INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET RÉSEAUX NEURONAUX

PRÉPARATION DU TERRAIN







APERÇU

- 1. Bref historique de l'intelligence artificielle
- 2. Notions fondamentales sur les réseaux neuronaux
- 3. Étude de cas : chaîne de pharmacies japonaise
- 4. Apprentissage profond





MANCHETTES

- « AlphaGo vanquishes world's top Go player, marking A.I.'s superiority over human mind » (AlphaGo l'emporte sur le meilleur joueur de go au monde, marquant la supériorité de l'IA par rapport à l'esprit humain) [South China Morning Post, 27 mai 2017]
- « A Japanese A.I. program just wrote a short novel, and it almost won a literary prize » (Un programme d'IA japonais vient d'écrire une nouvelle qui a presque remporté un prix littéraire) [Digital Trends, 23 mars 2016]
- « Elon Musk: Artificial intelligence may spark World War III » (Elon Musk: L'intelligence artificielle pourrait mettre le feu aux poudres de la Troisième Guerre mondiale) [CNET, 4 septembre 2017]
- « A.I. hype has peaked so what's next? » (Le battage médiatique autour de l'IA est arrivé à son apogée. Et maintenant?) [TechCrunch, 30 septembre 2017]





Q : Combien de pattes un chat a-t-il si vous appelez la queue une patte?

R : Quatre. Dire que la queue est une patte n'en fait pas une patte.

(ancienne énigme, attribuée à Abraham Lincoln)





QU'EST-CE QUE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE (IA)?

Quelles sont les qualités et compétences essentielles d'une intelligence?

- Elle fournit des réponses flexibles dans divers scénarios
- Elle tire parti des circonstances heureuses
- Elle donne un sens à des messages contradictoires
- Elle reconnaît l'importance relative des éléments d'une situation
- Elle trouve des similitudes entre des situations différentes
- Elle établit des distinctions entre des situations similaires
- Elle trouve de nouvelles idées à partir de rien ou en réorganisant des concepts déjà connus





QU'EST-CE QUE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE?

La recherche en intelligence artificielle s'entend de l'étude des **agents intelligents** : tout dispositif qui perçoit son environnement et prend des mesures qui maximisent ses chances de succès dans la poursuite de ses objectifs.

Exemples

Systèmes experts

TurboTax, WebMD, assistance technique, traitement des réclamations d'assurance, contrôle du trafic aérien, etc.

Prise de décision

Deep Blue, systèmes de pilotage automatique, compteurs « intelligents », etc.

Traitement du langage naturel

Traduction automatique, Siri, reconnaissance d'entités nommées, etc.

Systèmes de recommandation

Google, Expedia, Facebook, LinkedIn, Netflix, Amazon, etc.

Producteurs de contenu

Compositeur de musique, rédacteur de romans, créateur de dessins animés, etc.

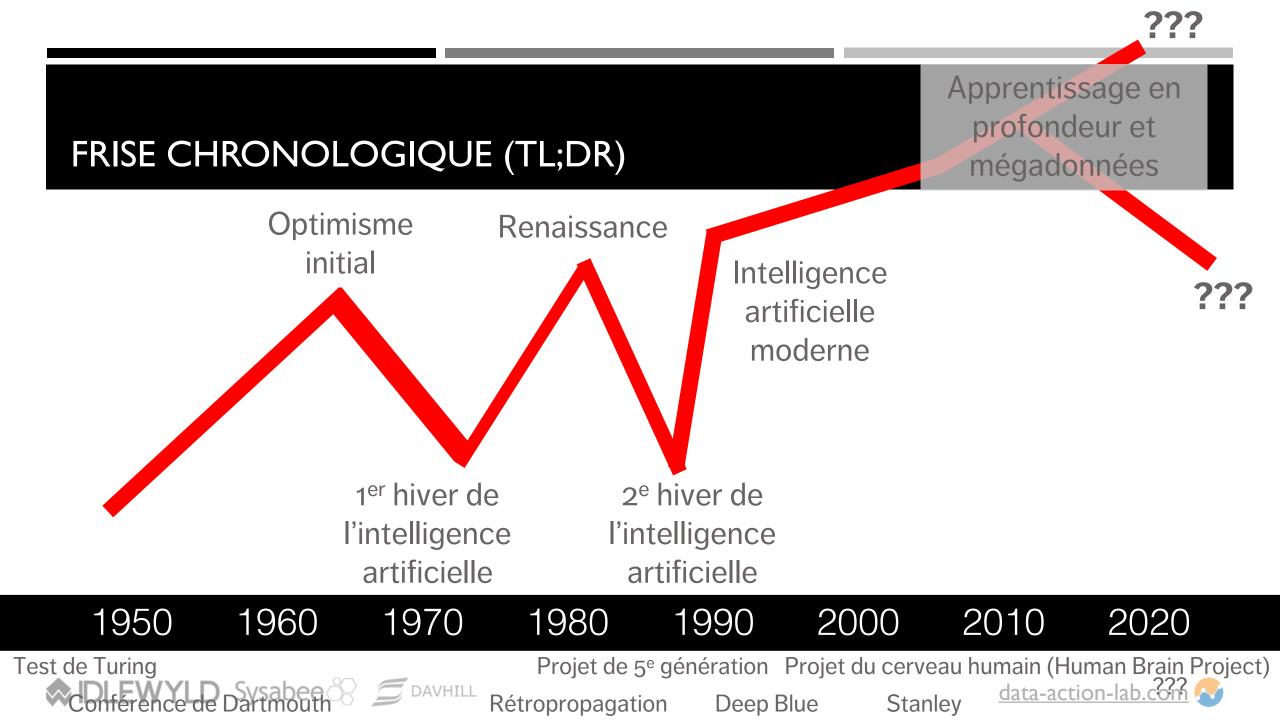
Classificateurs

Reconnaissance facile, identification d'objets, détection des fraudes, etc.









LES RÉSEAUX NEURONAUX EN BREF

Un réseau de neurones artificiels (RNA) formé est une fonction qui met en correspondance les données d'entrée et de sortie de manière utile :

- Il reçoit la ou les données d'entrée
- Il calcule les valeurs
- Il fournit la ou les données de sortie

Les RNA font appel à une approche du genre couteau suisse (beaucoup d'options, mais on ne sait pas toujours laquelle utiliser).

L'utilisateur n'a pas besoin de prendre de nombreuses décisions au sujet de la fonction ou d'en savoir beaucoup sur l'espace de problème à l'avance (modèle silencieux).







LES RÉSEAUX NEURONAUX EN BREF

Des algorithmes permettent aux RNA d'apprendre (c.-à-d. de générer la fonction et ses valeurs internes) automatiquement.

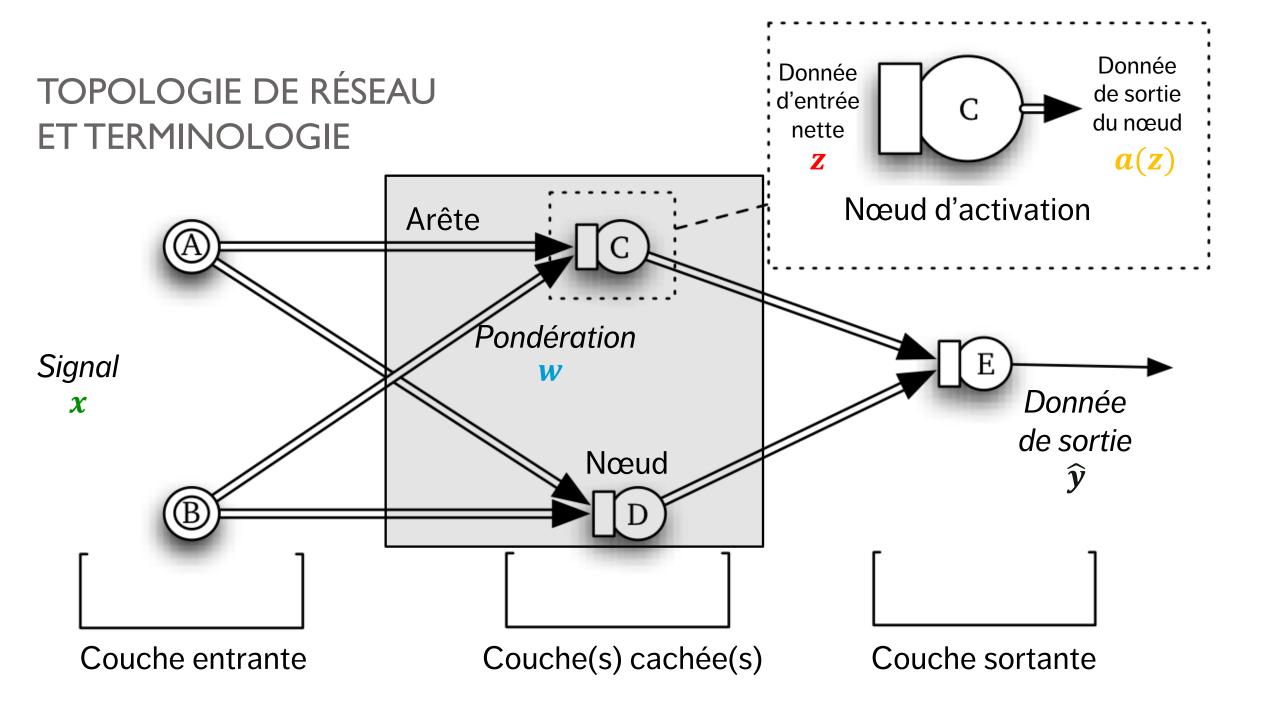
On peut avoir recours aux RNA pour :

- L'apprentissage supervisé (réseaux neuronaux multicouches acycliques)
- L'apprentissage non supervisé (cartes autoorganisables)
- L'apprentissage par renforcement.

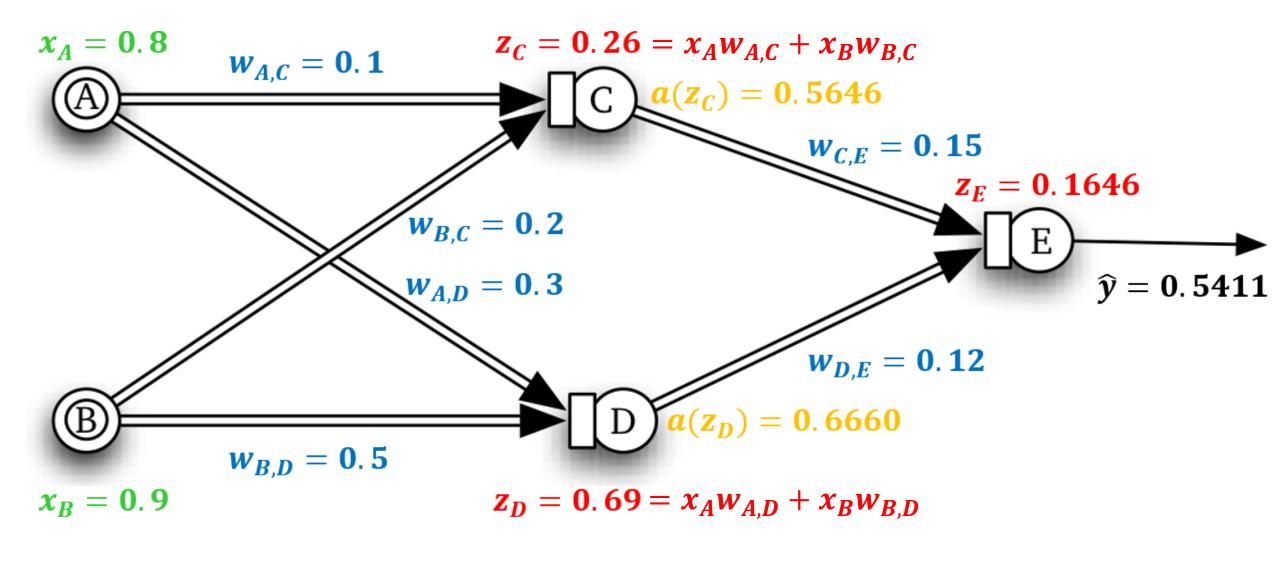
Techniquement, la seule exigence consiste à pouvoir réduire au minimum la fonction coût (optimisation).







RÉSEAU ACYCLIQUE



RNA EN NOTATION MATRICIELLE

Cet exemple de réseau neuronal *standard* peut être exprimé ainsi :

$$\hat{y} = a^{(3)} = g(\mathbf{Z}^{(3)}) = g[a^{(2)}W^{(2)}] = g[g(XW^{(1)})W^{(2)}]$$

En bref, à chaque nœud, le réseau neuronal

- Calcule la somme pondérée des données d'entrée
- Applique les fonctions d'activation et
- Envoie un signal,

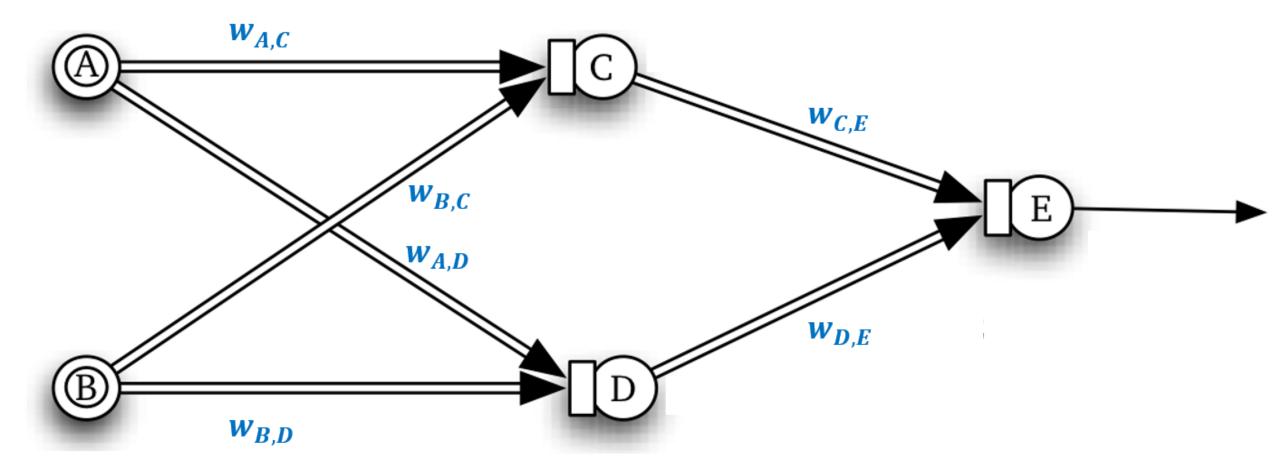
jusqu'à ce que le signal atteigne le dernier nœud de sortie.







OBJECTIF DE LA RÉTROPROPAGATION



RÉTROPROPAGATION – APPRENTISSAGE DU RNA

Étant donné un signal, un RNA peut produire une donnée de sortie, pour autant que les pondérations soient précisées.

Pour les tâches d'apprentissage **supervisé** (c'est-à-dire lorsqu'un RNA tente d'imiter les résultats des exemples d'apprentissage), le simple fait de choisir des pondérations au hasard est une proposition défaillante.

La rétropropagation est une méthode d'optimisation du choix des pondérations par rapport à une fonction d'erreur R(W) (généralement effectué à l'aide de méthodes numériques, telles l'algorithme du gradient).



FORCES

Les RNA peuvent être assez **précis** pour faire des prédictions – plus que d'autres algorithmes, lorsqu'ils sont correctement configurés.

Les RNA fonctionnent souvent lorsque d'autres méthodes échouent :

- Lorsque la relation entre les attributs est **complexe**
- Lorsqu'il y a beaucoup de dépendences/rapports non linéaires
- En présence de données d'entrée **désorganisées** et hautement connectées (images, texte et voix)
- Classification non linéaire

Les RNA sont relativement faciles à configurer (avec les progiciels disponibles).

Les RNA continuent de bien fonctionner avec le temps (ce qui est important en robotique).







LIMITATIONS

Les RNA sont relativement lents (création et utilisation) et enclins au surapprentissage (peuvent nécessiter un ensemble d'apprentissage important/diversifié).

Les RNA ne fournissent généralement pas une bonne interprétation (contrairement aux arbres de décision ou à la régression logistique, par exemple). Pouvez-vous vous en accommoder?

Il n'existe pas d'algorithme pour sélectionner la topologie de réseau optimale.

Même si les RNA produisent de meilleurs résultats que les autres options, ils peuvent ne pas être aussi performants en raison des **théorèmes** « **no free lunch** » et ils sont sujets à diverses formes d'**attaques malveillantes**.





DISCUSSION

Le plus grand défi (à notre avis) consiste à surmonter la nature de boîte noire des RNA. Dans quelle mesure est-il important pour vous et votre organisation de pouvoir expliquer les décisions fondées sur les données?

VIDÉOS SUR LES RÉSEAUX NEURONAUX (EXCELLENTES!)

- Neural Networks Demystified, Welch Labs https://www.youtube.com/watch?v=bxe2T-V8XRs (en anglais seulement, première vidéo de la série)
- 2. Learning to See, Welch Labs https://www.youtube.com/watch?v=i8D90DkCLhl (en anglais seulement, première vidéo de la série)
- 3. Neural Networks, 3 Blue 1 Brown https://www.3blue1brown.com/videos/2017/10/9/neural-network (en anglais seulement)





ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES – CONTEXTE

6 × plus coûteux de vendre à un nouveau client qu'à un client existant (Kalakota, Robinson, Tapscott, 1999)

Une fidélisation annuelle de la clientèle de 5 % peut entraîner une augmentation de 85 % des bénéfices (Kalakota, Robinson, Tapscott, 1999)

La fidélisation des « bons » clients joue un rôle dans la rentabilité à long terme (Reicheld, 1993)

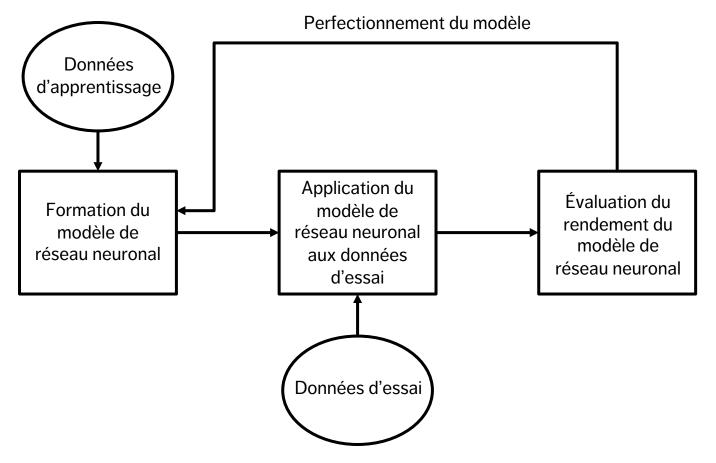
Comment peut-on reconnaître dès le début les clients fidèles et rentables?







ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES – FLUX D'APPRENTISSAGE







ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES – DONNÉES

114 069 clients qui ont effectué des achats sur une période de 1 an

Valeur du client mesurée par

- La fréquence des visites (échelle de 1 à 5)
- La rentabilité par visite (échelle de 1 à 5)

Clients à valeur élevée (CVE): (4,5), (5,4), (5,5), représentent 10,6 % des observations

Les CVE génèrent 52,5 % des profits, 38,4 % des revenus





ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES — DONNÉES

Variable cible: valeur du client

Variables d'entrée : nombre total de catégories d'achat, profit par visite, nombre d'unités achetées par visite, nombre de visites, achat de :

Toutes les variables ont été mises à l'échelle de 0 à 1 :

- Produit en papier
- Détergent
- Gouttes ophtalmiques
- Nettoyant de cuisine
- Supplément en bouteille

- Produits de soins capillaires
- Adoucissant
- Nettoyant ménager
- Pâte dentifrice
- Médicaments contre le rhume



ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES — DONNÉES

Ensemble d'apprentissage: 104 069 observations (sélectionnées aléatoirement)

Rapport ensemble d'apprentissage/ensemble d'essai : 70 à 30

Ensemble de validation : 10 000 observations restantes

Paramètres d'étalonnage : exactitude prédictive, exactitude globale

Exactitude prédictive = nombre de CVE correctement prédits/nombre de CVE

Exactitude globale = nombre de clients dont la classe correcte est prédite/nombre de clients





ÉTUDE DE CAS : PHARMACIES JAPONAISES – RÉSULTATS

À l'aide d'un **réseau neuronal multicouches acyclique**, les chercheurs ont été en mesure de capter 80 % des CVE en ciblant 25 % des nouveaux clients (pourcentage spécifié par le modèle).

À une valeur de paramètre seuil de 30 %, le modèle donne des résultats $5 \times$ meilleurs que la classification aléatoire des clients.

Ensemble de données	Apprentissag e	Validation
Exactitude prédictive	55,6 %	57,4 %
Exactitude globale	90,6 %	91,2 %
% de clients classés comme CVE	10,6 %	10,3 %





RÉSEAUX D'APPRENTISSAGE EN PROFONDEUR

Les réseaux d'apprentissage en profondeur sont simplement des RNA qui comportent un grand nombre de couches cachées (et divers types de nœuds)

Types:

- Réseaux neuronaux à convolution
 Reconnaissance des chiffres manuscrits, exactitude de 99,7 % en 2013, voitures sans chauffeur
- Réseaux de neurones récurrents
 Traitement du langage naturel (reconnaissance de la parole, traduction automatique, etc.)
- Auto-encodeurs
- Machines de Boltzmann restreintes
 BellKor's Pragmatic Chaos, Netflix Prize, 2009

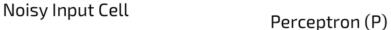




A mostly complete chart of

Neural Networks

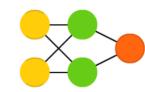
©2016 Fjodor van Veen - asimovinstitute.org



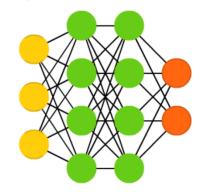


Feed Forward (FF)









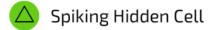
Deep Feed Forward (DFF)

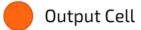
Probablistic Hidden Cell

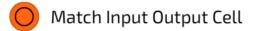
Backfed Input Cell

Input Cell

Hidden Cell









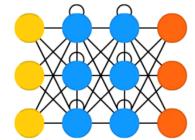




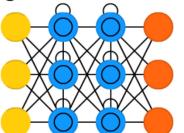


Convolution or Pool

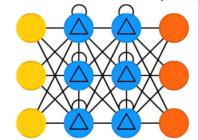
Recurrent Neural Network (RNN)



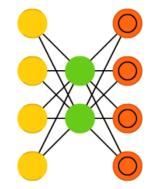
Long / Short Term Memory (LSTM)



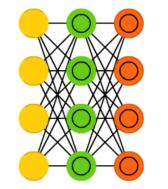
Gated Recurrent Unit (GRU)



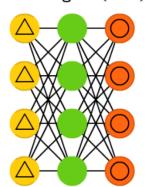
Auto Encoder (AE)



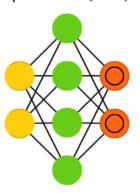
Variational AE (VAE)

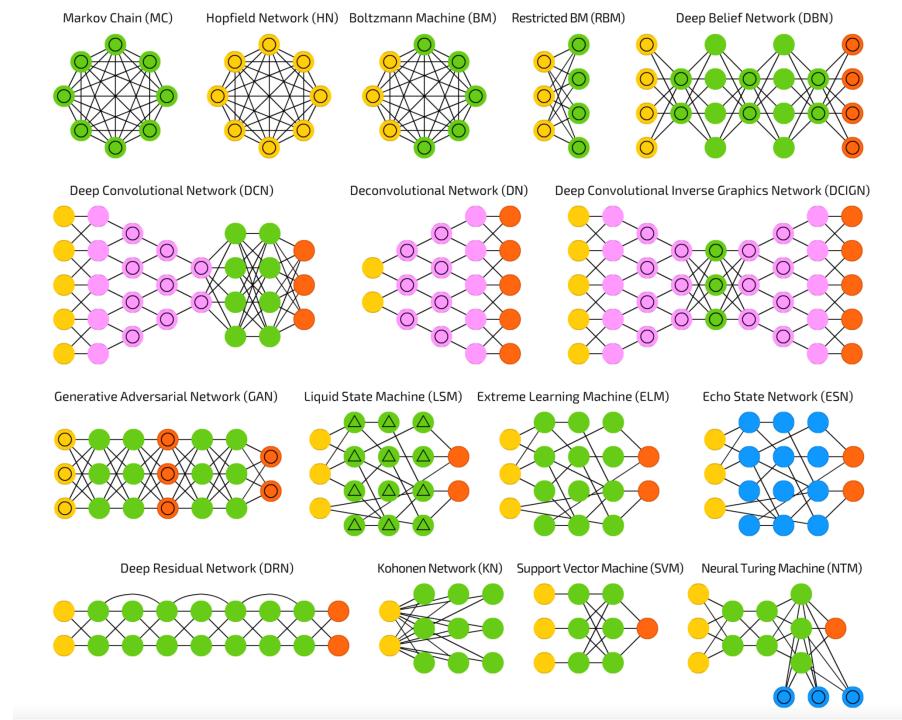


Denoising AE (DAE)



Sparse AE (SAE)





LIMITATIONS

Ils nécessitent des ensembles d'apprentissage importants, diversifiés et correctement étiquetés.

Ils sont exacts en moyenne, mais peuvent toujours être **spectaculairement** faux.

On peut les pirater (« No-Free Lunch »).



Les êtres humains n'ont pas besoin d'autant de données étiquetées pour prendre des décisions : donc, qu'est-ce qui se passe réellement là-dedans? (3^e hiver de l'intelligence artificielle?)

