



HAL
open science

**Je relie système complexe, combinatoire, biologie des
systèmes et apprentissage profond, qui suis-je ?
Hyper-réseau, définitions et cas d'usage**

Maxime Guery, Guillaume Blot, Francis Rousseaux, Eddie Soulier, Stephane
Cormier

► **To cite this version:**

Maxime Guery, Guillaume Blot, Francis Rousseaux, Eddie Soulier, Stephane Cormier. Je relie système complexe, combinatoire, biologie des systèmes et apprentissage profond, qui suis-je? Hyper-réseau, définitions et cas d'usage. Rencontres des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA), Plate-Forme Intelligence Artificielle (PFIA), Jul 2021, Bordeaux, France. hal-03294974

HAL Id: hal-03294974

<https://hal.science/hal-03294974v1>

Submitted on 27 Jul 2021

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.

Je relie système complexe, combinatoire, biologie des systèmes et apprentissage profond, qui suis-je ? Hyper-réseau, définitions et cas d'usage

M. Guery¹, G. Blot¹, F. Rousseaux², E. Soulier³, S. Cormier²

¹ Data Nostra, R&D lab

² Université de Reims Champagne Ardenne (URCA),
CReSTIC EA 3804, 51097 Reims, France, Equipe MODECO

³ Université de Technologie de Troyes (UTT), UMR CNRS 6281 "Institut Charles Delaunay",
Equipe Tech-CICO, Département Homme, Environnement,
Technologies de l'Information et de la Communication (HETIC)

Résumé

Les hyper-réseaux apparaissent dans de nombreux domaines et usages dont des problèmes de combinatoire, la théorie des systèmes complexes, la biologie des systèmes et l'apprentissage profond avec une sémantique différente. Il est important de comprendre les utilisations du terme hyper-réseau dans la littérature afin d'éviter toute confusion. L'objectif de cet article est de faire un état de l'art des définitions de l'hyper-réseau suivant le domaine d'utilisation. Nous nous attacherons notamment à situer les hyper-réseaux dans notre contexte de recherche sur l'intelligence artificielle.

Mots-clés

Hyper-réseau, intelligence artificielle, combinatoire, système complexe, apprentissage profond, biologie des systèmes

Abstract

Hypernetworks appeared in many fields and uses including combinatorics problems, the theory of complex systems, the systems biology and deep learning with different semantics. It is important to understand the uses of the term hypernetwork in the literature to avoid confusion. The objective of this article is to make a state of the art of the definitions of the hypernetwork according to the field of use. In particular, we will try to situate hypernetworks in our research context on artificial intelligence.

Keywords

Hypernetwork, artificial intelligence, combinatorics, complex system, deep learning, systems biology

1 Introduction

Selon le domaine d'utilisation, le terme *hyper-réseau* est défini et utilisé différemment dans : les problèmes de combinatoire, la théorie des systèmes complexes, la biologie des systèmes et le domaine de l'apprentissage profond. En ef-

fet, le terme hyper-réseau désignera un principe différent suivant le domaine dans lequel on l'utilise. Après avoir rappelé la définition de l'hyper-réseau dans chacun de ces domaines, cet article vise à mettre en lumière les développements en intelligence artificielle utilisant les hyper-réseaux des systèmes complexes.

Ce papier est organisé ainsi : dans la section 2, nous décrivons ce qu'est un hyper-réseau en combinatoire, dans la section 3, nous présentons les hyper-réseaux dans le sillage des systèmes complexes, dans la section 4, nous décrivons l'architecture de l'hyper-réseau en biologie des systèmes, dans la section 5, nous expliquons le fonctionnement et le rôle de l'hyper-réseau en apprentissage profond et enfin, dans la section 6, nous définissons les pistes de recherches en intelligence artificielle basé sur la théorie de l'hyper-réseau des systèmes complexes.

2 Combinatoire

Pour rappel, en mathématiques, la combinatoire est un domaine d'étude permettant d'étudier les configurations de collections finies d'objets, les combinaisons d'ensembles finis ainsi que les dénombrements.

2.1 Définitions

Définition d'un hypergraphe. En 1973, Claude Berge a publié un livre sur la théorie des graphes et des hypergraphes [3] et une nouvelle version de la deuxième partie de ce même livre sur les hypergraphes en 1987 [4]. Dans ces deux publications, il définit un hypergraphe non orienté H comme une paire $H = (X; E)$ où X est un ensemble d'éléments appelés nœuds ou sommets, et E est un ensemble de sous-ensembles non vides de X appelés hyper-relations ou arêtes (voir Figure 1). Contrairement aux relations des graphes ordinaires, une hyper-relation peut être liée à k nœuds tels que : $k \in [1, n]$ où $n = |X|$, nombre de sommets de l'ensemble X , alors qu'une relation d'un graphe classique ne peut être liée qu'à 2 nœuds maximum.

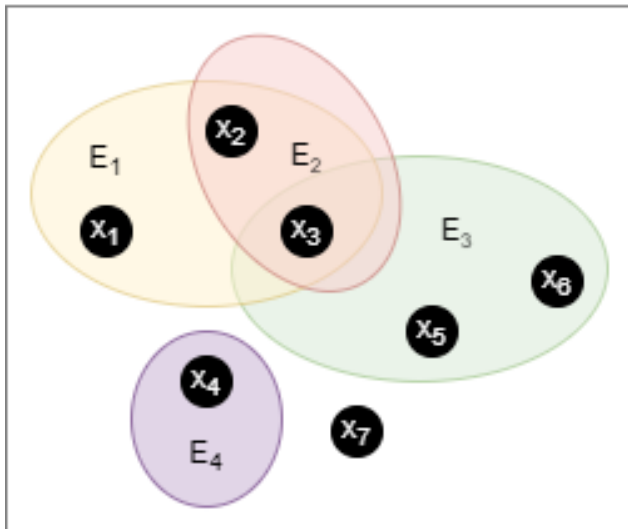


FIGURE 1 – Exemple d’hypergraphe $H = (X; E)$ possédant sept nœuds et quatre hyper-relations où $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$ et $E = \{E_1, E_2, E_3, E_4\}$.

Définition d’un hyper-réseau. Un hyper-réseau quant à lui, est défini comme un hypergraphe qui est augmenté d’un poids pour chaque hyper-relation [19, 13]. Un hyper-réseau H est alors défini comme un hypergraphe pondéré constitué d’un ensemble X de sommets, d’un ensemble E d’hyper-relations et d’un ensemble W de poids tel que $H = (X; E; W)$ (voir Figure 2). Les poids représentent la force de l’attachement des sommets à l’intérieur de chaque hyper-relation et permettent à l’hyper-réseau de représenter un modèle probabiliste.

Le cas particulier du k-hyper-réseau. On peut ensuite définir un k-hyper-réseau. Ce dernier possède les mêmes propriétés qu’un hyper-réseau mais chaque hyper-relation connecte exactement k nœuds [13]. Cet hyper-réseau est alors dit *k-uniforme*.

En combinatoire, l’hyper-réseau est un objet mathématique.

2.2 Exemples de domaines et applications

2.2.1 Apprentissage cognitif et mémoire

Dans [19], Byoung-Tak Zhang propose d’utiliser l’hyper-réseau comme modèle d’architecture pour l’apprentissage cognitif et la mémoire. L’objectif est d’utiliser l’hyper-réseau pour apprendre des modèles de langage généraux à partir des dialogues de situations quotidiennes. Les données proviennent de séries comme : Friends, House, 24 ou encore Prison Break. Chaque hyper-relation représente une combinaison de mots formant une phrase. Le poids de l’hyper-relation est la probabilité d’apparition de ce modèle d’association de mots. Cet hyper-réseau permet de montrer la capacité de rappel linguistique, c’est-à-dire créer une phrase complète ou générer une nouvelle phrase à partir d’une liste partielle de mots. Plusieurs cas d’utilisation sont présentés dans cet article avec de très bons résultats : la complétion de phrases, la classification de phrases, la génération d’un texte pour une image et la génération d’une

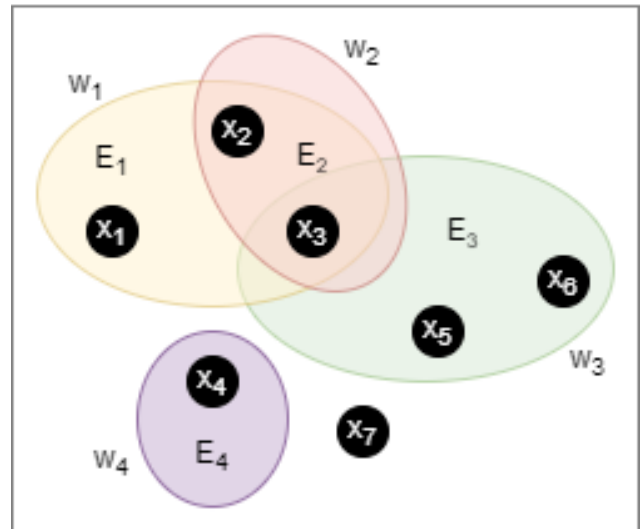


FIGURE 2 – Exemple d’hyper-réseau $H = (X; E; W)$ possédant sept nœuds et quatre hyper-relations avec quatre poids où $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$, $E = \{E_1, E_2, E_3, E_4\}$ et $W = \{w_1, w_2, w_3, w_4\}$.

image pour un texte.

2.2.2 Classification

Dans [13], les auteurs présentent une méthode de classification innovante pour identifier les modules de gènes associés aux cancers à partir de Micro-ARN. L’hyper-réseau joue donc le rôle de classifieur.

Soit un jeu de données avec un ensemble de variables explicatives X et une classe Y . L’hyper-réseau représente le jeu de données et chaque hyper-relation est une ligne du jeu de données (voir Figure 3). Un des avantages de l’hyper-réseau réside dans sa capacité à permettre à chaque hyper-relation de disposer d’un nombre différent de variables explicatives. En spécifiant une entrée X , le classifieur renvoie alors la classe dont la probabilité est la plus élevée. L’hyper-réseau représente un modèle probabiliste d’un ensemble de données utilisant une population d’hyper-relations et leurs poids.

Pour faire évoluer l’hyper-réseau, le poids d’une hyper-relation est exprimé en autorisant les doublons de cette même hyper-relation dans l’hyper-réseau. La tâche d’apprentissage d’un hyper-réseau consiste donc à ajuster le nombre d’hyper-relations afin de minimiser les erreurs de classification.

Les résultats présentés par les auteurs montrent que l’hyper-réseau classifieur surpassent les arbres de décision et la classification naïve bayésienne, tout en offrant des performances comparables aux réseaux de neurones et aux machines à vecteurs de support. Ils montrent également que l’hyper-réseau classifieur trouvent des blocs de Micro-ARN biologiquement significatifs. Ils concluent que les structures d’hyper-réseau sont efficaces car elles fournissent des solutions interprétables, ainsi que de bonnes performances de classification.

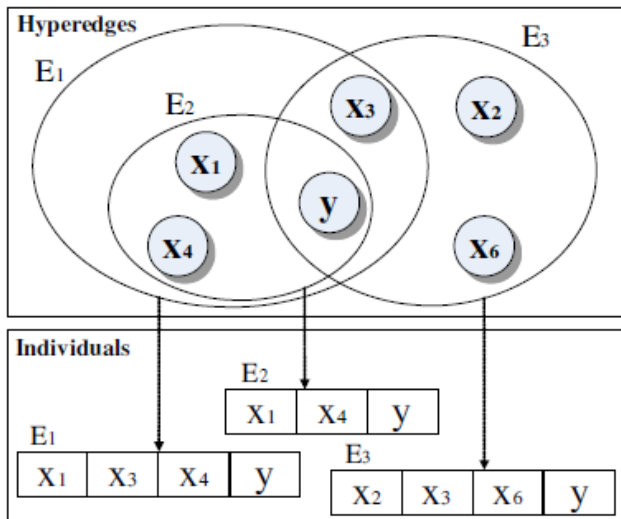


FIGURE 3 – Image issue de [13]. Chaque hyper-relation représente une ligne du jeu de données et possède deux informations : l'ensemble des variables explicatives (X) et le label (Y).

3 Système complexe

Un système complexe est un ensemble constitué d'un grand nombre d'entités en interaction dont il est difficile de prévoir les rétroactions, les comportements ou les évolutions par le calcul.

3.1 Définitions

Dans le domaine des systèmes complexes, les hyper-réseaux repose sur l'hypergraphe sauf que les relations jouent un rôle majeur contrairement au modèle probabiliste utilisé dans les exemples de la partie 1. Ronald Harry Atkin [1] et Jeffrey Johnson [11] ont une approche relationnelle de l'hypergraphe. Selon eux, les hyper-réseaux permettent de représenter un système complexe. Leur hyper-réseau utilise la théorie des complexes simpliciaux qui peut être vue comme un hypergraphe [12]. Afin de comprendre ce qu'est un hyper-réseau, il est important de définir quelques termes [11, 12] :

- le simplexe abstrait est un objet abstrait déterminé par des sommets et noté $\sigma = \langle v_0, v_1, \dots, v_p \rangle$, les sommets sont ordonnés et le simplexe possède une représentation géométrique ;
- le simplexe est un simplexe abstrait noté également $\sigma = \langle v_0, v_1, \dots, v_p \rangle$ mais qui possède une relation n-aire générale ;
- une famille simpliciale est un ensemble de simplexes ;
- un complexe simplicial est un ensemble de simplexes en considérant toutes leurs faces ;
- un hyper-simplexe (ou simplexe relationnel) est un ensemble ordonné de sommets avec une relation n-aire explicite ;
- un hyper-réseau est un ensemble d'hyper-simplexes ;

- le backcloth est la structure complexe simplicial ;
- le trafic représente l'activité sur le backcloth.

D'après Johnson [11], les hyper-réseaux possèdent trois caractéristiques principales :

- la première est celle de l'hyper-simplexe permettant de représenter une relation entre x objets ;
- la seconde est que les hyper-simplexes fournissent une manière non ambiguë de discriminer les niveaux dans des systèmes à plusieurs niveaux ;
- la troisième est que ces structures peuvent représenter des structures dynamiques à plusieurs niveaux (backcloth et trafic).

Pour lui, les hyper-réseaux ne sont pas en concurrence avec les hypergraphes ou les réseaux, ils généralisent les deux. Pour chaque hypergraphe, il existe un hyper-réseau unique, comme il y en a un pour chaque réseau. Les hyper-réseaux offrent donc une puissance de représentation supplémentaire.

On remarque aisément que l'hyper-réseau définie en combinatoire et l'hyper-réseau d'Atkin et Johnson possèdent des points communs. Ces définitions désignent deux choses différentes, mais les objets mathématiques sous-jacents sont identiques, mais sont nommés différemment par exemple : l'hyper-relation combinatoire est désignée par l'hyper-simplexe.

L'hyper-réseaux d'Atkin et Johnson est un outil permettant de modéliser, analyser et simuler des systèmes complexes. D'après Johnson [11], la structure (backcloth) et le comportement (trafic) sont fortement liés : la structure contraint la dynamique.

3.2 Exemples de domaines et applications

3.2.1 Match de football

L'étude [14] utilise les hyper-réseaux pour représenter les dynamiques de comportement pendant un match de football. Dans cette application, l'avantage de l'hyper-réseau est de pouvoir connecter plusieurs joueurs grâce aux simplexes. L'hyper-réseau permet d'analyser à plusieurs niveaux les interactions coopératives et compétitives entre les coéquipiers et les adversaires dans l'espace et le temps pendant un match. Les simplexes peuvent capturer les interactions d'ensembles de joueurs qui peuvent inclure un nombre arbitraire de coéquipiers et d'adversaires.

Les auteurs utilisent ces variables :

- l'étiquetage des ensembles de joueurs formés (par exemple, 2 contre 1 correspond à un ensemble avec deux attaquants et un défenseur) ;
- les informations spatio-temporelle des différents ensembles de joueurs en comptant leur fréquence et leur emplacement ;
- la vitesse des joueurs dans des événements spécifiques (arrêt du gardien, but, etc.) ;
- la formation et la dynamique des simplexes de niveau supérieur, notamment, les relations entre simplexes de simplexes.

Pour les auteurs, le backcloth est par exemple le nombre d'acteurs ou les rôles des joueurs et le trafic est le positionnement des joueurs par rapport aux adversaires, aux coéqui-

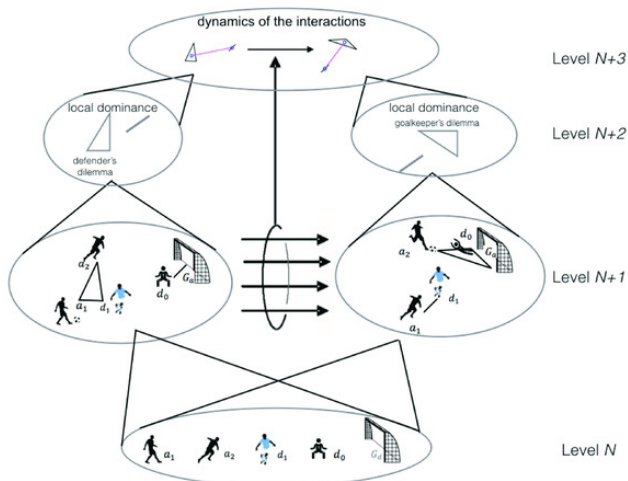


FIGURE 4 – Image issue de [14]. Représentation d'un hyper-réseau à plusieurs niveaux (de bas en haut). Chaque niveau correspond à un niveau d'abstraction différent (Niveau N, joueurs sur le terrain; Niveau N + 1, simplexes de proximité; Niveau N + 2, relation de dominance locale; Niveau N + 3, analyse dynamique via des simplexes de simplexes). Également représenté, le déplacement dans un match de football de 2 périodes de temps séquentielles (de gauche à droite).

piers et le but ou le ballon. L'hyper-réseau et les variables permettent de capturer des caractéristiques pertinentes pour les équipes et le match.

Voici les différentes questions auxquelles l'article essaye de répondre en utilisant l'hyper-réseau (voir Figure 4) :

- au niveau N : la structure a-t-elle changé pendant la match à cause d'événements tels que les remplacements, les expulsions ou les blessures ?
- au niveau N+1 : quels sont les relations les plus fréquentes dans les matchs de football ?
- au niveau N+1 : existe t-il des différences dans la structure et le nombre d'occurrences des simplexes entre les matchs à domicile et à l'extérieur ?
- au niveau N+1 : existe t-il des changements dans la structure des simplexes et la position sur le terrain au fur et à mesure que le score du match évolue ?
- au niveau N+2 : quelle est la dynamique des simplexes juste avant l'évolution du score ?
- au niveau N+3 : existe t-il une interaction entre les simplexes conduisant à l'émergence de nouvelles configurations d'équipes pouvant conduire à marquer un but ?

3.2.2 Sciences Sociales

Dans son article [10], Johnson explique que les hyper-réseaux généralisent les réseaux et les hypergraphes, permettant aux relations entre de nombreux éléments d'être modélisées par des hyper-simplexes avec une structure plus riche que les arêtes d'hypergraphes. Il explique aussi que les hyper-réseaux fournissent un moyen d'intégrer la dynamique ascendante et descendante aux niveaux micro, méso

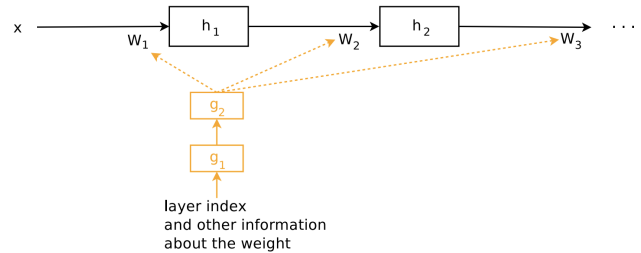


FIGURE 5 – Image tirée de l'article [6]. Les connexions et paramètres noirs sont associés au réseau principal tandis que les connexions et paramètres orange sont associé à l'hyper-réseau.

et macro dans des systèmes à plusieurs niveaux. Et donc que les hyper-réseaux fournissent un moyen naturel de représenter les structures sociales, permettant par exemple de simuler des actions politiques avant leur mise en œuvre.

Johnson prend comme exemple les politiques anti-gang de plusieurs pays. Il montre qu'il serait possible de tester une politique de manière informatique avant de la mettre en œuvre. Les hyper-réseaux permettent d'interpréter des structures de données et peuvent combler le fossé entre les modèles vernaculaires et le calcul des processus sociaux. D'après lui, les hyper-réseaux jouent un rôle important dans l'utilisation du Big Data dans l'informatique appliquée aux sciences sociales et politiques, et joueront un rôle central dans la formulation et la mise en œuvre des politiques futures.

4 Apprentissage profond

L'apprentissage profond est un type d'apprentissage automatique basé sur des réseaux de neurones artificiels. L'apprentissage automatique permet à des machines d'apprendre à résoudre des tâches, à partir de modèles de données, sans être explicitement programmés pour chacune. Ces ordinateurs utilisent des algorithmes et des modèles statistiques pour analyser et trouver des inférences.

4.1 Définition

En 2016, le terme hyper-réseau est apparu dans le domaine de l'apprentissage automatique [6]. L'hyper-réseau est le nom donné au réseau de neurones qui génère des poids pour le réseau de neurones principal plus grand. Le comportement du réseau principal est le même que n'importe quel réseau de neurones habituel : il apprend à faire correspondre les entrées aux valeurs de sorties. L'hyper-réseau prend un ensemble d'entrées contenant des informations sur la structure des poids et génère le poids pour cette couche (voir Figure 5).

En apprentissage profond, l'hyper-réseau est le nom donné au réseau de neurones qui génère des poids pour le réseau de neurones principal plus grand.

4.2 Exemples de domaines et applications

4.2.1 Apprentissage cognitif

Dans [6], les auteurs expliquent que les hyper-réseaux fournissent une abstraction similaire à ce que l'on trouve dans la nature : la relation entre un génotype (l'hyper-réseau) et un phénotype (le réseau principal). L'hyper-réseau est entraîné de bout en bout avec rétropropagation et est plus rapide. L'objectif de leur travail est de rendre les hyper-réseaux utiles pour les réseaux convolutifs profonds et les réseaux récurrents longs. Leur résultat principal est que les hyper-réseaux peuvent obtenir des meilleurs résultats que les méthodes actuelles sur une multitude de tâches de modélisation de séquence comme la génération d'écriture manuscrite et la traduction automatique. Leurs résultats montrent également que les hyper-réseaux appliqués aux réseaux convolutifs obtiennent des résultats respectables pour les tâches de reconnaissance d'image par rapport aux modèles de base tout en nécessitant moins de paramètres entraîna-

4.2.2 Apprentissage continu

L'apprentissage continu est la capacité d'un modèle à apprendre continuellement à partir d'un flux de données. En pratique, cela signifie soutenir la capacité d'un modèle à apprendre et à s'adapter de manière autonome en production à mesure que de nouvelles données arrivent.

Les auteurs ont introduit un nouveau modèle de réseau neuronal [18], l'hyper-réseau conditionné par des tâches. L'apprentissage continu est moins difficile pour les modèles utilisant un hyper-réseau, car au lieu de rappeler les relations d'entrée-sortie de toutes les données précédemment vues, les hyper-réseaux conditionnés par des tâches ne nécessitent que de répéter les réalisations de poids spécifiques à la tâche. Ce nouveau modèle est bien adapté aux problèmes d'apprentissage continu.

Leurs résultats sont excellents et suggèrent que les hyper-réseaux conditionnés par des tâches peuvent avoir une bonne mémoire, ainsi que transférer des informations vers des tâches futures, deux propriétés essentielles en apprentissage continu.

5 Biologie des systèmes

La biologie des systèmes est un domaine d'étude permettant de représenter les relations et les interactions entre les différents niveaux d'informations d'un organisme vivant afin de comprendre comment fonctionne réellement un système biologique.

5.1 Définition

En 1999, José L. Segovia-Juarez et Michael Conrad [16] définissent le terme hyper-réseau comme un modèle représentant hiérarchiquement les niveaux moléculaires, cellulaires et organismiques de l'organisation biologique (voir Figure 6). Cette définition peut être vue de deux manières différentes : la première comme un sous-ensemble des systèmes complexes tel que définie dans la partie 3 et la seconde comme une définition formelle d'un hyper-réseau. C'est-à-dire que l'hyper-réseau ne désigne plus l'ensemble des

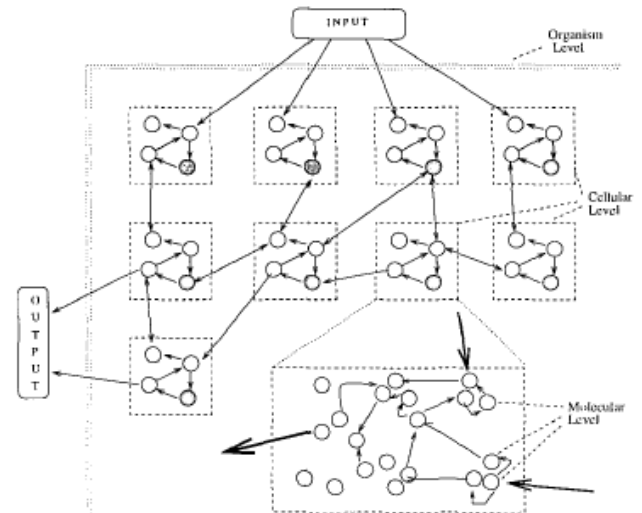


FIGURE 6 – Image tirée de l'article [16] représentant le modèle de l'hyper-réseau. Les cercles représentent les molécules et les flèches les interactions entre molécules. Les rectangles en pointillés autour des ensembles de molécules délimitent les unités cellulaires.

différents modèles hiérarchiques mais il représente cette organisation biologique précise (molécules, cellules et organismes). Les travaux de Segovia-Juarez et Conrad ne citent pas les travaux de Berge ou d'Atkin et Johnson, nous prenons donc comme hypothèse la seconde explication.

5.2 Exemples de domaines et applications

5.2.1 Classification

Dans [17], afin de valider le modèle de l'hyper-réseau, les auteurs utilisent le jeu trivial du morpion. Ils ont à disposition un jeu de données avec 958 configurations et l'objectif est de déterminer si la configuration est gagnante ou perdante pour le joueur qui joue avec les croix. Leur modèle obtient une précision de plus de 90%.

5.2.2 Identification des sites d'épissage d'ADN

L'identification des sites d'épissage d'ADN est une tâche principale de la recherche de gènes. Dans [15], les auteurs ont utilisé leur modèle d'hyper-réseau et développés une application, HyperExon, qui permet d'identifier les sites d'épissage d'ADN. Son apprentissage est basé sur l'évolution moléculaire. Leur base d'apprentissage provient de GenBank, chaque exemple d'ADN a été traduit en chaînes binaires et introduit dans un hyper-réseau pour l'entraînement. Les expériences ont été effectuées par validation croisée. Les performances de généralisation de l'hyper-réseau sont comparables à celles des algorithmes de classification. Le meilleur hyper-réseau obtenu a permis de construire l'application HyperExon pour obtenir des candidats de sites d'épissage. Le système HyperExon a surpassé les principaux systèmes de reconnaissance d'épissures dans la liste des séquences testées.

6 Hyper-réseau et intelligence artificielle

Maintenant que le terme hyper-réseau a été défini, nous souhaitons nous placer dans le domaine des systèmes complexes afin de développer des techniques d'intelligence artificielle utilisant les hyper-réseaux. Voici trois axes de recherche que nous avons identifié :

6.1 Système expert

En 1990, Jeffrey Johnson a présenté au travers de trois articles [7, 8, 9] un système expert basé sur la méthodologie et l'algorithme de la Q-analyse. La Q-analyse permet de trouver les composants q-connected à chaque dimension d'un complexe simplicial. L'algorithme de la Q-analyse peut être utilisé de deux manières différentes : pour du partitionnement de données (clustering) ou pour l'analyse du trafic sur le backcloth.

La Q-analyse pourrait permettre de construire un système expert capable de détecter et de communiquer des points d'intérêts et d'enrichir la base de connaissance via des interactions avec l'analyste. La découverte des points d'intérêts est un problème majeur car il est subjectif.

6.2 Prédiction d'évènements

Les hyper-réseaux permettent de représenter des systèmes dynamiques. Atkin a suggéré que la formation de simplexes devrait être considérée comme des événements (p-event) dans un système. Ainsi, un événement est caractérisé par une discontinuité géométrique entre la non-existence d'un simplexe au temps $t - 1$ et l'existence de ce simplexe au temps t [11].

On pourrait en principe, développer un algorithme qui puisse prédire, dans un système dynamique, ces événements grâce aux informations du backcloth et du trafic.

6.3 Apprentissage hiérarchique

Au début de son ouvrage [2], Atkin présente deux exemples d'apprentissages hiérarchiques : l'apprentissage de la parole et l'apprentissage de l'écriture. Quand un enfant apprend à parler, il possède un vocabulaire restreint (quelques mots), mais plus l'enfant grandit, plus son vocabulaire se développe, devient plus riche, plus construit. Par opposition, lors de l'apprentissage de l'écriture, l'enfant commence par apprendre l'alphabet avant d'écrire des mots, puis des phrases, puis des articles.

On remarque au travers de ces deux exemples la hiérarchie et la profondeur grandissante de ces apprentissages. Développer des algorithmes d'apprentissage de concepts hiérarchiques utilisant les hyper-réseaux des systèmes complexes est donc une piste intéressante à explorer.

7 Conclusion

Selon le domaine, nous avons montré que le terme hyper-réseau désigne quelque chose de différent. Ainsi, dans le domaine de la combinatoire, l'hyper-réseau est un objet mathématique utilisé comme modèle pour représenter des

connaissances et supporter l'exécution d'algorithmes d'apprentissage automatique par exemple. Dans le domaine des systèmes complexes, l'hyper-réseau est utilisée pour représenter, analyser et simuler des systèmes complexes. Dans le domaine de la biologie des systèmes, l'hyper-réseau permet de représenter les niveaux moléculaires, cellulaires et organisationnels d'un organisme vivant. Dans le domaine de l'apprentissage automatique et plus précisément de l'apprentissage profond, l'hyper-réseau est un réseau de neurones qui génère des poids pour un autre réseau de neurones. Les axes de développement de nouvelles méthodes nous conduisent à explorer plusieurs stratégies pour unifier les démarches évoquées précédemment dans différents domaines.

De plus, cet article a montré que plusieurs pistes de recherches en intelligence artificielle restent à développer en utilisant les hyper-réseaux des systèmes complexes.

La première piste pour des travaux futurs serait d'identifier des points d'accroche entre les différentes définitions de ces différents domaines.

Le second point serait de compléter notre outil de modélisation et d'analyse d'hyper-réseaux "Hype", au sein duquel nous avons déjà pu expérimenter les travaux d'Atkin et de Johnson, dans le cadre d'une collaboration entre le centre de R&D d'Engie (CRIGEN) et l'université Technologique de Troyes [5], avec d'autres techniques présentées dans la partie 6 de cet article.

Remerciements

Nous remercions Yolène Berrou pour son aide dans le partage de ses connaissances sur la topologie algébrique et les hyper-réseaux d'Atkin et Johnson dans la théorie des systèmes complexes ainsi que les relecteurs anonymes pour leurs commentaires sur cet article afin de l'enrichir.

Références

- [1] R.H. Atkin, R. Bray, and I. Cook. A mathematical approach towards a social science. *The Essex Review, University of Essex*, (2) :3–5, 1968.
- [2] Ron Atkin. *Multidimensional Man : Can Man Live in 3-dimensional Space ?* Penguin Books Ltd, jan 1981.
- [3] Claude Berge. *Graphs and Hypergraphs*. North-Holland Publishing Company, 1973.
- [4] Claude Berge. *Hypergraphs - Combinatorics of Finite Sets*. North-Holland Publishing Company, 1987.
- [5] Yolène Berrou, Eddie Soulier, P. Calvez, Babiga Birregah, P. Vidal, E. Dupont, B. Carballa, G. Blot, and M. Guery. Smart city development strategy profile : Use case modeling based on simplicial complexes. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, VI-4/W2-2020 :25–32, 09 2020.
- [6] David Ha, Andrew Dai, and Quoc V. Le. Hypernetworks, 2016.
- [7] Jeffrey Johnson. Expert q-analysis. *Environment and Planning B-planning & Design*, 17(2) :221–244, 1990.

- [8] Jeffrey Johnson. Interpretation and hierarchical set definition in q-analysis. *Environment and Planning B-planning & Design*, 17(3) :277–302, 1990.
- [9] Jeffrey Johnson. The rules of q-analysis. *Environment and Planning B-planning & Design*, 17(4) :475–486, 1990.
- [10] Jeffrey Johnson. Hypernetworks for policy design in systems of systems of systems. volume 126, pages 115–127, dec 2012.
- [11] Jeffrey Johnson. *Hypernetworks in the Science of Complex Systems*. Imperial College Press, 01 2014.
- [12] Jeffrey Johnson. Hypernetworks : Multidimensional relationships in multilevel systems. *The European Physical Journal Special Topics*, 225 :1037–1052, 09 2016.
- [13] Sun Kim, Soo-Jin Kim, and Byoung-Tak Zhang. Evolving hypernetwork classifiers for microrna expression profile analysis. In *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 313–319, 2007.
- [14] J. Ramos, R. Lopes, P. Marques, and D. Araújo. Hypernetworks reveal compound variables that capture cooperative and competitive interactions in a soccer match. *Frontiers in Psychology*, 8, 2017.
- [15] Jose L. Segovia-Juarez, Silvano Colombano, and Denise E. Kirschner. Identifying dna splice sites using hypernetworks with artificial molecular evolution. *BioSystems*, 87(2) :117–124, 2007.
- [16] Jose L. Segovia-Juarez and Michael Conrad. Hypernetwork model of biological information processing. In *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, volume 1, pages 511–515, July 1999.
- [17] Jose L. Segovia-Juarez and Michael Conrad. Learning with the molecular-based hypernetwork model. In *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.01TH8546)*, volume 2, pages 1177–1182, 2001.
- [18] Johannes von Oswald, Christian Henning, João Sacramento, and Benjamin F. Grewe. Continual learning with hypernetworks, 2020.
- [19] Byoung-Tak Zhang. Hypernetworks : A molecular evolutionary architecture for cognitive learning and memory. *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, 3 :49–63, 09 2008.