



HAL
open science

Vers un usage des méthodes d'intelligence artificielle en génie des procédés

Stéphane Negny, Micheline Abbas, Florent Bourgeois, Michel Cabassud,
Pascal Floquet, Michel Meyer

► **To cite this version:**

Stéphane Negny, Micheline Abbas, Florent Bourgeois, Michel Cabassud, Pascal Floquet, et al.. Vers un usage des méthodes d'intelligence artificielle en génie des procédés. SFGP Nantes 2019, 2019, Nantes (France), France. hal-04760930

HAL Id: hal-04760930

<https://hal.science/hal-04760930v1>

Submitted on 30 Oct 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Vers un usage des méthodes d'intelligence artificielle en génie des procédés

Stéphane Negny¹, Micheline Abbas¹, Florent Bourgeois¹, Michel Cabassud¹, Pascal Floquet¹, Michel Meyer¹

¹Laboratoire de Génie Chimique, Université de Toulouse, CNRS, INPT, UPS, Toulouse, France

stephane.negny@ensiacet.fr

RESUME

Avec l'engouement actuelle autour des méthodes d'apprentissage automatique (machine learning (ML) et deep learning (DL)), il est difficile d'échapper au sujet de l'intelligence artificielle (IA), tant il est devenu omniprésent notamment dans la communauté scientifique. Il est donc naturel que la communauté du génie des procédés s'empare (à nouveau) de ce sujet au vu des avancées spectaculaires que l'IA a permis dans de nombreux domaines : véhicules autonomes, traitement d'images, jeux, langage... L'utilisation de l'IA en génie des procédés n'est pas nouvelle et a abouti à des résultats remarquables. Dans son article [1] Venkatasubramanian retrace l'historique de l'IA dans notre discipline, jalonné de périodes de promesses et de désillusions. Toutefois, l'IA est, depuis quelques années, rentrée dans une nouvelle période plus mature qui laisse présager de nouvelles retombées scientifiques. Ceci est principalement dû à l'essor de l'apprentissage automatique, rendu possible grâce aux développements de nouveaux algorithmes [2], la quantité des données disponibles et la forte augmentation de la puissance de calcul. L'objectif de cet article est double : d'abord présenter les avancées et les limites du ML et DL, et identifier les opportunités futures de l'IA pour notre discipline.

De par sa définition, l'IA ne se limite pas au ML ou au DL. En effet, les méthodes d'IA sont nombreuses et diverses et peuvent se classer en deux grandes catégories d'approches :

- les approches « numériques », dans lesquelles on retrouve les méthodes d'apprentissage automatique, reposent sur une approche « Bottom Up » et ont comme point de départ les données qui vont être traitées, organisées pour leur donner du sens et ainsi augmenter nos facultés de prise de décision et de contrôle du système étudié;
- les approches « symboliques », quant à elles, utilisent une approche « Top-Down », où on cherche à modéliser directement la connaissance avec des méthodes du type raisonnement à partir de cas, ontologie, propagation par contraintes...

Cet article se focalise plus particulièrement sur les approches par ML et DL.

Le ML est une classe d'algorithmes d'apprentissage se basant uniquement sur les données, sans production explicite de règles. En fonction de la finalité de l'étude, il existe trois principaux modes d'apprentissage : supervisé, non supervisé et par renforcement. Le DL est une technique particulière de ML utilisant plusieurs couches de réseaux de neurones (figures 1). Ces réseaux sont constitués d'un certain nombre de couches, de neurones par couche, de connexions pondérées entre les neurones et de fonctions mathématiques associées à chaque neurone (figure 1). L'utilisation de ces réseaux se décompose en deux étapes : l'apprentissage et l'inférence. Les sessions d'apprentissage servent à spécifier l'ensemble des paramètres du réseau grâce à un jeu de données connues. Lorsqu'une erreur est détectée, le réseau est reconfiguré à l'aide d'un algorithme de rétro-propagation qui agit sur la force des connexions. Cette phase nécessite plusieurs milliers voire millions de données et est très coûteuse en temps calcul. Une fois entraîné, le réseau est utilisé pour produire des résultats. La réalisation de cette phase est « instantanée », car les temps de calcul des modèles neuronaux sont très faibles. Malgré les avancées spectaculaires précitées, le DL possède un certain nombre de limites :

- *Quantité de données* : les données doivent être disponibles en grande quantité pour la phase d'apprentissage. En effet la performance du réseau croît avec le corpus à partir duquel il a été entraîné. C'est donc au prix d'un plus grand accès et d'une meilleure circulation des données qu'il sera possible d'utiliser ces approches.
- *Qualité des données* : si l'ensemble des données d'apprentissage est trop restreint, on risque de voir apparaître le phénomène de sur-apprentissage qui produit alors des résultats de sortie erronés sur des cas réels. Un autre problème est lié au fait que le réseau de neurones produit des résultats en fonction de ce qu'il a appris. Donc si un biais est introduit dans la phase d'apprentissage alors ce biais sera également reproduit en sortie prédictive du réseau.
- *Coût de l'apprentissage* : la phase d'apprentissage est très coûteuse en temps calcul et parfois en temps également.

- *Topologie du réseau* : la construction du réseau est très empirique notamment pour la détermination du nombre de couches, de neurones par couche...
- *Robustesse* : la phase d'apprentissage est très dépendante du contexte des données utilisées. Si celui-ci change alors le réseau sera mis en défaut. De même, comme il est nécessaire de disposer d'un grand nombre de données pour établir le lien entre les entrées et les sorties, les phénomènes marginaux passeront inaperçus.
- *Interprétabilité et explicabilité* : une fois entraînés, les algorithmes fonctionnent comme des boîtes noires. Il est possible d'observer les données d'entrée et de sortie mais il demeure une certaine opacité sur le fonctionnement interne du réseau, il est impossible de tracer les décisions prises dans le réseau, ni les raisons d'un succès ou d'un échec, ce qui rend l'explication d'un résultat délicat, de même que la correction d'une erreur...

En conclusion, il paraît important que des chercheurs de la communauté du génie des procédés s'emparent de ces techniques pour alimenter nos recherches. Ces chercheurs doivent se positionner en tant que spécialistes de ces méthodes, sans pour autant en faire un objet de recherche, afin de pouvoir dialoguer avec les hyperspécialistes et ainsi bénéficier des dernières nouveautés du domaine, mais aussi faire remonter nos problématiques qui pourront également nourrir la communauté des mathématiciens. Dans le domaine du génie des procédés, ces approches pourraient être directement employées en conduite des procédés, diagnostic, analyse d'images, aide à la décision pour la conception... A titre d'exemple un résumé de l'utilisation d'un réseau de neurone pour la reconstruction d'images 3D [3], et un sur l'utilisation des « Surrogate Model » [4] ont été soumis à ce congrès. Sur l'aspect disponibilité des données, le génie des procédés n'étant pas, par essence, une discipline du « big data » (par rapport au domaine de la finance, du traitement du langage naturel...), il nous semble important que la communauté se structure pour un plus grand accès et une meilleure circulation des données. La SFGP (au même titre que d'autres organismes) doit pouvoir jouer un rôle pour amorcer de nouveaux modes de productions de données, encourager le partage et la mutualisation de ces données.

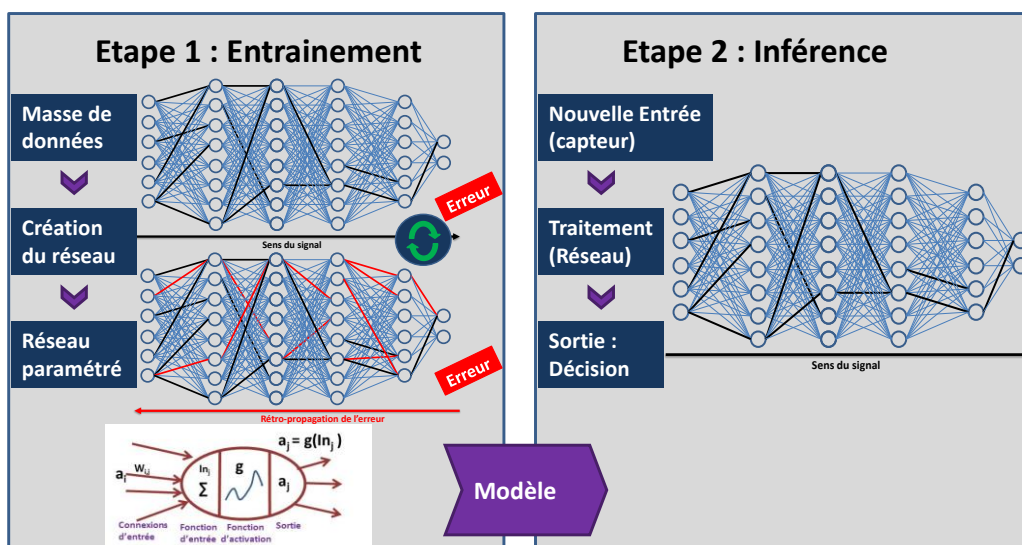


Fig. 1 Fonctionnement d'un réseau de neurones

MOTS-CLES DU THEME

Intelligence Artificielle, Machine Learning.

MOTS-CLES LIBRES

Deep Learning

REFERENCES

- [1] V. Venkatasubramanian (2019). The promise of artificial intelligence in chemical engineering : Is it here, finally?, *AIChE Journal*, Vol. 65. pp. 466-478.
- [2] Y. Lecun, Y. Bengio, G. Hinton (2015), *Deep Learning*, *Nature*, Vol 521, pp 436-444.
- [3] C. Montilla, R. Ansart, D. Simoncini, S. Negny (2019), Reconstruction d'images issues de tomographie par electro-capacitance à partir d'un reseau de neurones entraîné par simulation numérique 3D.
- [4] V. Muci, A. Di Pretoro, S. Negny, L. Montastruc, P. Floquet (2019), Surrogate Model in PSE Context: Optimization of a Heat Exchange Network.