université PARIS-SACLAY

CentraleSupélec

Auto-organisation décentralisée multi-cartes

Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay

École doctorale n° 000, dénomination et sigle
Spécialité de doctorat: voir annexe
Unité de recherche: voir annexe
Référent: : voir annexe

Thèse présentée et soutenue à ....., le .... 202X, par

Prénom NOM

Composition du jury:

Prénom Nom Titre, Affiliation	Président/e
Prénom Nom Titre, Affiliation	Rapportrice
Prénom Nom Titre, Affiliation	Rapporteur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Examinatrice
Prénom Nom Titre, Affiliation	Examinateur
Prénom Nom Titre, Affiliationt	Examinateur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Directrice
Prénom Nom Titre, Affiliation	Codirecteur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Coencadrante
Prénom Nom Titre, Affiliation	Invité

Thèse de doctorat

NNT: 2020UPASA000

Titre: Auto-organisation décentralisée multi-cartes

Mots clés: Cartes de Kohonen, Modularité, Architecture de réseaux de neurones

Title: Multi-map decentralized self-organization

Keywords: Kohonen maps, modularity, neural networks architecture

Université Paris-Saclay
Espace Technologique / Immeuble Discovery
Route de l'Orme aux Merisiers RD 128 / 91190 Saint-Aubin, France

Contents

Chapter 1

Approche modulaire des réseaux de neurones

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

Présentation d'exemples de théories dérivées d'une modularité bio-inspirée. - Brooks - Mouche qui saute (d'ou ca vient ???)

1.1 Inspiration Biologique de la modularité

- Nombreuses études s'appuient sur le système modulaire : le cerveau - Autre systèmes modulaires biologiques - Comment définit on la modularité d'un système naturel ?

1.2 Réponse à un intéret computationnel

- Parallelisme, calcul et small world networks : réponse a un problème de contrainte physiques, energétiques - Calcul distribué

1.3 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'ingénieurie des réseaux de neurones, il semble qu'il y ait - Tour d'horizons des définitions : en bio, en ingénieurie. Auto-organisation, conséquence de la modularité ? - Taxonomie : fonction, stucture,emergence - Position de l'autrice du manuscrit sur la modularité, intéret des différentes modularité - Discussion : est ce que notre esprit modulaire veut trouver de la modularité a tout prix ? (quand la mod est fonctionnelle, peut etre biais de nos représentations ? Mais, on observe assez objectivement des modules physiques via les connexions dans de nombreux réseaux. Evolution l'a fait comme ca, probablement une réponse globale a un problème. - Echelles de la modularité.

1.4 Réseaux de neurones modulaires

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

1.4.1 Deep Learning

Grosse boite noire qui ont des performances remarquables sur le traitement des images, du langage etc; leur représentation est toujours un challenge.

- Réseaux qui apprennent a s'organiser en modules. Interet. Limites ? Performances ? - Trouver des modules dans les réseaux pour les expliquer ?

1.4.2 Réseaux auto-organisés

- Auto-organisation prend une profonde inspiration biologique, tout comme les modules. - Exemple de réseaux auto-organisés modulaires : développer dans la partie suivante.

1.5 Enjeux d'une architecture modulaire de SOMs

Chapter 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'interpretation 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 plutot que des données de grandes dimensions.

2.3 Principes d'organisation

Chapter 3

Construction d'une architecture modulaire de cartes de kohonen

3.1 Description de l'algorithme

Description de l'algo

3.2 Choix des paramètres

3.3 Analyse de la relaxation

3.4 Implémentation

Chapter 4

Analyser l'organisation : une approche par variables aléatoires

Justifier l'approche nouvelle en analysant les réponses, par rapport a l'analyse classique des cartes de Kohonen

4.1 Cas d'utilisation : les entrées multimodales

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 reprénté par U; chaque carte peut être représentée par son BMU, considéré comme la seule sortie de la carte. En tracant U en fonction de Π, le BMU d'une carte, on observe directement si une carte a été capable de lever l'ambiguité sur le modèle en distinguant les entrées selon leur variable cachée U. Cette ambiguité 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 est une fonction parfaite de Π et donc $H(U|\Pi) = 0$: en connaissant Π, on connait 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 ?

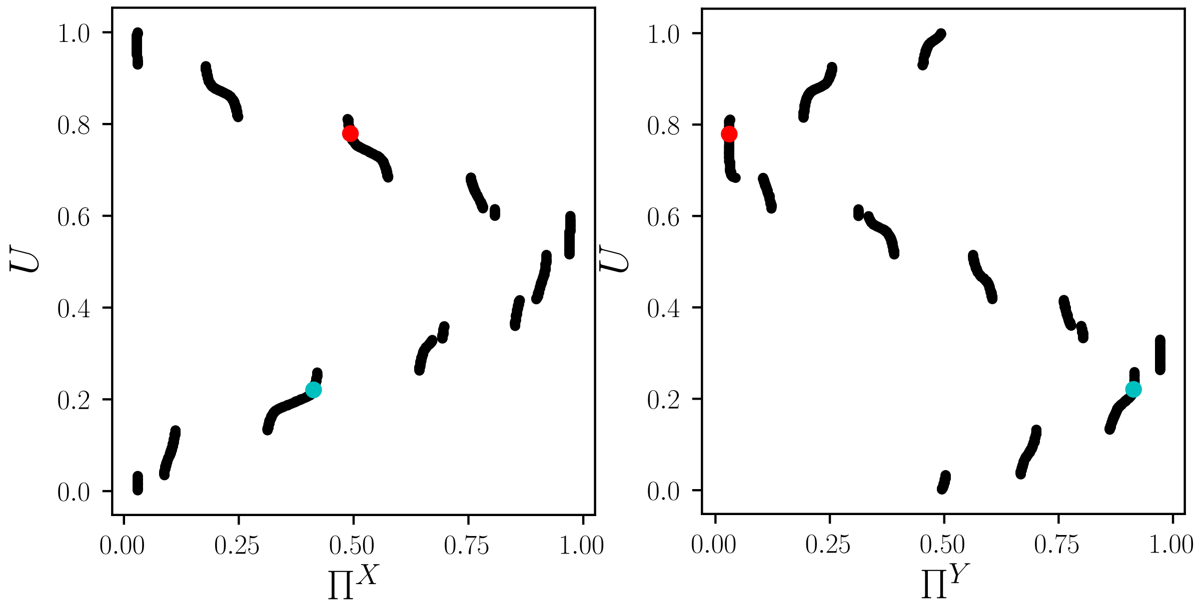

Figure 4.1: Pour l'échantillon de test, valeur de U en fonction des valeurs du BMU Π dans chacune des cartes. On voit que U est une fonction du BMU dans chaque carte, contrairement au cas ou les cartes apprendraient indépendamment sur les mêmes entrées, voir figure 4.2.

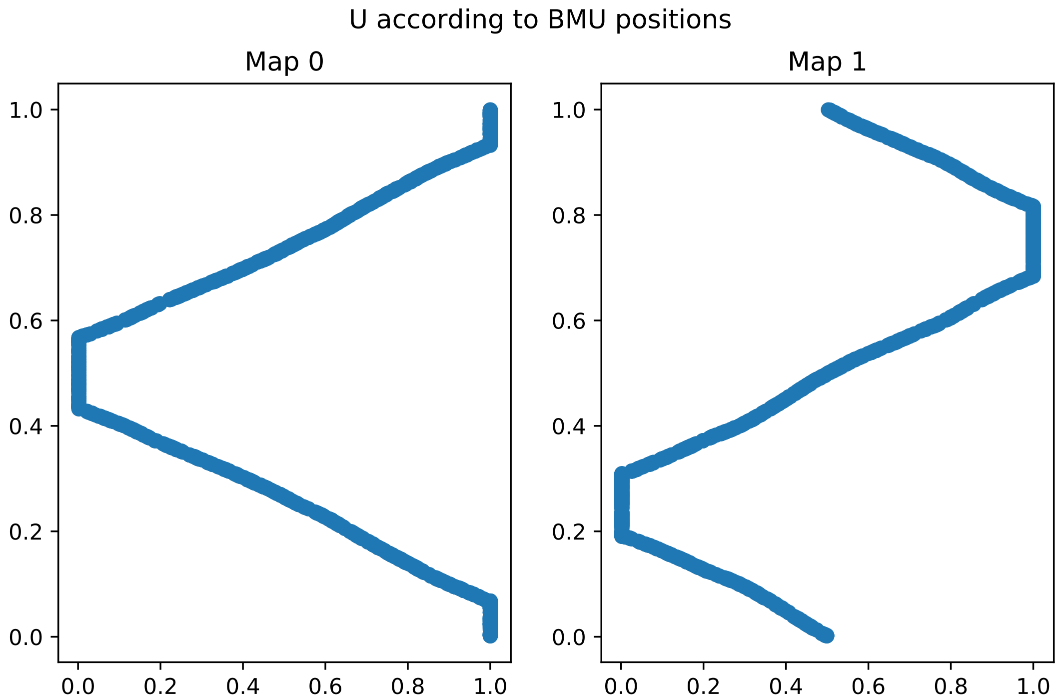

Figure 4.2: Pour l'échantillon de test, entrée sur un cercle, valeur de U en fonction des valeurs du BMU Π dans chacune des cartes, lorsque les cartes M_x et M_y ne sont pas connectée. Chacune des cartes n'a aucune information de plus que celle portée par son entrée sur l'état global du système U, et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

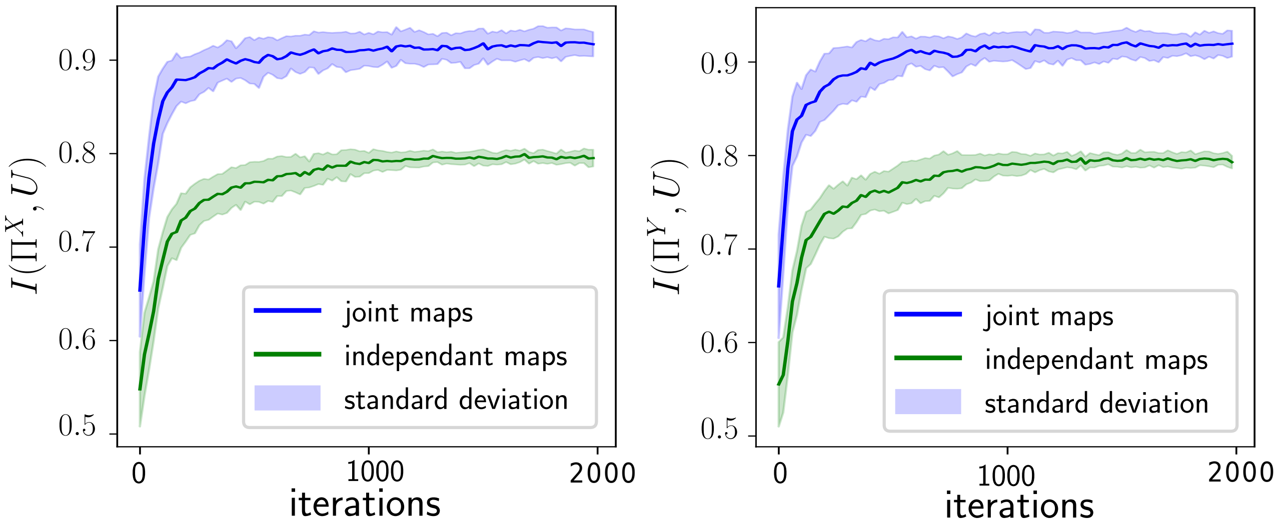

Figure 4.3: Evolution de l'indicateur relatif à l'information mutuelle entre Π et U dans chaque carte au cours de l'apprentissage. Cet indicateur est comparé à celui calculé dans le cas ou les cartes apprennent séparément.

- 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 ?

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