Prédiction de structures biomoléculaires complexes par AlphaFold 3

Antoine Taly[1], Alexis Verger[2]

[1]Laboratoire de biochimie théorique, UPR 9080 CNRS, Université Paris Cité, Paris, France.
[2]CNRS EMR 9002 Biologie structurale intégrative, Inserm U1167 – Facteurs de risques et déterminants moléculaires des maladies liées au vieillissement (RID-AGE), Univ. Lille, Centre hospitalo-universitaire de Lille, Institut Pasteur de Lille, Lille, France.
Taly@ibpc.fr
Alexis.Verger@univ-lille.fr

› L'année 2021 a été marquée par l'formidable concrétisation de la prédiction des structures tridimensionnelles des protéines à partir de leurs séquences d'acides aminés grâce à AlphaFold [1] et RoseTTAFold [2], des systèmes d'intelligence artificielle (IA) fondés sur l'apprentissage profond par réseaux de neurones. L'IA a d'ailleurs marqué la toute récente édition 2024 des prix Nobel avec les prix Nobel de physique et de chimie décernés respectivement pour le développement de l'apprentissage profond et son application dans la prédiction des structures des protéines. Cette innovation est un considérable accélérateur de recherche et un remarquable générateur d'hypothèses. Elle transcende les méthodes traditionnelles comme la cristallographie aux rayons X et la cryo-microscopie électronique, en fournissant des modèles structuraux précis qui guident et complètent l'interprétation des données expérimentales [3]. Les prédictions se font à une échelle inédite, avec plus de 200 millions de modèles disponibles dans la base de données AlphaFold hébergée par l'Institut européen de bio-informatique (EBI) de l'EMBL (European molecular biology laboratory) [4]. Bien que très performante, l'IA d'AlphaFold 2 a de nombreuses limitations comme l'impossibilité de prendre en compte les modifications post-traductionnelles (PTM), les ions, les ligands, l'ADN et l'ARN [5]. La nouvelle version, AlphaFold 3, publiée en mai 2024 [6], ainsi que son alter ego RoseTTAFold All-Atom [7], comblent en partie les lacunes d'AlphaFold 2 et RoseTTAFold.

Que se cache-t-il sous le capot d'AlphaFold 3

L'une des principales innovations d'AlphaFold 3 est donc sa capacité à modéliser une large gamme de complexes biomoléculaires incluant quelques ligands, ions, acides nucléiques, quelques icaines modifications post-traductionnelles (Figures 1 et 2). La structure d'entrée du modèle et la représentation des coordonnées ont été réorganisées pour tenir compte de ces changements. Dans AlphaFold 2, les acides aminés sont considérés en un bloc. Cette approche s'étend aux acides nucléiques (ADN, ARN) et même aux modifications post-traductionnelles, mais pas au reste des biomolécules. AlphaFold 3 remplace, modélise aussi des systèmes moléculaires qui ne sont que des collections d'atomes individuels. Cela permet au modèle de traiter des molécules nouvelles, notamment pour la conception de médicaments.

Le module de structure d'AlphaFold 2 a été remplacé par un module de diffusion dans AlphaFold 3 (Figure 1). En tant que méthode générative, la diffusion modélise directement la génération des coordonnées atomiques, ce qui permet d'explorer des solutions très diverses. Pour éviter de générer des structures d'apparence plausible dans les régions désordonnées, qui ne représentent pas réellement la réalité (ce qu'on appelle les « hallucinations »), la distillation croisée des modèles a été utilisée avec les données d'entraînement d'AlphaFold-Multimer [6]. Cette stratégie permet à AlphaFold 3 d'apprendre des succès et des échecs de son prédécesseur et permet d'obtenir des prédictions plus précises. Le module Pairformer d'AlphaFold 3 remplace le module Evoformer d'AlphaFold 2 (Figure 1). L'importance accordée par AlphaFold 3 aux informations coévolutives extraites des alignements de séquences multiples (multiple sequence alignment, MSA) a été considérablement réduite. Enfin, un module de confiance a été introduit pour évaluer les erreurs provenant des calculs au niveau des atomes et des paires d'acides aminés (Figure 2). Certaines de ces modifications étaient nécessaires pour prédire avec précision les complexes biomoléculaires, tandis que d'autres sont des mises à jour des approches d'apprentissage automatique qui ont émergé et se sont répandues au cours des trois dernières années, depuis la publication d'AlphaFold 2.

Un nouveau champ des possibles

L'optimisation d'AlphaFold 2 élargit donc les applications d'AlphaFold 3 à presque toutes les molécules de la PDB (protein data bank) autres que les protéines (Figure 2). Par exemple, AlphaFold 3 surpasse les outils de docking protéine-ligand classiques tels qu'AutoDock Vina [8] (AlphaFold 3 atteint une performance de près de 80 %, tandis que celle d'AutoDock Vina est d'environ 55 %) et les outils de machine learning récents comme RoseTTAFold All-Atom sur le benchmark PoseBusters [9], qui contient 428 structures protéine-ligand

[1] Ces outils de modélisation sont utilisés pour prédire en 3D la meilleure orientation d'un ligand (petite molécule) dans une protéine cible.

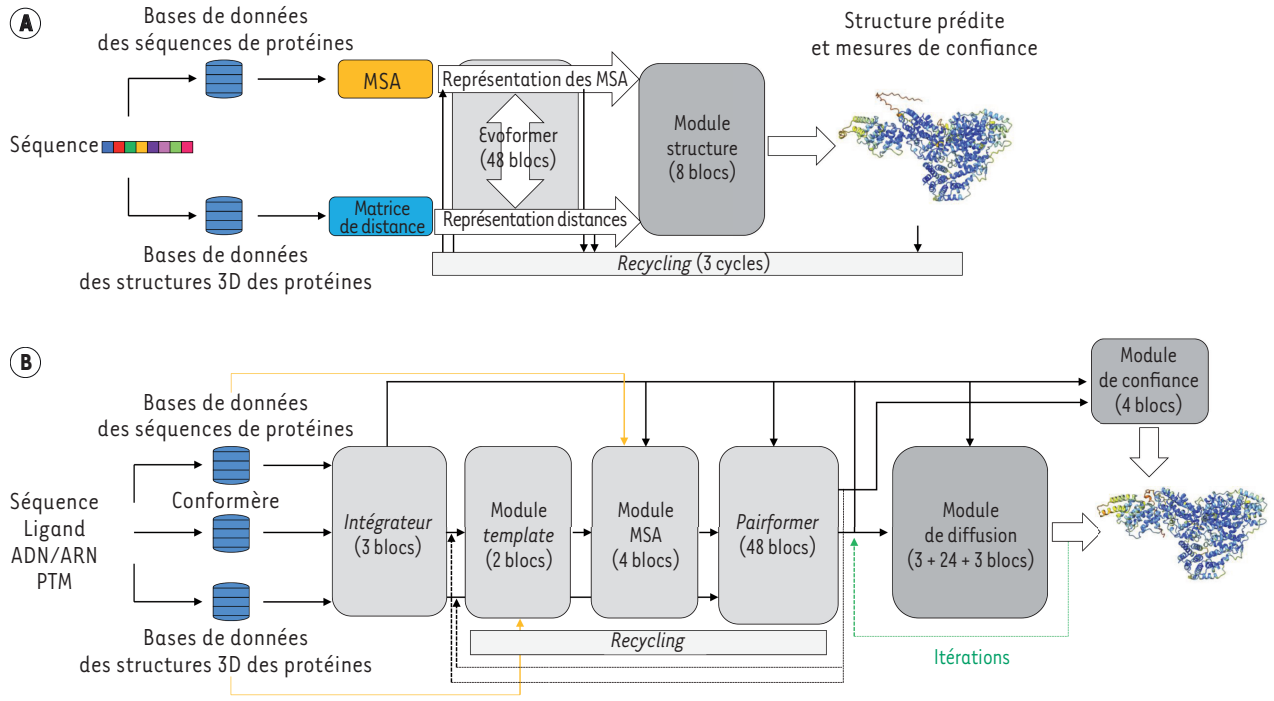

Figure 1. Architecture simplifiée de l'intelligence artificielle de AlphaFold 2 et AlphaFold 3. A. L'architecture d'AlphaFold 2 se décompose en trois modules principaux. Les données de séquences des protéines et les données expérimentales des structures 3D sont traitées par le module d'entrée, puis analysées par le module Evoformer, dont les résultats sont ensuite transmis au module de structure. B. L'architecture d'AlphaFold 3 se décompose en six modules principaux. Le module Pairformer d'AlphaFold 3 remplace le module Evoformer d'AlphaFold 2, et le module de diffusion remplace le module de structure. La représentation des alignements de séquences multiples (multiple sequence alignment, MSA) d'AlphaFold 2 (indiquée par la double flèche dans la figure 1A) n'a pas été conservée, et toutes les informations passent maintenant par la représentation matricielle par paires d'atomes ou d'acides aminés. Enfin, un module de confiance a été ajouté dans AlphaFold 3. Figure adaptée de [1, 6].

de la PDB publiées avant 2021. AlphaFold 3 est également plus précis dans la prédiction des complexes protéine-acide nucléique et des structures ARN que RoseTTAFoldNA [10] et AIchemy_RNA. En outre, AlphaFold 3 prédit plus précisément l'effet de ligands ou de certaines modifications post-traductionnelles des acides aminés et des bases d'acide nucléique (Figure 2). Cependant, aucune comparaison avec d'autres outils n'est rapportée. Le nombre de prédictions correctes, mesurées par un RMSD (root mean square deviation ; mesure utilisée pour comparer la qualité de la superposition entre la structure expérimentale et la structure prédite par AlphaFold 3) inférieur à 2 Å, varie entre 40 % pour les résidus modifiés de l'ARN et près de 80 % pour les ligands [6]. AlphaFold 3 améliore également la prédiction des complexes protéine-protéine par rapport à AlphaFold-Multimer, notamment celle des interfaces anticorps-protéine (performance de 63 % pour AlphaFold 3, contre 30 % pour AlphaFold-Multimer).

Des possibilités malheureusement limitées

Trois ans après sa sortie, l'IA d'AlphaFold 2 a été largement adoptée et maintes fois validée expérimentalement par la communauté scientifique comme un outil révolutionnaire de prédiction de structure. AlphaFold 3 est une belle optimisation d'AlphaFold 2, mais ce nouvel outil est limité à un usage scientifique non commercial. AlphaFold 3 obtient de très bons résultats dans toutes les catégories testées, mais il convient d'attendre les évaluations indépendantes des autres équipes scientifiques pour déterminer sa performance globale. Malheureusement, le code/modèle d'AlphaFold 3 n'est pas accessible comme l'était celui d'AlphaFold 2, l'accès étant limité à un serveur web qui impose des contraintes sur le nombre de modélisations par jour (20) et la taille des séquences d'entrée. Les modèles obtenus ne pourront pas être utilisés par la communauté académique pour faire du criblage virtuel par docking moléculaire ou entraîner d'autres modèles d'apprentissage automatique. Les autres restrictions concernent une liste très limitée de ligands (Figure 2). Compte tenu de toutes ces restrictions, il est très difficile, pour le moment, de détermi-

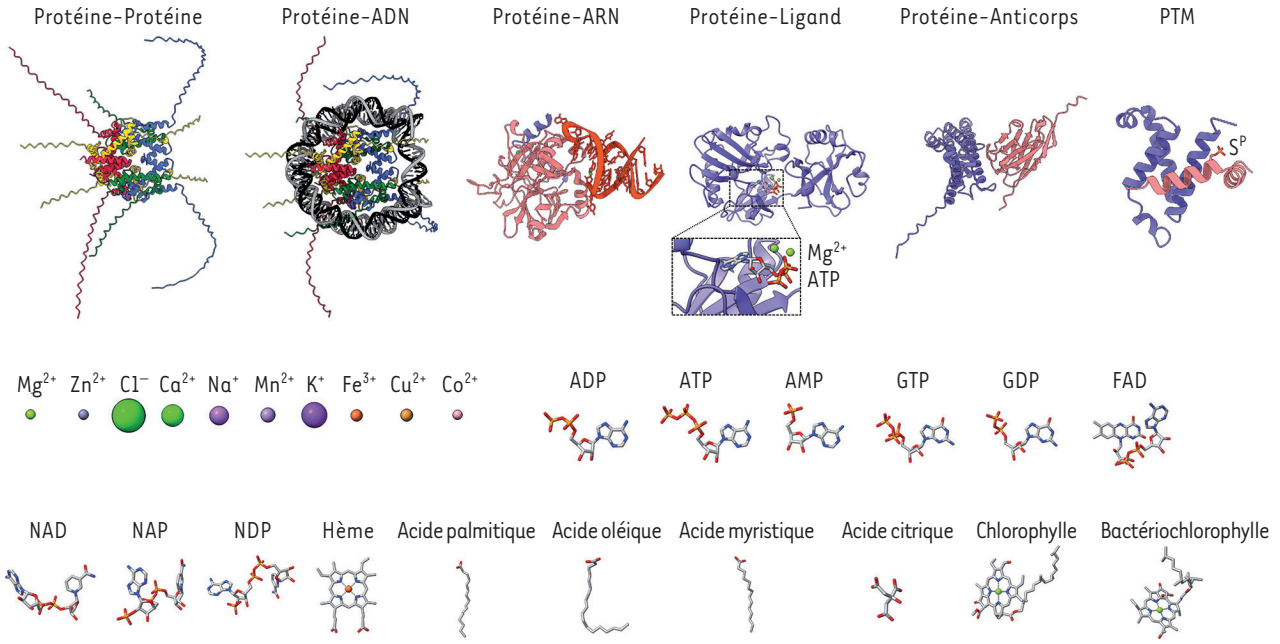

Figure 2. Exemples de complexes biomoléculaires modélisés avec AlphaFold 3. Les modèles présentés ont été réalisés sur le serveur web AlphaFold 3 (https://alphafoldserver.com/), et les figures ont été réalisées avec ChimeraX. PTM : post-translational modification ; S^P : résidu sérine phosphorylé. Les quelques ions et ligands disponibles sur le serveur web sont indiqués.

ner les capacités de généralisation d'AlphaFold 3, en particulier pour les autres biomolécules qui ne sont pas contenues dans la liste prédéfinie. ◊

Prediction of complex biomolecular structures by AlphaFold 3

REMERCIEMENTS

Les auteurs souhaitent remercier Xavier Hanoulle ainsi que tous les membres de la section 20 du comité national de la recherche scientifique (CoNRS) pour les discussions fructueuses autour d'AlphaFold.

LIENS D'INTÉRÊT

Les auteurs déclarent n'avoir aucun lien d'intérêt concernant les données publiées dans cet article.

RÉFÉRENCES

1. Jumper J, Evans R, Pritzel A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. Nature 2021 ; 596 : 583-9.
2. Baek M, DiMaio F, Anishchenko I, et al. Accurate prediction of protein structures and interactions using a three-track neural network. Science 2021 ; 373 : 871-6.
3. Grailler M, Sacquin-Mora S, Taly A. Best practices of using AI-based models in crystallography and their inpact in structural biology. J Chem Inf Model 2023 ; 63 : 3637-46.
4. Varadi M, Bertoni D, Magana P, et al. AlphaFold protein structure database in 2024: providing structure coverage for over 214 million protein sequences. Nucleic Acids Res 2024 ; 52 : D368-D375.
5. Versini R, Sritharan S, Aykac Fas B, et al. A perspective on the prospective use of AI in protein structure prediction. J Chem Inf Model 2024 ; 64 : 26-41.
6. Abramson J, Adler J, Dunger J, et al. Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3. Nature 2024 ; 630 : 493-500.
7. Krishna R, Wang J, Ahern W, et al. Generalized biomolecular modeling and design with RoseTTAFold All-Atom. Science 2024 ; 384 : eadl2528.
8. Eberhardt J, Santos-Martins D, Tillack AF, et al. AutoDock Vina 1.2.0: New docking methods, expanded force field, and Python bindings. J Chem Inf Model 2021 ; 61 : 3891-8.
9. Buttenschoen M, Morris GM, Deane CM. PoseBusters: AI-based docking methods fail to generate physically valid poses or generalise to novel sequences. Chem Sci 2024 ; 15 : 3130-9.
10. Baek M, McHugh R, Anishchenko I, et al. Accurate prediction of protein-nucleic acid complexes using RoseTTAFoldNA. Nat Methods 2024 ; 21 : 117-21.