte

Deep Convolutional Network (DCN)



# Le *Neural Network*

- Multiples configurations permettent un traitement différent de l'information
- Nécessité de connaître les propriétés de chaque type afin de choisir les plus appropriés
  - Évite un temps de calcul inutile et optimise les résultats (contexte de ressources informatiques limitées)

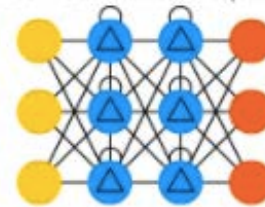
Recurrent Neural Network (RNN)



Long / Short Term Memory (LSTM)



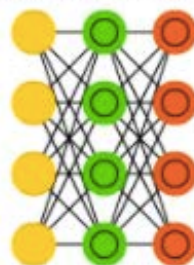
Gated Recurrent Unit (GRU)



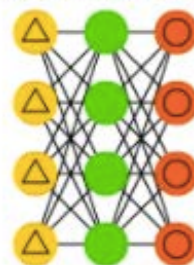
Auto Encoder (AE)



Variational AE (VAE)



Denosing AE (DAE)



Sparse AE (SAE)



# *Le Neural Network*

- L'apprentissage s'effectue par rétroaction instantanée à chaque nouvelle donnée fournie à l'algorithme
- Le poids de chaque vecteur est alors modifié pour optimiser la représentation matricielle
- La pondération des liens entre les neurones (et parfois même les liens eux-mêmes) s'effectue ensuite selon le même principe

# Étapes permettant de configurer un *Neural Network*

- Phase d'entraînement
  - Implique une grande quantité de données (*Big Data*)
- Phase de test
  - Évite la sur-conformité (*overfitting*) de la représentation
- Phase de validation
  - Confirme les performances de l'algorithme pour les cas étudiés et détermine sa sensibilité et sa spécificité (tout en demeurant dynamique)
- Apprentissage supervisé vs non-supervisé ou faiblement supervisé

Je voulais vous épargner les équations...

$$y_k(\mathbf{v}; \Theta) = f^{(2)} \left( \sum_{j=1}^M W_{kj}^{(2)} f^{(1)} \left( \sum_{i=1}^D W_{ji}^{(1)} v_i + b_j^{(1)} \right) + b_k^{(2)} \right)$$

$$P \left( h_j^{(1)} = 1 | \mathbf{v}, \mathbf{h}^{(2)} \right) = \sigma \left( \sum_i W_{ij}^{(1)} v_i + \sum_k W_{jk}^{(2)} h_k^{(2)} \right)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{W}^{(l)}} \ln P(\mathbf{v}; \Theta) = \mathbb{E}_{\text{data}} \left[ \mathbf{h}^{(l-1)} (\mathbf{h}^{(l)})^\top \right] - \mathbb{E}_{\text{model}} \left[ \mathbf{h}^{(l-1)} (\mathbf{h}^{(l)})^\top \right]$$

$$\theta^{(\tau+1)} = \theta^{(\tau)} - \eta \nabla E \left( \theta^{(\tau)} \right)$$

# Applications actuelles à la radiologie

- Encore peu nombreuses, et la plupart n'utilisent pas encore le *machine learning* et les *DCNN*
- Segmentation automatique
  - Demande encore plusieurs manipulations
- Reconstructions 3D
  - Colonoscopie virtuelle, angiographie, etc
- Détection assistée par ordinateur (*CAD*)
  - Encore peu utilisés car peu sensibles et spécifiques pour la plupart des applications
- Suivi de lésions et volumétrie



# Les pistes de recherche

- Segmentation
  - Organes et tout type de structure anatomique, lésions, etc.
- Détection d'anomalie et comparatif automatique avec les études antérieures
  - Analyse à *posteriori* des images antérieures
    - Par exemple, après le changement des guidelines
  - Exploration par *computer vision* du dossier antérieur et reconnaissance sémiologique
  - Recherche des images antérieures (et du dossier patient) par le contenu

# Les pistes de recherche (suite)

- Recoupement entre différents types d'imagerie
  - Images composites et atténuation des artéfacts
- Sémantique et terminologie
  - Rapports standardisés semi-automatiques
- Beaucoup de pistes en neurologie / neurochirurgie
  - Analyse de l'état cognitif en temps réel par IRM fonctionnelle
  - Prédicteur de démence

# Les limitations

- Multiples considérations éthiques et médico-légales
  - Implications d'un diagnostic posé par un algorithme
  - Analyse à posteriori des images antérieures
  - Grand risque de sur-diagnostic
  - Évolution rapide de la technologie: quel standard adopter?
- Nécessite une quantité importante d'images pour acquérir une sensibilité suffisante
  - À l'opposé, risque de la sur-conformité (*overfitting*)
- Aucune technologie générale pour l'instant: algorithmes encore très spécifiques
- Difficile voire impossible à implémenter avec les architectures PACS actuelles

# La place de l'AI dans le futur: un aperçu

- Nombreuses discussions en cours à ce sujet par presque toutes les associations de radiologie dans le monde.
- Groupe de travail nouvellement créé par la CAR sur l'AI
  - Définir les orientations et les politiques relatives à l'application de l'AI au Canada dans les prochaines années
- Malgré ce que certains avancent, on est encore très loin de l'analyse automatisée complète
  - Importants changements à la pratique à prévoir par contre

# Le radiologiste dans le futur

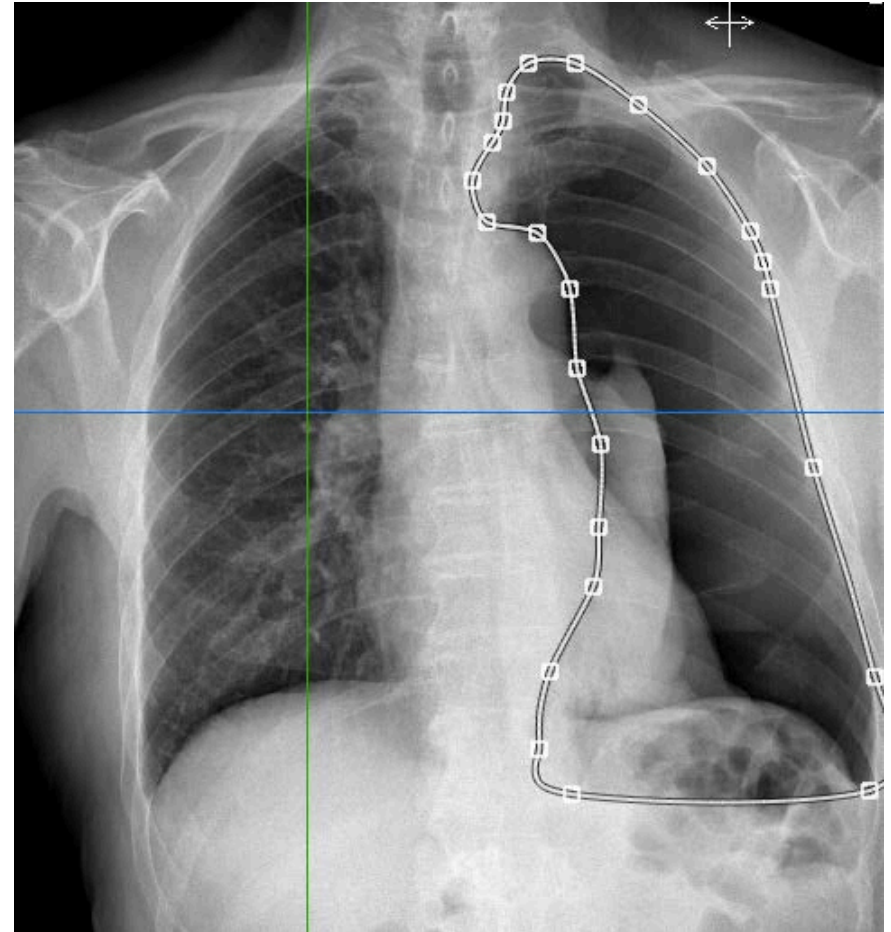
- Automatisation des tâches qui nécessitent un faible niveau d'intégration conceptuelle
  - Segmentation et volumétrie, comparatif avec les examens antérieurs et les autres modalités d'imagerie, détection d'anomalies simples et focales (micronodules, fractures costales, etc. )
- Davantage de ressources libérées pour la prise en charge et l'analyse à plus haut niveau d'intégration conceptuelle
  - DDx, appuyé par une recherche optimisée dans le dossier antérieur et clinique, description de lésions complexes, etc.
- Utilisation d'outils de *machine learning* spécifiques aux pathologies en cause
  - Exemple: la détection des démences ; Nécessité de bien connaître les outils pour pouvoir les choisir

# Résumé de mon protocole

- But : développer un algorithme de détection et de segmentation automatique de pneumothorax sur radiographies thoraciques
- Les prémices
  - Une pathologie relativement simple, anatomiquement confinée et présentant une différence de contraste nette
- Méthodologie en bref:
  1. Segmenter manuellement une banque d'images contenant des pneumothorax (*machine learning* supervisé) ;
  2. Intégrer les images segmentées dans un algorithme de DCNN déjà existant, puis en optimiser les paramètres empiriquement ;
  3. Tester les capacités de l'algorithme sur des images non segmentées aux différentes étapes de son développement

# Résumé de mon protocole (suite)

- Exemple de segmentation:



# Références

- Learning to Read Chest X-Rays: Recurrent Neural Cascade Model for Automated Image Annotation, Hoo-Chang Shin et Al, *NIH*, 2016
- Accuracy of dementia diagnosis, a direct comparison between radiologists and a computerized method, Stonnington et Al., *Brain*, 2008
- Machine Learning and Radiology, Wang et Al, *NIH*, 2012
- Deep Learning in Medical Image Analysis, Shen et Al, *HSS*, 2017
- <http://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/>
- <http://car.ca/fr/education/resources-tools/artificial-intelligence.aspx>



# Des questions?

