

A propos des architectures de cartes auto-organisatrices stylées

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le le plus tard possible 2022

pour l'obtention du

Doctorat CentraleSupélec
(mention informatique)

par

Noémie Gonnier

Composition du jury

<i>Président :</i>	Le président	du jury
<i>Rapporteurs :</i>	Le rapporteur 1 Le rapporteur 2 Le rapporteur 3	du laboratoire
<i>Examineurs :</i>	L'examineur 1 L'examineur 2	

Mis en page avec la classe thesul.

Sommaire

1	Approche modulaire des réseaux de neurones	3
1.1	La modularité, répandue dans les système biologiques	3
1.1.1	Systèmes complexes	4
1.1.2	cerveau	4
1.2	Quelle définition de la modularité ?	4
1.2.1	Modularité structurelle	4
1.2.2	Modularité fonctionnelle	5
1.2.3	Modularité temporelle	5
1.3	Intérêt computationnel des réseaux modulaires	5
1.3.1	Types de connexions	5
1.3.2	Modularité et émergence d'un apprentissage ?	6
1.4	Réseaux de neurones modulaires	6
1.4.1	Deep Learning	6
1.4.2	Réseaux auto-organisés	6
1.4.3	Construire une architecture modulaire	6
1.5	Enjeux d'une architecture modulaire de SOMs	6
2	Un réseau de neurones auto-organisé : les cartes de kohonen	9
2.1	Principe Général	9
2.2	Approche topologique des cartes de Kohonen	9
2.3	Principes d'organisation	9
2.4	A trier	9
3	Construction d'une architecture modulaire de cartes auto-organisatrices	11
3.1	Description de l'algorithme	11
3.2	Choix des paramètres	11
3.2.1	Influence des rayons de voisinage	11
3.2.2	Influence des autres paramètres	11
3.2.3	Compatibilité en 2D	11

3.3	Analyse de la relaxation	11
3.3.1	Analyse expérimentale	11
3.3.2	Champs de BMU	11
3.3.3	Limitations et possibilités en grande dimension	11
3.4	Implémentation	11
4	Analyser l'organisation : une approche par variables aléatoires	13
4.1	Cas d'utilisation : les entrées multimodales	13
4.1.1	Définition et inspiration biologique	13
4.1.2	Formalisme	13
4.1.3	Perspectives	13
4.2	Représentation des entrées	13
4.3	Information apprise par une carte	13
4.4	Représenter une carte au sein d'une architecture	16
4.5	Prédiction d'entrée	16
	Bibliographie	17

Introduction

Cette thèse propose une construction d'une architecture modulaire

Chapitre 1

Approche modulaire des réseaux de neurones

De nombreux modèles biologiques présentent des architectures modulaires. Notre conception du monde se présente en fait sous une forme de modularité. Présentation d'exemples de théories dérivées d'une modularité bio-inspirée. Brooks [3]

Réseaux associés aux systèmes complexes, interactions

The mind, the brain and complex adaptative systems : how a mind resides in a brain (1962).
Propose la near decomposability

Trouver un questionnement, un exemple qui parle de modularité dans les systèmes biologiques :

En tant qu'humain, nous comprenons le monde de notre point de vue, en le décomposant pour qu'il semble accessible : en effet notre raisonnement est modulaire, notre système social, groupes d'individus, etc. Nos constructions sont modulaires : programme informatique ... Il est difficile de concevoir et surtout de comprendre, en tant qu'individu un système qui ne serait pas décomposable en modules. Prenons comme exemple les réseaux de neurones profonds : la compréhension et l'interprétabilité ces programmes est un défi de la recherche actuelle. Pour cette interprétation, on cherche des éléments symboliques, des groupes, des communautés. La décomposition des sciences elles même, par exemple, nous permet de trouver des solutions aux problèmes a des échelles différentes. Le programmeur n'a pas besoin de comprendre en profondeur quels transistors composent les circuits ; l'expert.e en électronique n'a pas besoin de d'abord résoudre les équations qui régissent les mouvements ioniques au sein des transistors pour concevoir des circuits, etc. Seuls les principes régissant les comportement globaux d'un système comme le transistors ont besoins d'être connus pour utiliser ces systèmes dans une tâche ; tâche qui consistera également un module dans son ensemble et qui sera régie par des principes généraux, du transistor à l'utilisation d'un logiciel de dessin graphique. Mais est ce que cette hiérarchie modulaire est essentiellement subjective ? A priori non. Une organisation modulaire est présente et calculable dans de nombreux systèmes.

1.1 La modularité, répandue dans les système biologiques

Qui dit système complexe dit système modulaire ? (pour la fin)

1.1.1 Systèmes complexes

Les systèmes, dans leur échelles, sont donc complexes. Si on peut approximer certains systèmes pour les étudier, ils restent liés au sein d'un vaste écosystème. Ainsi, l'étude de la modularité des systèmes est présente au sein des approches biologiques.

1.1.2 cerveau

L'étude des réseaux biologiques, notamment, a fait émerger l'idée d'architectures modulaires. Et si on rajoute l'idée d'apprentissage, l'étude des cerveaux est une mine d'information et de questionnement quant aux structures et propriétés le permettant. Les premières propositions d'études du cerveau humain datent du début du XXème siècle. Déjà, un découpage en aires est proposé pour expliquer le fonctionnement de cet organe, notamment avec les travaux de Broca et Wernicke qui mettent en lumière des zones du cerveau qui semblent responsable du langage. Le modèle connexionniste du cerveau, formalisé à partir de ces travaux par Geschwind dans les années 60, décompose ainsi le langage en plusieurs fonctions : la compréhension, la lecture et l'action de parler. Ce modèle n'est plus vraiment utilisé, mais la décomposition. Avec l'avènement des outils d'imagerie, le cerveau a pu être cartographié plus précisément en un ensemble d'aires, agissant comme modules fonctionnels au sein d'une structure complexe ; ces aires sont elles mêmes composées de modules distincts, etc.

Le cerveau est ainsi présenté en modèle et motivation principale lorsqu'il s'agit de construire des réseaux de neurones artificiels. - Nombreuses études s'appuient sur le système modulaire : le cerveau [5, 11, 2]

- Modularité structurelle : exemple du cortex visuel - Connexions - Modularité hiérarchique(modules de modules) : exemples.

1.2 Quelle définition de la modularité ?

Il s'agit de tirer une définition claire de ce qu'on appelle modularité. Entre l'étude des systèmes biologiques et l'ingénierie des réseaux de neurones, l'aspect modulaire des réseaux et plus généralement des systèmes peut se définir de plusieurs manières.

1.2.1 Modularité structurelle

Lorsque le système possède une structure définie de réseau, typiquement un réseau de neurones, on peut définir une modularité en terme de graphe.

Réseaux en "petit-monde"

Definition : type de graphe dans lequel la distance moyenne entre deux noeuds est proportionnelle à $\log(N)$, N le nombre de noeuds. C'est à dire, un graphe dans lequel on trouvera un chemin assez court entre n'importe quels noeuds. Particularités : forme souvent des cliques (sous graphes fortement connexes), donc une structure modulaire. Par contre, tous les réseaux small world ne sont pas necessairement modulaire. Souvent admis que le cerveau en tant que réseau de neurones est small world.

Modularité auto-similaire

Exemples ?? [10] Modularité hiérarchique présente l'avantage de maintenir une activité dans le réseau sans que ça ne colonise tout ni ne s'éteigne, ce qui est nécessaire pour la computation.

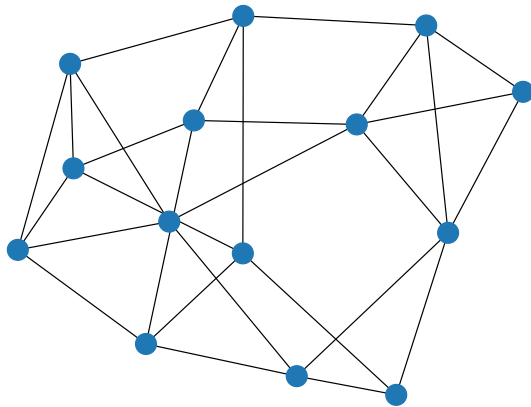


FIGURE 1.1 – Réseau aléatoire "petit-monde" propriété de "petit monde" mais des modules, créé avec l'algorithme de Watts-Strogatz

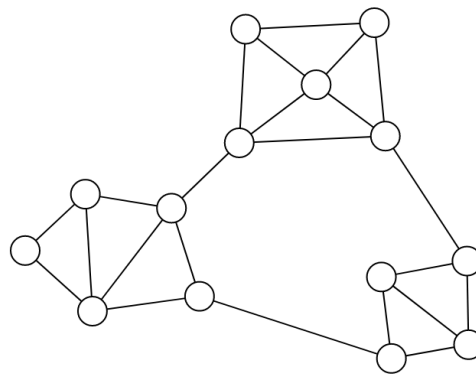


FIGURE 1.2 – Réseau modulaire : il possède une propriété de "petit monde" mais des modules, zones fortement connectées, sont identifiables.

Mesure la modularité

clustering coefficient proximity ratio scale free networks

Def

[6] : différencie réseaux small world et réseaux hiérarchique modulaires, et statue qu'un réseau peut être "hiérarchique modulaire" même s'il n'est pas small world, mais possède une dimension topologique finie. [10] : statue que un réseau modulaire est small world,

1.2.2 Modularité fonctionnelle

1.2.3 Modularité temporelle

La modularité s'associe aux séquences dans le cerveau. On peut donc raisonnablement définir

1.3 Intérêt computationnel des réseaux modulaires

Barabasi : Hypothèse que les réseaux small world présentent un avantage évolutif.

réponse à un problème de contrainte physiques, énergétiques

- Parallélisme, calcul et small world networks : réponse à un problème de contrainte physiques, énergétiques. - Calcul distribué - Automates cellulaires ?

1.3.1 Types de connexions

Opaque vs tout savoir

1.3.2 Modularité et émergence d'un apprentissage ?

La modularité est liée à la complexité des systèmes, donc l'émergence de comportements chaotiques et/ou synchronisés. SYSTEMATIC GENERALIZATION : WHAT IS REQUIRED AND CAN IT BE LEARNED ? : Our findings show that the generalization of modular models is much more systematic and that it is highly sensitive to the module layout, i.e. to how exactly the modules are connected.

1.4 Réseaux de neurones modulaires

- Challenges et intérêt potentiel des réseaux de neurones modulaires ? -> Evolution (wertmer, meunier) : pousser plus loin pour être au jus sur les challenges actuels (voir du côté du deep : quelles sont les motivations et les challenges ?

1.4.1 Deep Learning

Grosse boîte noire qui ont des performances remarquables sur le traitement des images, du langage etc ; leur représentation est toujours un challenge. - Réseaux qui apprennent à s'organiser en modules. Intérêt. Limites ? Performances ? [1, 8] "The NMN approach is intuitively appealing but its widespread adoption has been hindered by the large amount of domain knowledge that is required to decide (Andreas et al., 2016) or predict (Johnson et al., 2017; Hu et al., 2017) how the modules should be created (parametrization) and how they should be connected (layout) based on a natural language utterance. Besides, their performance has often been matched by more traditional neural models" (systematic generalization article) - Trouver des modules dans les réseaux pour les expliquer ? [13, 4] are neural net modular : "it uses different modules for very different functions = Pspecialize," et "it uses the same module for identical functions that may have to be performed multiple times = Preuse" - Reconciling deep learning with symbolic artificial intelligence : representing objects and relations(2019) Pb du deep learning = Data inefficiency (comparé à l'humain) ; Poor generalisation ; Lack of interpretability.

1.4.2 Réseaux auto-organisés

Plus qu'en deep learning, les réseaux de neurones auto-organisés - Auto-organisation prend une profonde inspiration biologique, tout comme les modules. - Exemple de réseaux auto-organisés modulaires : développer dans la partie suivante.

[7] [9] [12]

1.4.3 Construire une architecture modulaire

A mettre dedans :

- Réseaux top down / modulaires ? définition, à quel point un réseau est modulaire, qu'est ce qu'on appelle réseau modulaire ? Fonction définies au préalable vs émergence des fonctions. Modules définis au préalable vs émergence des modules.

1.5 Enjeux d'une architecture modulaire de SOMs

On connaît plutôt bien les SOM, mais on sait que des comportements nouveaux peuvent émerger lorsqu'on met en interaction des systèmes étudiés séparément. On peut donc se poser la question des comportements qui peuvent survenir dans ce cas.

Dans les structures de cartes étudiées, modularité forte dans le sens où les fonctions des modules sont prédéfinies. Si on ne fournit que les règles d'interaction, où est-ce qu'on se situe ?

Plan de la partie !

1. Intro : Notre monde est modulaire, en tout cas nous l'interprétons en tant que tel. Proposé déjà dans les années 60 - brève histoire des réseaux de neurones ? Remarquer que nous, observateur, raisonne et se construit modulairement. Il nous est difficile de concevoir les choses autrement. Les disciplines scientifiques par ex, un domaine obéit à des principes
2. Qu'appelle-t-on la modularité ? Définitions claires et propriétés
 - Définition
 - (a) Structurelle, dans les systèmes réseaux
 - (b) Fonctionnelle, dans les systèmes dont on ne connaît pas la structure ?
 - (c) Temporelle / mais est-ce que le temps ce n'est qu'une dim de plus
 - (d) Modularité hiérarchique attention : deux defs à hiérarchiques. Soit c'est une histoire de connexions, soit d'auto-similarité. On parle nous de l'auto similarité!!! Au contraire l'autre forme de hiérarchie n'est pas observée en bio.
 - Propriétés de la modularité
 - (a) Auto-organisation
 - (b) Types de connexions
 - (c) Emergence
3. Exemples Biologiques et computationnels
 - (a) Biologie : opti evolution a priori...
 - (b) Computationnel : pareil.
4. Maintenant qu'on sait ce que sont les systèmes modulaires, en quoi on peut faire de l'apprentissage avec ? Quels sont les intérêts ?
 - (a) Exemples de réseaux auto-organisés
 - (b) Exemples de réseaux de neurones : deep learning

Chapitre 2

Un réseau de neurones auto-organisé : les cartes de kohonen

// Kohonen : il faut surprendre encore ! Par quel bout le prendre ? → Appuyer sur les cartes 1D → Comment ca se fait qu'on les utilise pas de ouf ? → Intérêt de la topologie de la carte. Dans une carte seule, est ce que c'est vraiment utile ? → Questionnement informatique : qu'est ce qui se passe en fait dedans, mais c'est quand même rigolo.

2.1 Principe Général

Une carte de Kohonen est un graphe dans lequel chaque noeud possède un poids ω appartenant à l'espace des entrées. L'algorithme repose ensuite sur l'adaptation de ces poids, en prenant en compte les connexions dans le graphe, afin de représenter les données d'entrées. Ainsi, n'importe quel graphe pourrait être considéré ; le plus souvent, une grille 2D est utilisée.

2.2 Approche topologique des cartes de Kohonen

La notion de voisinage et de topologie est un élément clé des cartes de Kohonen. Le voisinage est en effet pris en compte lors de l'apprentissage et lors de l'interprétation des cartes. Cependant, ce voisinage est généralement défini, dans les applications des cartes, comme un bonus par rapport aux KMeans, une aide à la convergence et à la vitesse de dépliement. Pourtant c'est la l'essence même d'une carte de Kohonen : projeter des éléments sur un graphe, ce qui nous permet de faire des calculs sur des positions plutôt que des données de grandes dimensions.

2.3 Principes d'organisation

2.4 A trier

De la biologie à la computation : patterns temporels des neurones impulsifs vs SOM.

Chapitre 3

Construction d'une architecture modulaire de cartes auto-organisatrices

Le but de cette thèse est de proposer les bases d'un modèles permettant d'associer des cartes auto-organisatrices dans un cadre général.

3.1 Description de l'algorithme

3.2 Choix des paramètres

3.2.1 Influence des rayons de voisinage

3.2.2 Influence des autres paramètres

3.2.3 Compatibilité en 2D

3.3 Analyse de la relaxation

L'apprentissage conjoint des cartes repose sur la relaxation au sein d'une itération. On cherche donc à vérifier si la relaxation converge vers une valeur quelle que soit l'entrée, et si elle est pertinente en large dimension avec de nombreuses cartes.

3.3.1 Analyse expérimentale

3.3.2 Champs de BMU

3.3.3 Limitations et possibilités en grande dimension

3.4 Implémentation

L'histoire de la recherche de consensus dans le graphe de cartes, permet que ce soit vraiment décentralisé

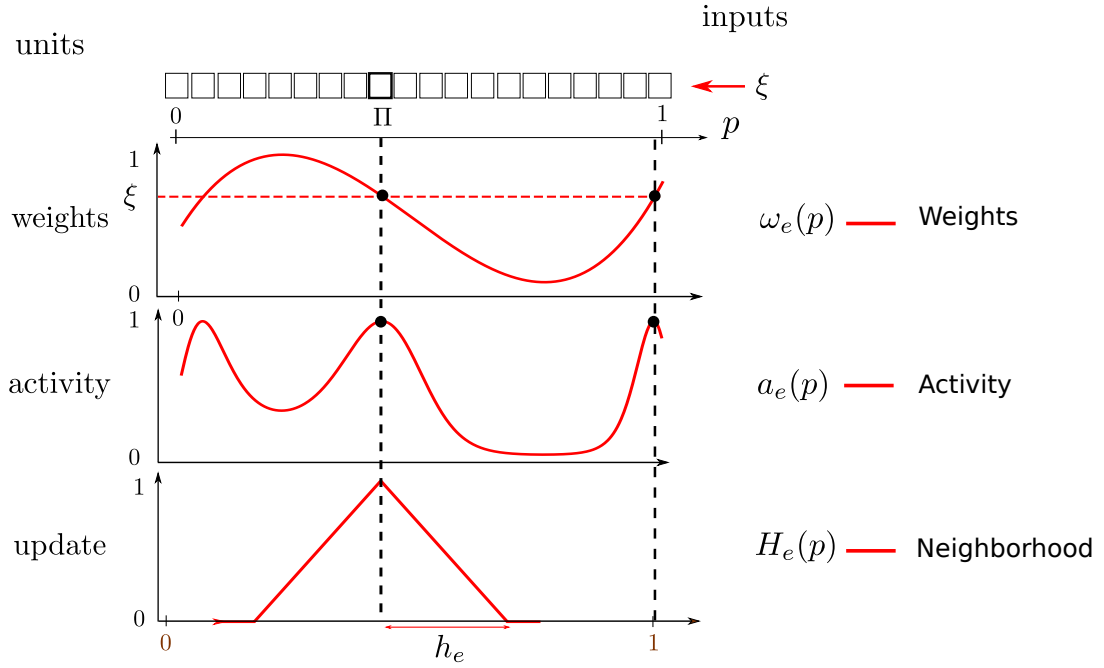


FIGURE 3.1 – Notation utilisées dans une carte de Kohonen en 1 dimension

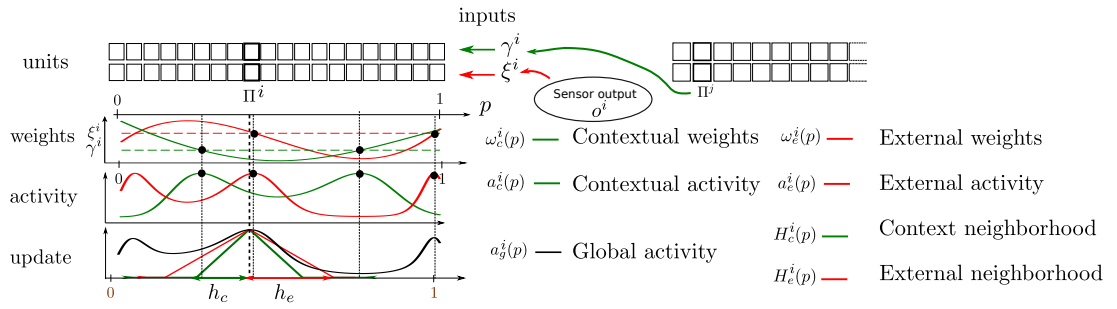


FIGURE 3.2 – Description d'une carte au sein d'une architecture CxSOM, avec une seule connexion.

Chapitre 4

Analyser l'organisation : une approche par variables aléatoires

Avant de présenter les performances d'un algorithme, il s'agit de définir plus précisément ce qu'on attend de ce système et comment le représenter. L'architecture CxSOM se présente comme une construction qui répond à un questionnement structurel des réseaux de neurones. Mais au juste, qu'attend t-on de ce réseau de neurones ? De la prédiction, de l'organisation ? Les cartes de Kohonen sont habituellement utilisées dans un objectif de clustering, ou associées à d'autres algorithmes de prédiction utilisant leurs propriétés structurelles. En étude préliminaire pour CxSOM, il s'agit de comprendre le comportement de l'architecture de cartes.

4.1 Cas d'utilisation : les entrées multimodales

4.1.1 Définition et inspiration biologique

4.1.2 Formalisme

4.1.3 Perspectives

Le formalisme présenté, avec des entrées multimodale comme fonction de variable cachées n'est pas forcément général.

4.2 Représentation des entrées

4.3 Information apprise par une carte

Une idée est de déterminer si une carte a gagné de l'information sur le modèle générant les entrées. Dans le cas simple, ce modèle peut être entièrement représenté par U ; chaque carte peut être représentée par son BMU, considéré comme la seule sortie de la carte. En traçant U en fonction de Π , le BMU d'une carte, on observe directement si une carte a été capable de lever l'ambiguïté sur le modèle en distinguant les entrées selon leur variable cachée U . Cette ambiguïté est levée si U est une fonction de Π . Cette fonction est observée dans le cas des cartes jointes.

Cette propriété, dans le cas 1D, peut être calculée par l'information mutuelle entre U et Π . Plus précisément, par $\frac{I(U, \Pi)}{H(U)}$, avec $H(U)$ l'entropie de U . En effet, dans le meilleurs des cas, U

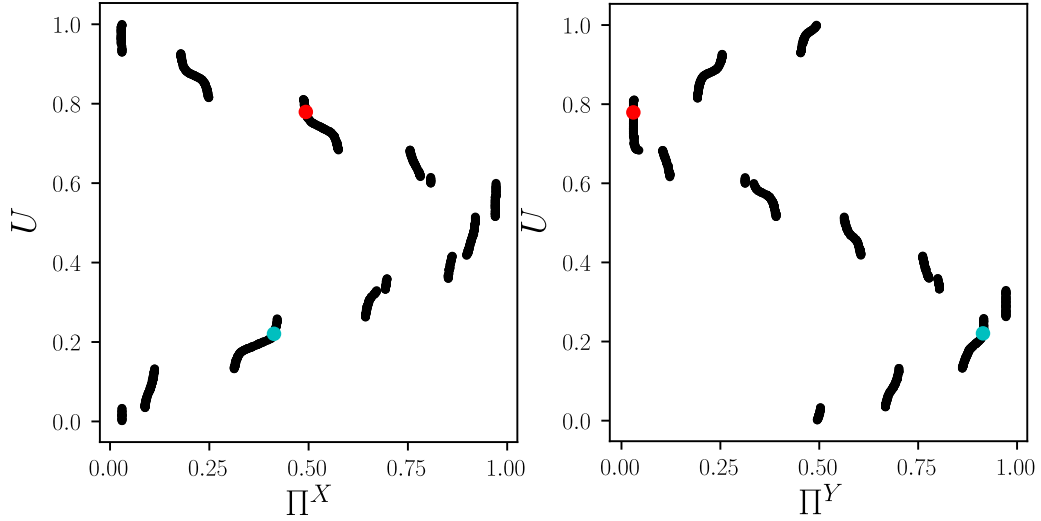


FIGURE 4.1 – Pour l'échantillon de test, valeur de U en fonction des valeurs du BMU Π dans chacune des cartes. On voit que U est une fonction du BMU dans chaque carte, contrairement au cas où les cartes apprendraient indépendamment sur les mêmes entrées, voir figure 4.2.

est une fonction parfaite de Π et donc $H(U|\Pi) = 0$: en connaissant Π , on connaît totalement U . Alors, $I(U, \Pi) = H(U) - H(U|\Pi) = H(U)$. Notre indicateur vaut alors 1 lorsque U est une fonction parfaite de Π . De plus Π est forcément une fonction de U car l'algorithme est déterministe : à une entrée correspond une sortie, toujours la même, donc $I(U, \Pi) = H(\Pi)$. Notre indicateur estimant l'information portée par le BMU d'une carte sur la variable cachée du modèle U est donc

$$\frac{H(\Pi)}{H(U)}$$

Cet indicateur doit être estimé en discrétisant les variables, donnant une entropie nécessairement positive et strictement supérieure à 0. L'évolution de l'indicateur au cours de l'apprentissage est donnée en figure 4.3. Cet indicateur est calculé en moyenne pour 100 réalisations de l'apprentissage, avec des poids initiaux différents.

Choses à faire

- Cette valeur est uniquement calculée pour un modèle connu, et en 1 dimension forcément. Peut-on avoir des équivalents en plus de dimension ?
- Il existe des quantités mesurant l'information portée par un symbole sur une variable, une sorte d'info mutuelle locale. On sait que $I(U, \Pi) = H(\Pi)$, et on veut que $I(U, \Pi) = H(U)$, mais comment est-elle répartie entre les BMUs ? Est-ce pertinent de se pencher sur ces quantités ?

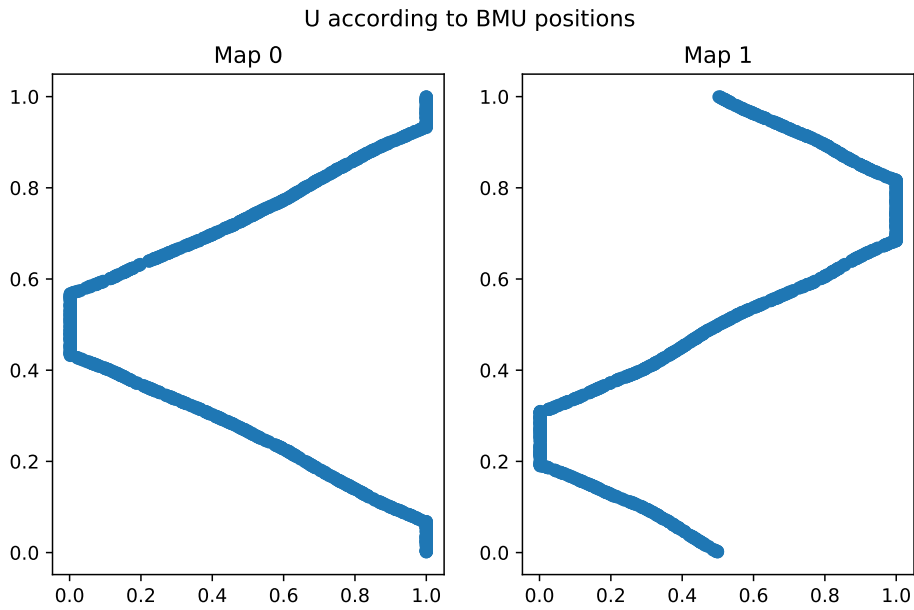


FIGURE 4.2 – Pour l'échantillon de test, entrée sur un cercle, valeur de U en fonction des valeurs du BMU Π dans chacune des cartes, lorsque les cartes M_x et M_y ne sont pas connectée. Chacune des cartes n'a aucune information de plus que celle portée par son entrée sur l'état global du système U , et Π n'est donc pas une fonction de U dans chaque carte.

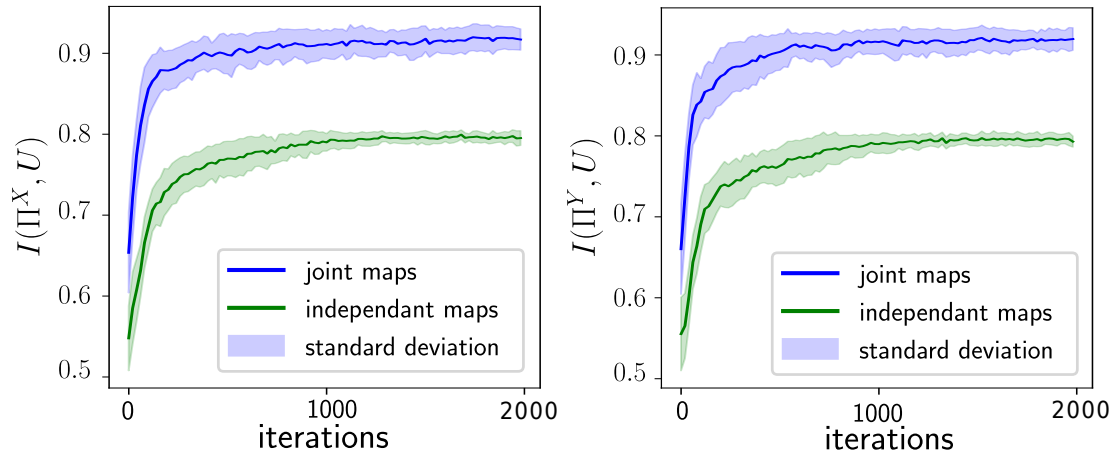


FIGURE 4.3 – Evolution de l'indicateur relatif à l'information mutuelle entre Π et U dans chaque carte au cours de l'apprentissage. Cet indicateur est comparé à celui calculé dans le cas où les cartes apprennent séparément.

4.4 Représenter une carte au sein d'une architecture

Représentation des poids, des entrées, des BMU - analyse

4.5 Prédiction d'entrée

Prédction sur des données jouets

Prédiction sur drone

Bien se placer dans le contexte "on va chercher a omprendre ce système dynamique".

Formaliser le problème en terme de variables aléatoires

Conclusion

Bibliographie

- [1] Jacob Andreas, Marcus Rohrbach, Trevor Darrell, and D. Klein. Neural module networks. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 39–48, 2016.
- [2] Tom Binzegger, Rodney J. Douglas, and Kevan A. C. Martin. Cortical architecture. In M. De Gregorio, V. Di Maio, M. Frucci, and C. Musio, editors, *Brain, Vision, and Artificial Intelligence*. Springer-Verlag, 2005.
- [3] Rodney A. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE J. Robotics Autom.*, 2 :14–23, 1986.
- [4] R’obert Csord’as, Sjoerd van Steenkiste, and J. Schmidhuber. Are neural nets modular ? inspecting functional modularity through differentiable weight masks. *ArXiv*, abs/2010.02066, 2021.
- [5] Daniel J. Felleman and David C. Van Essen. Distributed hierarchical processing in the primate cerebral cortex. 1991.
- [6] Claus C. Hilgetag and Alexandros Goulas. Is the brain really a small-world network ? *Brain Structure & Function*, 221 :2361 – 2366, 2015.
- [7] M. Johnsson, C. Balkenius, and G. Hesslow. Associative self-organizing map. In *Proc. IJCCI*, 2009.
- [8] Louis Kirsch, Julius Kunze, and D. Barber. Modular networks : Learning to decompose neural computation. In *NeurIPS*, 2018.
- [9] J. Lampinen and E. Oja. Clustering properties of hierarchical self-organizing maps. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1992.
- [10] D. Meunier, R. Lambiotte, and E. Bullmore. Modular and hierarchically modular organization of brain networks. *Frontiers in Neuroscience*, 4, 2010.
- [11] V. Mountcastle. The columnar organization of the neocortex. *Brain*, 120(4) :701–722, April 1997.
- [12] German I. Parisi, Jun Tani, Cornelius Weber, and Stefan Wermter. Lifelong learning of spatiotemporal representations with dual-memory recurrent self-organization. *Frontiers in Neurorobotics*, 2018.
- [13] C. Watanabe, Kaoru Hiramatsu, and K. Kashino. Modular representation of layered neural networks. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, 97 :62–73, 2018.