

Chapitre 1

Approche modulaire des réseaux de neurones

Sommaire

1.1	Modularité	2
1.2	Intérêt computationnel	2
1.3	Réseaux de neurones modulaires	2
1.3.1	Réseaux bio-inspirés	2
1.4	Mémoire associative et multi-modalité	2
1.5	Cartes auto-organisatrices	2
1.5.1	Carte de Kohonen classique	2
1.5.2	Aspect topologique de la carte de Kohonen	3
1.5.3	Mémoire associative et SOM	6
1.6	Architectures de cartes auto-organisatrices	6
1.7	Cartes auto-organisatrices récurrentes	6
1.7.1	Cartes récurrentes	6
1.7.2	Réutilisation d'éléments en entrées	6

1.1 Modularité

1.2 Intérêt computationnel

1.3 Réseaux de neurones modulaires

1.3.1 Réseaux bio-inspirés

1.4 Mémoire associative et multi-modalité

1.5 Cartes auto-organisatrices

Dans cette thèse, nous nous intéressons particulièrement aux architectures de *cartes auto-organisatrices*, abrégées par SOM (Self-Organizing Maps). Le modèle de cartes auto-organisatrice a été initialement développé par Kohonen [9] ; le terme de cartes de Kohonen est ainsi utilisé pour désigner ce modèle initial. De nombreux modèles dérivés ont ensuite été développés à partir de ce modèle initial, sur diverses applications. On décompte par exemple plus de 11000 travaux utilisant les cartes de Kohonen dans la littérature en 2010(citer biblio). Applications ? → ?

Au sein de cette zoologie de cartes de Kohonen, nous passerons en revue dans ce chapitre deux familles de modèles de cartes auto-organisatrices dérivés des cartes de Kohonen : les cartes récurrentes traitant des données temporelles, et les modèles de cartes assemblées au sein d'une architecture.

1.5.1 Carte de Kohonen classique

Une carte de Kohonen est un algorithme de quantification vectorielle, cherchant à résumer un ensemble de données d'entrées issues d'un espace \mathcal{D} en un nombre fini de vecteurs représentatifs, des prototypes. Dans l'algorithme de Kohonen, ces prototypes sont disposés sur les noeuds d'un graphe, en général une grille en deux dimensions. Ce graphe est appelé carte de Kohonen. Les noeuds du graphe possèdent donc chacun un prototype et sont *indexés*. Une distance entre noeuds est ainsi définie. Au début de l'apprentissage, les prototypes ont une valeur aléatoires dans l'espace d'entrée. L'apprentissage est ensuite réalisé en trois étapes :

1. Une entrée X est présentée à la carte.
2. Le noeud ayant le prototype le plus proche de X selon une distance d , généralement la distance euclidienne, est choisi comme *Best Matching Unit* (BMU) de la carte. Son index est notée Π .
3. Le prototype de la best matching unit est déplacé vers l'entrée X , ainsi que les prototypes des noeuds voisins de Π dans un rayon de voisinage défini à l'avance. On peut voir cette étape comme le déplacement d'une zone de la carte centrée en Π .

L'algorithme de Kohonen repose donc sur à la fois un processus de compétition, avec la sélection de la BMU de la carte, et un processus de coopération avec le déplacement des unités voisines de la Best Matching Unit et non seulement de cette dernière. Toutes les données d'entrées sont tirées dans un même espace \mathcal{D} ; par contre, la dimension de cet espace peut être quelconque. L'apprentissage d'une carte de Kohonen se traduit par un rapprochement de tous les prototypes

↳ de dimension indépendante de celle du graphe/carte ?



FIGURE 1.1 – Représentation de la base de données MNIST, images de chiffres écrits à main levées, par une SOM en deux dimension. Une continuité est observée dans la forme des images lorsqu'on se déplace dans la carte : le 0 se transforme en 6, etc.

des données, de façon à ce que n'importe quel vecteur soit proche d'au moins un prototype. Visuellement, cela correspond à un déploiement de la carte dans l'espace d'entrée. On parlera donc de *dépliement* d'une carte lorsque qu'on parle d'apprentissage. Ce déploiement est représenté en figures 1.4 et 1.5 pour des exemples de cartes en une et deux dimensions, se dépliant sur des données en deux dimensions. A la fin de l'apprentissage, la carte conserve la structure topologique des données :

- Elle conserve les distances : deux prototypes ayant une distance proche dans la carte seront également proches selon la distance définie dans l'espace d'entrée. On observe donc une continuité des valeurs des prototypes au sein de la carte
- Elle conserve les densités. Une zone de \mathcal{D} présentant plus de vecteurs aura plus d'unités la représentant dans la carte qu'une zone moins dense.

Par son aspect ordonné, une carte est une représentation en faible dimension d'un espace d'entrée de grande dimension. Les cartes de Kohonen sont ainsi utilisées dans de nombreuses applications, notamment pour visualiser des données de grande dimension et faire du regroupement de données (clustering).

La carte de Kohonen est d'inspiration biologique. Le but premier de Kohonen était de développer un modèle informatique inspiré de l'organisation spatiale des neurones dans le cortex humain, dont un exemple est présenté en figure 1.2. Il s'est notamment inspiré de l'organisation du cortex en colonnes corticales, ensemble de neurones réagissant à un même stimulus.

1.5.2 Aspect topologique de la carte de Kohonen

La carte de Kohonen se distingue d'autres algorithmes de quantification vectoriel par la topologie introduite par la carte dans l'ensemble des prototypes. Cette topologie dépend du voisinage utilisé par l'algorithme et de la dimension du support de la carte. La plupart des

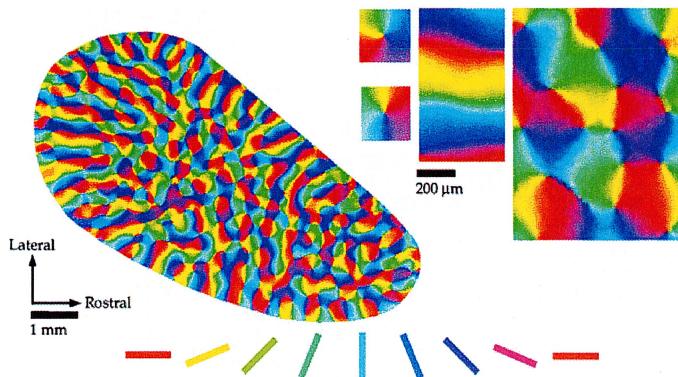


FIGURE 1.2 – Représentation des réponses du cortex visuel V1 à un stimulus visuel (batonnets d'orientation spatiale différentes). Les neurones répondant à une certaine orientation sont affichés de la même couleur. On observe une continuité entre les neurones proches dans le cortex et l'orientation à laquelle ils répondent. Cette propriété d'organisation est l'inspiration biologique des cartes de Kohonen.

devra être

algorithmes de SOM de la littérature utilisent comme support une grille en deux dimensions. L'indexation des noeuds est alors un ensemble de positions 2D.

En théorie, les cartes peuvent être une dimension (ligne), deux dimensions (grilles), ou de dimension plus grandes. Les cartes peuvent aussi être des graphes de forme plus variable. En pratique, les grilles deux dimension sont les plus couramment utilisées. Elles permettent d'effectuer une réduction de dimension, tout en étant facile à visualiser [sur un écran]. Les cartes de dimensions supérieures sont très rarement utilisées dans la littérature. Le cout de l'algorithme d'apprentissage dépend en effet du nombre de neurones, et celui-ci augmente exponentiellement lorsqu'on augmente la dimension d'une carte de Kohonen en plus de deux dimensions. Les calculs deviennent rapidement couteux, alors qu'un avantage de la carte de Kohonen est la simplicité et la rapidité de l'algorithme. Les cartes une dimension sont quant à elles limitées en terme de représentation des données, et sont donc rarement utilisées en pratique. Cependant, elles se prêtent bien à la représentation graphique. Nous utiliserons donc principalement des cartes en une dimension dans cette thèse.

De plus, les calculs et l'organisation générés par l'algorithme de Kohonen sont complexes déjà avec des cartes en une dimension. Leur description mathématique a été réalisée en [4, 3, 6]. La preuve de la convergence d'une carte a été réalisée seulement pour des cartes 1D et n'est pas généralisable directement au cas en deux dimensions. Les processus intervenant dans cartes 1D sont donc déjà mathématiquement difficiles à formaliser, difficulté qui augmente fortement avec les dimensions. Comme nous étudions dans cette thèse un nouveau modèle et cherchons à comprendre les mécanismes qui y interviennent, l'utilisation de cartes 1D réduit un peu la difficulté du problème. Les cartes de forme autre que 1D ou 2D sont moins couramment utilisées, mais peuvent avoir des avantages. On peut observer par exemple des cartes structurées en arbre [10], permettant une recherche de BMU structurée. Certains modèles construisent une carte de Kohonen noeud à noeud, donnant au final une carte de Kohonen sous forme d'un graphe construit par l'algorithme, telle que [1].

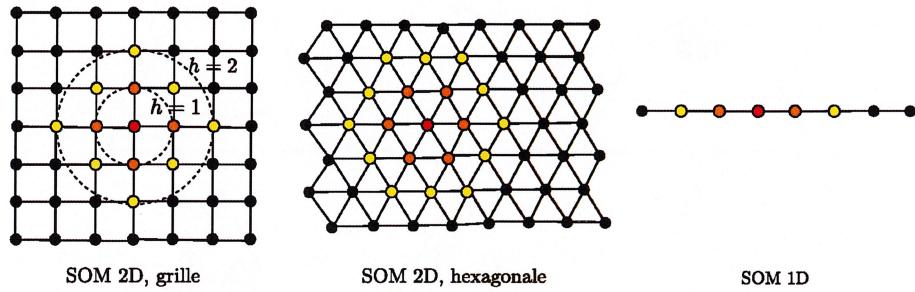


FIGURE 1.3 – Exemples de connexions dans le graphe support d'une SOM. Deux noeuds sont connectés s'il sont à une distance de une unité. Les SOM en deux dimensions sont les plus communément utilisées dans la littérature, sous forme d'une grille ou d'une grille hexagonale. Les SOM une dimension sont également utilisées.

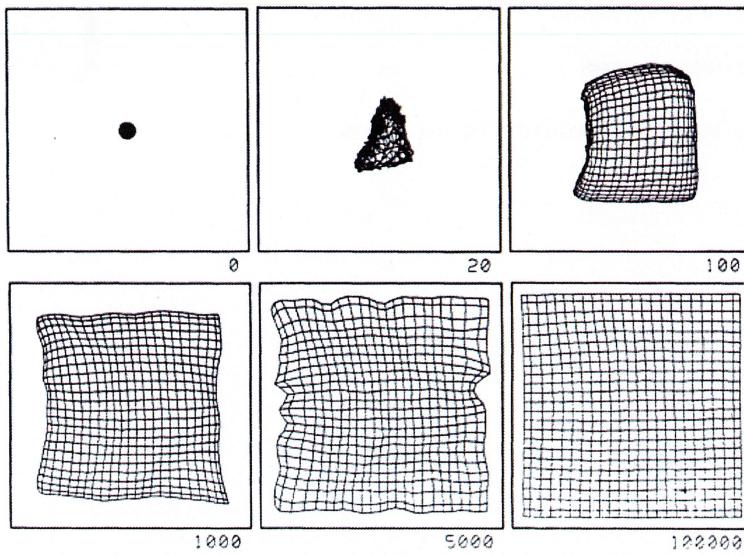


FIGURE 1.4 – Dépliement d'une SOM 2D sur des données dans le plan $[0, 1]^2$ [citation]

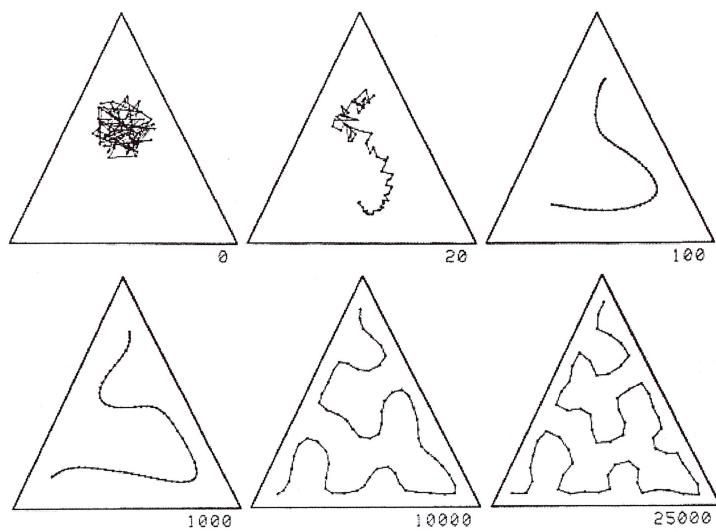


FIGURE 1.5 – Dépliement d'une SOM 1D sur des données dans un triangle 2D [citation]

1.5.3 Mémoire associative et SOM

1.6 Architectures de cartes auto-organisatrices

1.7 Cartes auto-organisatrices récurrentes

1.7.1 Cartes récurrentes

1.7.2 Réutilisation d'éléments en entrées

Chapitre 2

Modèle d'architecture CxSOM

Sommaire

2.1	Carte de Kohonen classique	8
2.1.1	Algorithme et notations	8
2.1.2	Paramétrage d'une carte de Kohonen	9
2.2	Motivations du modèle CxSOM	12
2.2.1	Champ d'application : mémoire associative	12
2.2.2	Description de l'architecture	13
2.3	Présentation de CxSOM : exemple d'une architecture de deux cartes	14
2.3.1	Détail des étapes	15
2.3.2	Résumé	16
2.4	Formalisation : cas pour n cartes	18
2.4.1	Entrées et calcul d'activité	18
2.4.2	Calcul du BMU par relaxation	19
2.4.3	Mise à jour des poids	20
2.4.4	Etape de test	20
2.4.5	Prédiction d'entrée	20
2.5	Choix des paramètres	21
2.5.1	Paramétrage d'une carte	21
2.5.2	Paramètres de l'architecture	22
2.6	Conclusion	22

Nous proposons dans cette thèse un modèle d'architecture de cartes auto-organisatrices, CxSOM. Par ce modèle, on associe des cartes auto-organisatrices en architecture afin de réaliser des tâches de mémoire associative : apprendre un modèle de relation entre des ensemble de données issues de plusieurs modalités. On souhaite que ce modèle soit générique, permette de construire n'importe quel forme et taille d'architecture, et/ou la possibilité d'intégrer des connexions récurrentes. Notre démarche est d'abord de proposer un nouveau modèle de calcul général à base de cartes auto-organisatrices ; des applications plus spécifiques pourront être développées à partir de cette méthode.

On définit une architecture de carte un réseau composé de plusieurs modules qui sont chacun des cartes de Kohonen et dans lequel des connexions sont définies entre ces éléments. Ces connexions sont directionnelles : on parle d'une connexion d'une carte A vers une carte B. Le but de ces connexions est de coupler l'apprentissage de plusieurs cartes. Sur une telle architecture, on

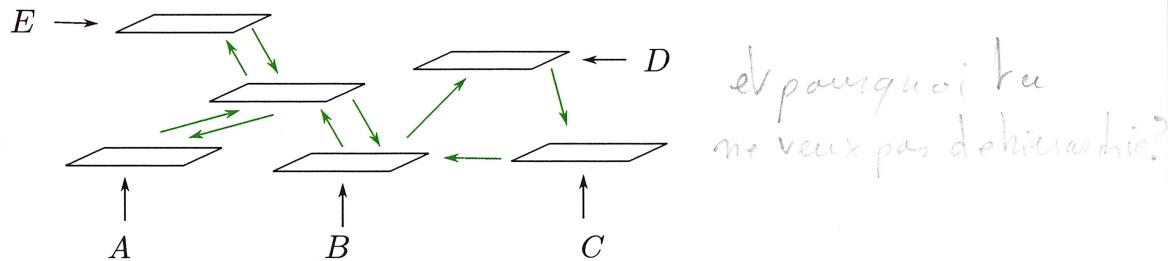


FIGURE 2.1 – Exemple d'architecture *non-hiéarchical* de cartes de Kohonen. Les entrées sont A, B, C, D, E quelconques. Chaque carte peut prendre une entrée.

peut construire un graphe G orienté, dont les noeuds sont des cartes. La connexion d'une carte A vers une carte B est indiquée par la présence d'une arête de A vers B. On appelle architecture *non-hiéarchical* une architecture pour laquelle le graphe G n'est pas un arbre : il présente des boucles. Un exemple d'architecture non-hiéarchical est par exemple représenté en figure 2.1. Certaines cartes sont connectées dans les deux directions, d'autres en boucle. On cherche à utiliser de telles architectures non-hiéarchicals pour des tâches de mémoire associative : chaque carte de l'architecture apprend sur des entrées, A, B, C, D, E dans la figure, liées par un modèle. Les cartes cherchent chacune à apprendre leurs entrées, et l'architecture dans sa globalité doit aussi apprendre les relations existant entre les données.

Dans ce chapitre, nous détaillons le modèle CxSOM développé et étudié durant cette thèse, permettant de construire des architectures non-hiéarchicals de cartes auto-organisatrices. Nous présentons en premier lieu le formalisme d'une carte de Kohonen classique, dont sont dérivées les cartes auto-organisatrices utilisées dans les architectures CxSOM. Nous expliquerons ensuite les choix de développement sur lesquels nous nous sommes appuyés pour développer le modèle ; enfin, le modèle sera présenté sur un exemple d'architecture à deux cartes et illustré, puis nous le formaliserons pour le cas général de n cartes connectées dans une architecture. Le glossaire des notations est retrouvable en annexe.

2.1 Carte de Kohonen classique

d'une
Chaque carte de Kohonen intervenant dans l'architecture CxSOM est directement dérivée de l'algorithme d'une carte de Kohonen classique [9]. Le principe général d'une carte de Kohonen a été décrit dans le chapitre précédent ; nous définissons ici plus précisément le modèle et les équations qui serviront de base pour la définition de l'algorithme CxSOM.

2.1.1 Algorithme et notations

Une carte de Kohonen est un graphe, généralement une ligne 1D ou une grille 2D de N noeuds. Nous utiliserons dans cette thèse des cartes en une et deux dimensions, c'est à dire des lignes et des grilles. Les notations et le modèle présentés ici sont toutefois applicables à des cartes de dimensions et topologies quelconques.

L'algorithme et les notations sont résumés en figure 2.2. Une carte de Kohonen apprend sur des entrées, notées X_t , tirées dans un espace d'entrée \mathcal{D} . À chaque noeud de la carte est associé

un poids, appelé aussi prototype, noté $\omega_e \in D$. Sa *position* dans la carte est indexée par p . Nous choisissons d'indexer les positions entre 0 et 1. L'ensemble des poids est noté $\omega_e(p), p \in [0, 1]$.

Une étape t de l'algorithme de mise à jour d'une carte de Kohonen contient les étapes suivantes :

1. Une entrée X_t est présentée à la carte.
2. Une *activité* $a_e(X_t, p)$ est calculée dans la carte. La fonction d'activité choisie est gaussienne :

$$a_e(X_t, p) = \exp \frac{\|X_t - \omega_e(p)\|^2}{2\sigma^2} \quad (2.1)$$

Cette étape est déjà une modification de l'algorithme original de Kohonen. Dans la version classique, on calcule plutôt les distances entre l'entrée et les poids $\|X_t - \omega_e(p)\|$, et le BMU est choisi comme l'unité dont le poids présente la plus petite distance à l'entrée. Ici, on prendra comme BMU l'unité ayant l'activité la plus élevée.

3. L'unité ayant l'activité maximale est la *Best Matching Unit* de la carte. Sa position est notée Π .
4. Chaque poids ω_e est déplacé vers l'entrée X . Le déplacement est pondéré par une *fonction de voisinage* $H(\Pi, p)$, dépendant de la position de chaque unité dans la carte à la best matching unit. Elle est maximale en $p = \Pi$ et décroissante autour de cette position. Dans notre étude, la fonction de voisinage est triangulaire, donc maximale en Π , décroissante sur le *rayon de voisinage* h_e et nulle sinon. Cela signifie que le BMU est déplacé vers l'entrée, et les poids des unités voisines du BMU dans un rayon h_e sont également déplacés, mais selon un coefficient plus faible.

$$\omega_e(p, t+1) = \omega_e(p, t) + \alpha H(\Pi, p)(X_t - \omega_e(p, t)) \quad (2.2)$$

$+ H(\Pi, p) ?$

2.1.2 Paramétrage d'une carte de Kohonen

La qualité d'apprentissage ou *dépliement* d'une carte de Kohonen est gérée par plusieurs paramètres. Nous détaillons ici les choix de paramètres effectués. Les paramètres supplémentaires introduits par la version CxSOM seront présentés plus tard en partie 2.5.

Taux d'apprentissage α

Le taux d'apprentissage α détermine la proportion dans laquelle chaque poids est déplacé vers l'entrée lors de sa mise à jour, selon l'équation 2.2. Dans l'algorithme classique, ce taux d'apprentissage décroît au cours de l'apprentissage. Au début de l'apprentissage, α est élevé, ce qui assure un dépliement rapide de la carte. α est ensuite diminué manuellement tout au long de l'apprentissage. Cette décroissance assure la convergence des poids de la carte au cours de l'apprentissage. Dans l'algorithme CxSOM, nous utiliserons un taux d'apprentissage constant au cours des itérations. L'organisation des poids sera initialement un peu plus lente qu'une carte classique, mais cela permet de garder les paramètres constant au cours de l'apprentissage. Nous observerons qu'en une dimension, la convergence des poids de la carte est quand même assurée.

\rightarrow du α ?
qui "juste" combien ?

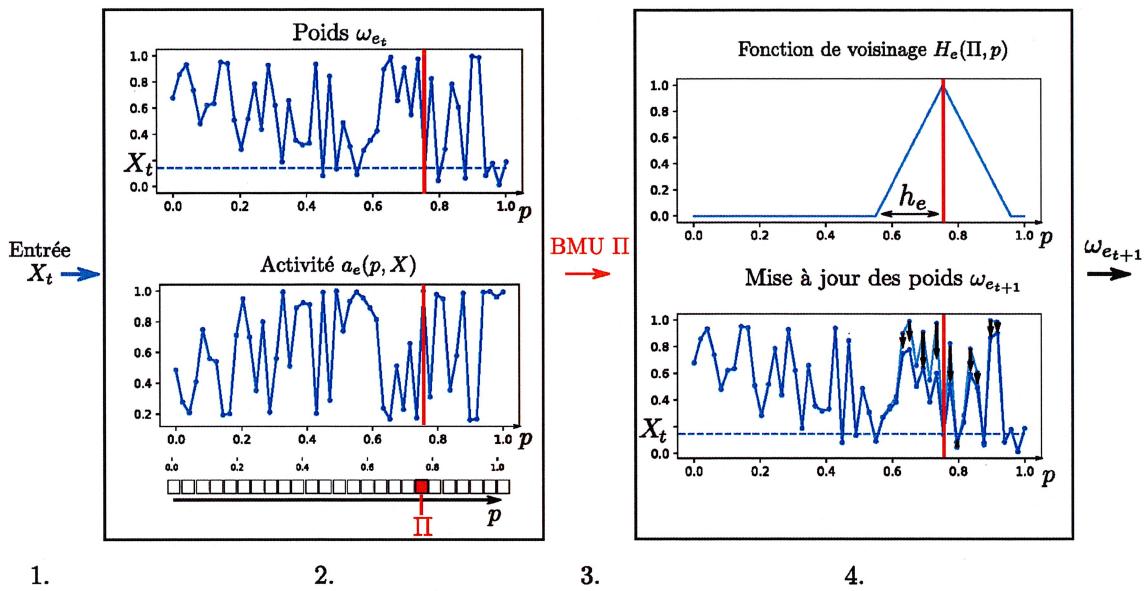


FIGURE 2.2 – Notations utilisées dans une carte de Kohonen simple. Les 4 étapes d'une itération d'apprentissage sont présentées : 1. Présentation de l'entrée, 2. Calcul de l'activité, 3. Choix du BMU, 4. Mise à jour des poids.

Topologie de la carte

Le graphe supportant la carte de Kohonen peut présenter diverses formes, comme détaillé en section 1.5. Les notations et l'algorithme CxSOM que nous présentons dans ce chapitre sont applicables à toutes les formes de cartes. Les expériences et l'évaluation du modèle se concentrent quant à elles sur des lignes 1D et des grilles 2D, et omettent les formes de graphes quelconques. Ce choix est d'abord motivé par le fait que les lignes et les grilles sont les formats de cartes les plus courants rencontrés dans la littérature. On parle souvent de cartes de Kohonen 1D et cartes 2D, en sous-entendant le format de ligne ou de grille du graphe support. Ces formes de cartes permettent de plus d'avoir une correspondance directe entre l'espace des positions $p \in [0, 1]$ et un plan 1D ou 2D. Un exemple de déploiement d'une carte 1D sur des données 1D uniformément distribuées entre 0 et 1 est représenté en figure 2.3.

Comme évoqué au chapitre précédent, la spécificité des cartes de Kohonen tient à l'organisation des prototypes sous forme de continuum. Mais lorsqu'on parle de continuité des prototypes dans une carte de Kohonen, il s'agit d'abord d'une relation de proximité et d'ordre entre des prototypes discrets : prenons p_1, p_2, p_3 positions dans la carte, telle que $\|p_1 - p_2\| \leq \|p_1 - p_3\|$. La continuité des poids se traduit par $\|\omega_e(p_1) - \omega_e(p_2)\| \leq \|\omega_e(p_1) - \omega_e(p_3)\|$. En français, *si deux unités sont proches dans la carte, alors leurs prototypes sont proches dans l'espace d'entrée*. Dans une carte classique, on attend que cette relation soit vérifiée sur toute la carte pour parler de carte bien dépliée, impliquant un ordre entre données. C'est le cas par exemple à l'itération 1500 de la figure 2.3. Cependant, on peut aussi parler de continuité des poids de la carte si cette relation est seulement vérifiée localement, comme à l'itération 500 de la figure 2.3. En d'autres termes, on parle de continuité de la carte lorsque des unités proches dans la carte ont des poids proches les uns des autres dans l'espace d'entrée.

Le format de ligne et de grille d'une carte de Kohonen permet d'étendre cette notion de

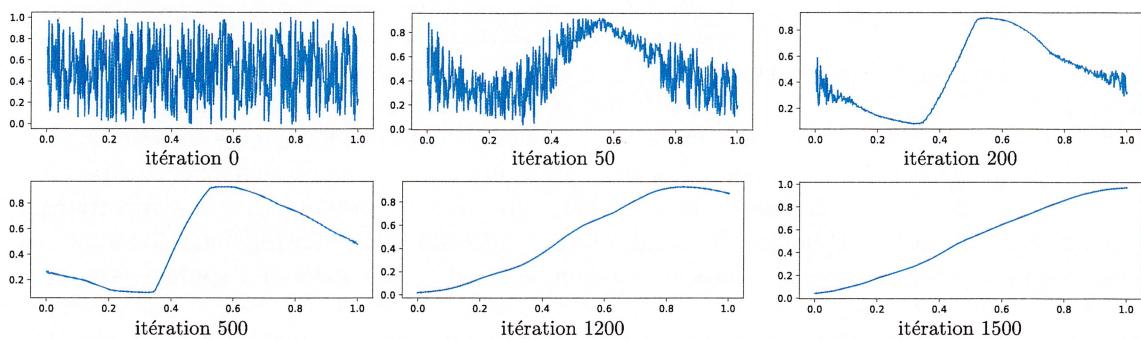


FIGURE 2.3 – Exemple de dépliement d'une carte 1D de taille 500, sur des données 1D $X \in [0, 1]$.

✓ Les paramètres $h_e = 0.2$, $\alpha = 0.2$ ont été gardé constants dans cet exemple. Une carte bien dépliée est assimilable à l'identité, comme sur cet exemple, ou moins l'identité. Ces configurations sont les deux seules pour lesquels les poids sont tous ordonnés suivant un ordre croissant ou décroissant.)?

✓ proximité entre prototype à une continuité des poids au sens mathématique, par interpolation. La carte peut alors être assimilée à une fonction :

$$\begin{aligned} M &: [0, 1]^2 \text{ ou } [0, 1] &\rightarrow \mathcal{D} \\ p &&\mapsto \omega_e(p) \end{aligned}$$

Cette continuité est une des puissances d'une carte de Kohonen en tant qu'algorithme de quantification vectorielle. Elle permet de directement associer des éléments de l'espace d'entrée à des positions p de faible dimension.

Au cours de l'apprentissage, les poids d'une carte se rapprochent de la distribution des données. On parlera de *dépliement* d'une carte pour parler de son apprentissage. Un exemple de dépliement d'une carte 1D sur des données 1D est tracé en figure 2.3. Dans ce cas, la carte 1D se rapproche de la fonction identité (ou moins l'identité) : les poids sont ordonnés entre 0 et 1. Lorsque la dimension des données est plus grande que celle de la carte, par exemple des points 2D ou des images (256 dimension), la carte formera des plis de manière à remplir l'espace \mathcal{D} (voir figure 1.5, section 1.5)?)

Nombre de neurones d'une carte

Le nombre de neurones d'une carte définit le niveau de quantification qu'on souhaite effectuer. Pour des opérations de classification, on choisira un nombre de neurones plus élevé que le nombre de classes, afin d'avoir plusieurs prototypes par classe. Dans cette thèse, nous utilisons principalement des cartes 1D comportant 500 noeuds.

Rayon de voisinage

Le choix de la fonction de voisinage est déterminant dans la topologie de la carte, et en particulier le rayon de voisinage h_e . Cette valeur détermine quelles unités voisines du BMU seront affectées par le déplacement du BMU. Plus le rayon h_e est grand, plus la partie de la carte déplacée vers l'entrée lors de la mise à jour est étendue. Un grand rayon d'apprentissage permet un dépliement plus rapide de la carte de Kohonen, mais l'apprentissage est peu précis car chaque

poids résultera de la moyenne d'un grand nombre de vecteurs. Les données déjà représentées sont alors rapidement oubliées par le déplacement des poids. Un petit rayon d'apprentissage permet de déplacer les poids concentrés dans une petite région sans affecter toute la carte. Cela permet donc d'apprendre de nouvelles entrées sans oublier les parties déjà apprises. Par contre, utiliser un petit rayon de voisinage au début de l'apprentissage empêche une carte de bien se déplier et d'apprendre une structure globale des données. On doit donc trouver un compromis entre apprentissage de nouvelles données et mémoire des données déjà apprises. Dans l'algorithme classique, ce compromis est trouvé en faisant décroître le rayon de voisinage au cours de l'apprentissage. Un grand rayon de voisinage permet à la carte de se déplier rapidement en apprenant une structure globale des données. Sa décroissance au cours des itérations permet d'affiner l'apprentissage des données à un niveau plus fin. Contrairement à la plupart des SOM classiques, nous garderons des rayons de voisinage constants dans CxSOM. Ainsi, une étape de déploiement des cartes ne dépend pas de l'itération mais seulement de l'état précédent de la carte et de l'architecture.

→ déjà dit
non?

+ pas besoin de
définir un temps
d'apprentissage.

2.2 Motivations du modèle CxSOM

A partir du modèle de carte de Kohonen détaillé en section 2.1, nous proposons une version de carte auto-organisatrice servant de bloc de base pour construire des architectures non-hierarchique de cartes. L'idée de construire une telle architecture est de traiter plusieurs ensembles de données de façon jointe, pour réaliser de la mémoire associative. Nous présentons tout d'abord les choix de développement effectués pour créer le modèle d'architecture.

S'expliquer?

2.2.1 Champ d'application : mémoire associative

L'architecture CxSOM a pour but de développer une mémoire *associative* au sein d'une architecture de cartes. On considère donc un ensemble d'espaces $\mathcal{D}^{(1)}, \dots, \mathcal{D}^{(n)}$, différentes modalités qu'on cherche à apprendre de façon associative. Les entrées présentées à une architecture de cartes seront $(X^{(1)}, \dots, X^{(n)}) \in \mathcal{D}^{(1)} \times \dots \times \mathcal{D}^{(n)}$. Pour pouvoir développer une mémoire associative, on se place dans des cas où les modalités considérées ne sont pas indépendantes les unes des autres : les distributions marginales $X^{(i)}$ ne sont pas indépendantes. Lorsqu'on tire une entrée pour la présenter à une carte, on tire une entrée jointe $(X^{(1)}, \dots, X^{(n)})$, puis chaque composante est présentée à la carte qui lui correspond. Pour respecter l'homogénéité des entrées nécessaires à l'apprentissage d'une carte auto-organisatrice, on normalise les espaces $\mathcal{D}^{(i)}$ pour que toutes les entrées soient à valeur dans $[0, 1]^k$, k la dimension de $\mathcal{D}^{(i)}$.

Dans les exemples de cette thèse, on tire des entrées jointes en 3 dimensions, donc chaque composante 1D est présentée à une carte. Chaque modalité est la coordonnée sur un des axes du point 3D tiré. Nous utiliserons par exemple, en tant qu'espace dont les modalités sont dépendantes, un ensemble de points sur un cercle en une dimension dans un espace en trois dimensions. Chaque coordonnée X, Y, Z dépend alors des deux autres coordonnées. On évaluera comment l'architecture que nous présentons dans cette partie apprend les données mais surtout leurs relations.

Les exemples porteront sur des modalités en une dimension, mais les dimensions de chaque modalité peuvent être quelconque.

à lire fig 2.4

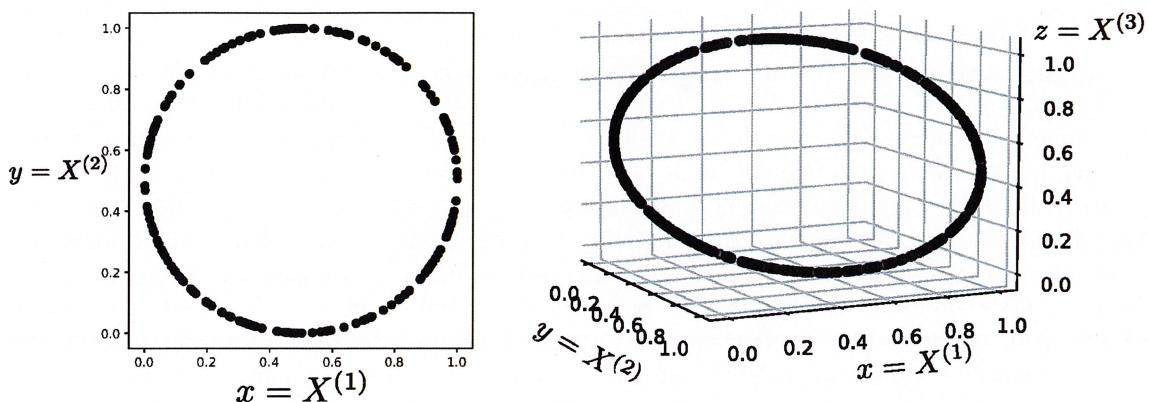


FIGURE 2.4 – Exemple de disposition d’entrées. Les modalités associées à différentes cartes sont les coordonnées x, y, z de chaque point. Dans une telle disposition, les modalités dépendent les unes des autres : développer une mémoire associative signifie apprendre le modèle de relation existant entre x, y et z , c’est à dire le cercle.

2.2.2 Description de l’architecture

Nous avons vu au chapitre précédent la notion de contexte transmis entre cartes. Dans CxSOM, on choisit de se placer dans le paradigme de transmission de la position du BMU entre cartes : on connecte une carte B à une carte A en donnant la position du BMU de B en entrée à la carte A. Ce paradigme de partage de positions rappelle à la fois le modèle hiérarchique HSOM [12], et les modèles de cartes récurrentes s’appuyant sur SOMSD [8, 7, 5].

Contrairement aux cartes hiérarchiques HSOM dans lesquelles la position du BMU est la seule entrée d’une carte de plus haut niveau, chaque carte de l’architecture peut posséder une entrée principale propre issue d’une modalité $X^{(i)}$, l’entrée *externe*. L’entrée ou les entrées correspondant aux positions des BMUs d’autres cartes sont considérées comme une entrée supplémentaire d’une carte. Les cartes auto-organisatrices dans le modèle CxSOM prennent donc un nombre arbitraire d’entrées, dont certaines sont les BMUs d’autres cartes. On appelle ces entrées internes à l’architecture les entrées *contextuelles* d’une carte. L’algorithme d’apprentissage d’une carte auto-organisatrice prenant une position de BMU en tant que contexte est similaire à celui d’une carte classique, comprenant :

1. Présentation de son entrée à la carte
2. Recherche du BMU par calcul d’activité
3. Mise à jour des poids selon une fonction de voisinage

Chaque carte aura maintenant plusieurs entrées : une entrée *externe* dans un espace d’entrée, facultative, et k entrées *contextuelles* qui sont les positions des BMUs des cartes qui lui sont connectées. La recherche du BMU doit être modifiée par rapport à la méthode originale : les rétroactions entre les cartes sont autorisées, la position du BMU de la carte A va donc influencer la position du BMU de la carte B, lequel modifie à nouveau le BMU de la carte A, etc.

Notre algorithme implémentera deux modifications principales par rapport à l’algorithme d’apprentissage d’une carte de Kohonen classique :

- Les cartes possèdent plusieurs entrées, externes et contextuelles ; les entrées contextuelles sont les positions des BMUs d’autres cartes. Le calcul de l’activité est modifié afin de

plusieurs entrées externes ?

prendre en compte ces différentes couches d'entrées.

La recherche du BMU est modifiée afin de gérer les rétroactions entre cartes.

L'architecture CxSOM couple ainsi l'apprentissage de plusieurs cartes. Elles apprennent à la fois sur leurs données $X^{(i)}$, mais contextualisées selon les informations issues des autres cartes. Notons que les cartes apprennent de façon jointe dès le début de leur apprentissage. Seule la position du BMU est utilisée comme information transmise entre carte. Cette valeur a l'avantage d'apporter une homogénéité dans l'architecture de cartes : quelles que soient les entrées d'une carte et leur dimension, le BMU sera une position en 1 ou 2 dimensions. Si on prenait le poids du BMU comme valeur transmise, par exemple, comme peut le faire la carte récurrente MSOM [14], l'information circulant entre les cartes dépendrait des dimensions des entrées. De plus, transmettre seulement le BMU est une avantage en terme de quantité d'information à transmettre. Certains modèles, tel que le modèle de carte récurrente [16] transmettent l'activité complète d'une carte en contexte. Certes, cette information reste indépendante du type d'entrée, est complète, mais lourde. La transmission du seul BMU, on le verra dans le chapitre d'analyse, est suffisante pour permettre l'apprentissage du modèle de relations entre données, qui est ce qu'on recherche avec les entrées multimodales.

On laisse aussi la possibilité d'utiliser des cartes ne prenant que des entrées contextuelles. Ces cartes agissent alors comme des cartes intermédiaires, connectant des cartes prenant des entrées externes.

L'algorithme CxSOM est détaillé en algorithme 1 ; les parties suivantes expliquent et illustrent le modèle. Nous présentons d'abord le modèle sur un exemple de deux cartes, puis le formalisme étendu dans un cadre général d'architecture.

2.3 Présentation de CxSOM : exemple d'une architecture de deux cartes

Avant de présenter le modèle général de CxSOM sur une architecture quelconque, présentons le fonctionnement de l'architecture la plus simple qui soit : deux cartes $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$, connectées réciproquement, présentée en figure 2.5. Toutes les équations seront formalisées dans le cas général en section 2.4. On prend dans cet exemple des cartes en une dimension, indexées par $p \in [0, 1]$. Les étapes sont d'abord détaillées, puis résumées en deuxième sous-partie.

2.3.1 Détail des étapes

les poids qui "se déplient" où ?

Structure des cartes La carte $M^{(1)}$ prend une entrée externe notée $X^{(1)}$ et une entrée contextuelle qui est le BMU de la carte $M^{(2)}$ $\Pi^{(2)}$. Les entrées externes $X^{(1)}$ et $X^{(2)}$ sont deux modalités interdépendantes ; dans cet exemple, il s'agit des coordonnées x et y d'un point sur un cercle tel que présenté en figure 3.3.1. Les entrées externes sont donc également en une dimension. La structure de chaque carte de l'architecture est adaptée à partir du modèle classique de SOM pour prendre deux entrées au lieu d'une. On indicera les éléments des cartes par (1) et (2) pour désigner les éléments appartenant à la carte $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$. Une carte possède ainsi deux couches de poids : les poids externes $w_e^{(i)}$, $i = 1, 2$ qui se déplient sur les entrées $X^{(i)}$, et les poids contextuels $w_c^{(i)}$, qui se déplient sur l'espace des positions en une dimension de l'autre carte. Ces deux couches de poids sont représentées en figure 2.6. La position du BMU de $M^{(2)}$, $\Pi^{(2)}$ est utilisée comme entrée contextuelle de $M^{(1)}$, et $\Pi^{(1)}$ comme entrée contextuelle de $M^{(2)}$. Les deux

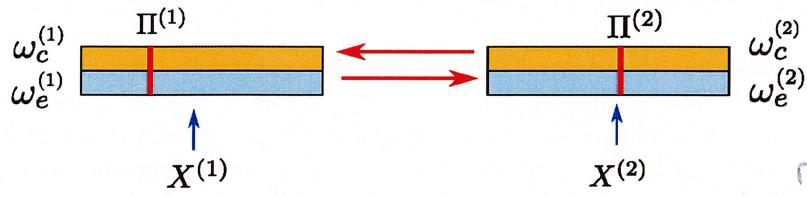


FIGURE 2.5 – Architecture la plus simple possible de deux cartes. Le BMU $\Pi^{(1)}$ de la carte $M^{(1)}$ est utilisé en entrée de $M^{(2)}$, et le BMU $\Pi^{(2)}$ de $M^{(2)}$ en entrée de $M^{(1)}$. Chaque carte possède donc deux couches de poids.

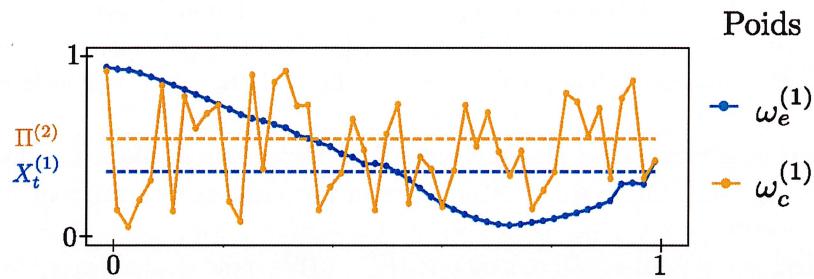


FIGURE 2.6 – Représentation des poids de $M^{(1)}$. L'entrée externe X_t présentée à l'itération t , tirée d'un espace d'entrée 1D $[0, 1]$, est indiquée en bleu sur le graphique. L'entrée contextuelle est le BMU de la carte $M^{(2)}$. Sa valeur est indiquée en jaune; il s'agit d'une position 1D dans la carte $M^{(2)}$, à valeur entre 0 et 1. Cet exemple de disposition des poids est pris au cours du dépliement d'une structure de deux cartes sur un cercle.

cartes apprennent donc de façon couplée.

Calcul d'activité L'activité de la carte a_g résulte de la combinaison entre l'activité *externe* et l'activité *contextuelle*. Ces deux activités sont calculées comme dans le modèle classique, équation 2.1 et tracées en figure 2.8; l'activité externe compare les poids externes à l'entrée externe X_t , et l'activité contextuelle les poids contextuels à l'entrée contextuelle.

Pour la carte $M^{(1)}$, au pas de temps t , on a :

$$\begin{cases} a_e^{(1)}(X_t^{(1)}, p) = \exp \frac{-\|\omega_e^{(1)}(p) - X_t^{(1)}\|^2}{2\sigma^2} \\ a_c^{(1)}(\Pi^{(2)}, p) = \exp \frac{-\|\omega_c^{(1)}(p) - \Pi^{(2)}\|^2}{2\sigma^2} \end{cases} \quad (2.3)$$

a_c et a_e sont combinées en une activité globale :

$$a_g^{(1)}(p, X^{(1)}, \Pi^{(1)}, \Pi^{(2)}) = \sqrt{a_e(X_t, p)(\beta a_e(X_t, p) + (1 - \beta)a_c(\Pi^{(2)}, p))}, \beta = 0.5 \quad (2.4)$$

Par la différence de contribution de a_c et a_e au sein de l'activité globale – a_c ne contribue qu'à la puissance $\frac{1}{2}$ – on assure que l'activité contextuelle vient seulement moduler l'activité externe. On peut observer cette modulation sur la courbe noire de la figure 2.8 : l'activité globale suit la même progression que l'activité externe, mais est localement modifiée par les variations de l'activité contextuelle. De cette façon, les entrées contextuelles ne viennent pas donner d'hallucinations à la carte : elle apprend en priorité ses entrées, conditionnées aux entrées contextuelles.

Relaxation Le calcul de $\Pi^{(1)}$ dépend donc de $\Pi^{(2)}$ et inversement. Contrairement à une carte simple, on ne peut pas calculer tous les BMUs de l'architecture un par un en prenant \hat{p} , l'argmax de a_g , comme BMU dans chaque carte. On remplace l'étape de simple calcul d'argmax par un processus global à l'architecture de recherche de BMU. Cette recherche est réalisée par un processus dynamique que l'on appellera *relaxation*, menant à un *consensus* entre cartes : on cherche un point, s'il en existe, où le BMU de chaque carte est au plus proche du maximum de son activité globale \hat{p} . On répétera donc le calcul de l'activité globale et de son argmax plusieurs fois au sein d'une même itération. *jusque ?*

Cette recherche est une boucle imbriquée dans un pas d'apprentissage t , indexée par τ et appelée *relaxation*. On définit une suite de BMUs intermédiaires, $(\Pi_\tau^{(1)}, \Pi_\tau^{(2)})$, τ variant de 0 à un nombre d'itération maximum fixé pour assurer une fin de la boucle. Le processus de relaxation est le suivant :

1. Les entrées externes sont présentées au début de la boucle, *donc* a_e peut être calculée ; $\Pi_0^{(1)}$ et $\Pi_0^{(2)}$ sont initialisées à la position où les activités externes sont maximales dans chaque carte.
2. On effectue des petits déplacements de $\Pi^{(1)}$ et $\Pi^{(2)}$ dans chaque carte. Tant que la suite de positions $(\Pi_\tau^{(1)}, \Pi_\tau^{(2)})$ n'a pas atteint un point de convergence *defin?*
 - (a) Dans chaque carte, calculer les activités contextuelles et globales, définissant ainsi $\hat{p}_\tau^{(1)} = \arg \max_{p^{(1)}} (a_g^{(1)}(p^{(1)}, X^{(1)}, \Pi^{(2)}))$, de même pour $\hat{p}^{(2)}$.
 - (b) Déplacer $\Pi^{(1)}$ vers $\hat{p}^{(1)}$ et $\Pi^{(2)}$ vers $\hat{p}^{(2)}$ d'un pas Δ : $\Pi_{\tau+1}^{(1)} = \Pi_\tau^{(1)} \pm \Delta$. Si une des valeurs est plus proche de \hat{p} que Δ , on déplacera Π directement sur \hat{p} pour éviter les oscillations autour du point. Cette étape est illustrée en figure 2.7.
3. Le BMU de chaque carte est pris comme la valeur finale stable de ce processus dynamique. On note cette position finale $\Pi_t^{(i)}$, désignant que cette valeur correspond à l'itération d'apprentissage t . Cette valeur est utilisée pour les *mises à jour des poids*. Si la relaxation n'atteint pas de point stable, on fixe tout de même un nombre d'itérations maximum après lequel on arrête la relaxation.

Mise à jour Enfin, chaque couche de poids $\omega_e^{(i)}$, $\omega_c^{(i)}$ est mise à jour indépendamment dans chaque carte relativement au BMU $\Pi_t^{(i)}$ et les entrées externes $X_t^{(i)}$ et contextuelles $\Pi_t^{(j)}$. Cette mise à jour correspond à la figure 2.9. Les rayons d'apprentissage diffèrent entre couche externe et couche contextuelle. *parce que ?* *Consensus "évacué dans ? ? ?"*

2.3.2 Résumé

Les étapes d'un pas d'apprentissage t d'une architecture de deux cartes sont les suivantes ; elles sont schématisées en figure 2.10.

1. Présentation des entrées $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ à chaque carte
2. Relaxation :
 - (a) Calcul de l'activité externe $a_e(X^{(i)}, p)$ dans chaque carte et initialisation des BMUs $(\Pi_0^{(1)}, \Pi_0^{(2)})$ pour la relaxation.
 - (b) Relaxation par petits déplacements de $\Pi_\tau^{(1)}, \Pi_\tau^{(2)}$ dans chaque carte, avec calcul de l'activité contextuelle et globale à chaque pas τ , jusqu'à stabilisation selon τ du couple de valeurs $(\Pi_\tau^{(1)}, \Pi_\tau^{(2)})$

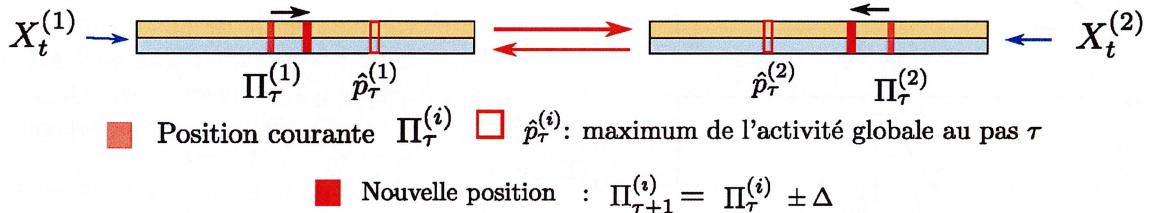


FIGURE 2.7 – Description d'une étape de la relaxation dans l'architecture, aboutissant à un consensus entre cartes. Au sein d'une même itération t , les position des BMU Π sont légèrement déplacées jusqu'à ce que toutes les positions Π des cartes de l'architecture soient stables. Ces positions maximisent collectivement les activités globales de chaque carte.

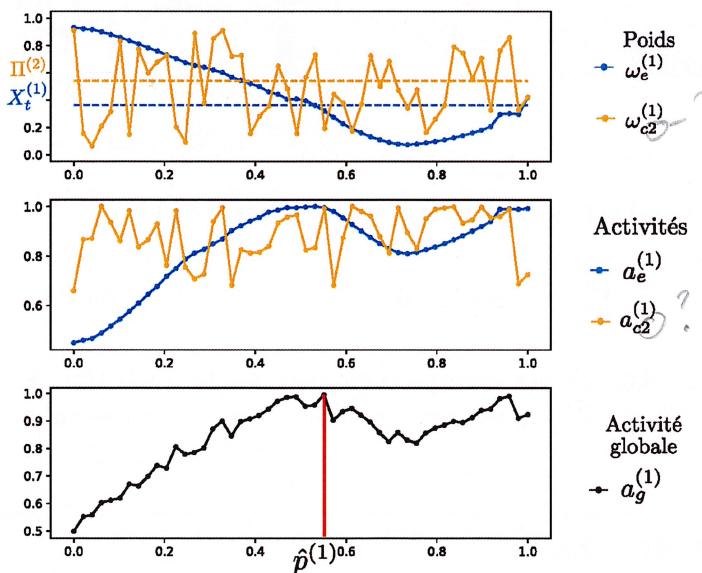


FIGURE 2.8 – Calcul d'activité dans une SOM au sein d'une architecture de deux cartes. La carte prend une entrée externe et une entrées contextuelle. L'indice (1) permet de distinguer les objets relativement à cette carte. L'entrée externe est $X_t^{(1)}$. La carte possède deux couches de poids, permettant de calculer deux activités. L'activité globale prend en compte toutes les couches d'activités afin de trouver un BMU commun pour toutes les couches de poids. Ce calcul favorise l'activité externe et est modulé par l'activité contextuelle, ce qu'on observe sur la courbe du bas. Le maximum de l'activité globale est noté \hat{p} . A partir de l'activité globale, le BMU $\Pi^{(1)}$ sera trouvé par le processus de relaxation décrit en partie 2.4.2.

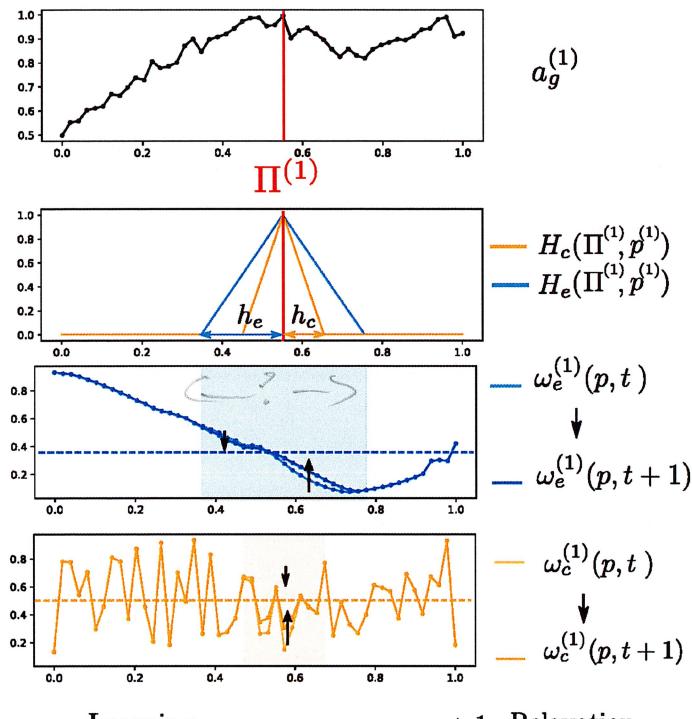


FIGURE 2.9 – Mise à jour de chaque couche de poids indépendamment, relativement au BMU commun $\Pi^{(1)}$, calculé par relaxation. Par définition de la relaxation, la position $\Pi^{(1)}$ est proche de la position $\hat{p}^{(1)}$ à la fin de la relaxation. Le rayon de voisinage h_e est utilisé pour mettre à jour les poids externes, le rayon h_c pour mettre à jour les poids contextuels. On choisit $h_e > h_c$. Cette différence permet une différence d'échelle d'apprentissage entre couches de poids. Elle est détaillée en section suivante.

figures plus claires ?

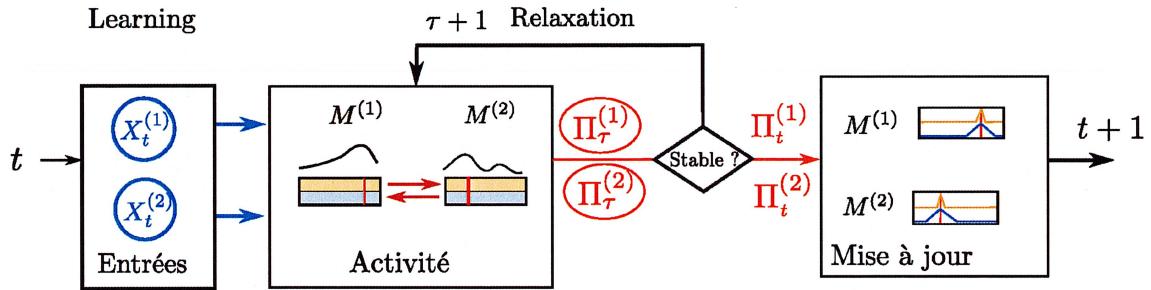


FIGURE 2.10 – Résumé des étapes de l'algorithme d'apprentissage d'une architecture.

- (c) Choix des positions de BMU $\Pi_t^{(1)}, \Pi_t^{(2)}$ comme la valeur de $(\Pi_\tau^{(1)}, \Pi_\tau^{(2)})$ à l'issue de la relaxation
- 3. Mise à jour des poids $\omega_e^{(i)}$ et $\omega_c^{(i)}$ dans chaque carte, selon la position du BMU $\Pi^{(i)}$, les entrées externes $X_t^{(i)}$ et contextuelles $\Pi_t^{(j)}$, la position du BMU calculée par relaxation dans l'autre carte.

2.4 Formalisation : cas pour n cartes

Nous présentons dans cette partie un formalisme pour l'algorithme général pour une architecture quelconque de n cartes. Les notations sont valables pour des cartes de dimension quelconque ; les entrées peuvent être de dimension quelconque. La différence principale avec l'exemple à deux cartes est qu'une carte peut prendre plusieurs entrées contextuelles, qui sont les BMUs de toutes les cartes qui lui sont connectées dans l'architecture, au lieu d'une dans le cas de deux cartes. On retrouvera donc les notations de la partie précédente. Cette partie concentre toutes les notations

et l'algorithme utilisé dans cette thèse. L'algorithme est résumé en algorithme 1.

2.4.1 Entrées et calcul d'activité

Nous présentons d'abord la structure et les notations utilisées dans une carte ; toutes ces notations sont retrouvables en figure 2.8, pour l'exemple d'architecture de 2 cartes. Dans une architecture composée de n cartes, les cartes sont indexées par $i \in \{1, \dots, n\}$. On indicera chaque élément d'une carte $M^{(i)}$ par l'exposant (i) . Pour faciliter la lecture, nous omettrons par abus de langage l'exposant (i) dans les équations, lorsqu'on se concentre sur une seule carte. X_t désigne donc $X_t^{(i)}$, ω_e désigne $\omega_e^{(i)}$, etc.

A un pas d'apprentissage t , une carte $M^{(i)}$ reçoit en entrée une entrée externe notée X_t et K entrées contextuelles. Notons-les pour le moment $\gamma_{i_1}, \dots, \gamma_{i_K}$; elles seront les positions de BMU $\Pi^{(i_k)}$ des cartes d'indice i_k qui lui sont connectées. La gestion des entrées contextuelles sera décrite avec le processus de relaxation en section suivante ; notons pour le moment que les entrées contextuelles sont des positions 1D ou 2D dans des cartes.

La carte possède donc $K+1$ couches de poids. On note $\omega_e(p)$ les poids externes et $\omega_{ci_1}(p), \dots, \omega_{ci_K}(p)$ les poids correspondant aux entrées contextuelles, les *poids contextuels*. Les poids externes sont à valeur dans $\mathcal{D}^{(i)}$, la modalité associée à la carte i . Les poids contextuels sont à valeur dans l'espace des positions d'une carte, soit $[0, 1]$ en 1D ou $[0, 1]^2$ en 2D.

Les activités externes et contextuelles s'expriment de la façon suivante :

$$\begin{cases} a_e(X_t, p) = \exp \frac{-\|\omega_e(p) - X_t\|^2}{2\sigma^2} \\ a_{ci_k}(\gamma_{i_k}, p) = \exp \frac{-\|\omega_{ci_k}(p) - \gamma_{i_k}\|^2}{2\sigma^2}, \end{cases} \quad (2.5)$$

i_1, \dots, i_K indices des cartes connectées à i dans l'architecture

Notons $a_c(\Gamma, p)$ la moyenne des activités contextuelles, avec $\Gamma = (\gamma_{i_1}, \dots, \gamma_{i_K})$.

$$a_c(\Gamma, p) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K a_{ci_k}(\gamma_{i_k}, p) \quad (2.6)$$

L'activité globale a_g est calculée en combinant l'activité externe et la moyenne des activités contextuelles :

$$a_g(X_t, \Gamma, p) = \sqrt{\alpha a_e(X_t, p) + (1 - \alpha)a_c(\Gamma, p)}, \quad \beta = 0.5 \quad (2.7)$$

On note \hat{p} la position du maximum de l'activité globale :

$$\hat{p} = \arg \max_p a_g(X_t, \Gamma, p) \quad (2.8)$$

2.4.2 Calcul du BMU par relaxation

Dans chaque carte i , l'entrée contextuelle $\gamma_{i_k}^{(i)}$ est le BMU $\Pi^{(i_k)}$ de la carte i_k . Le BMU $\Pi^{(i)}$ dépend donc de ceux des autres cartes, qui dépendent eux-mêmes de Π_m . Au lieu de chercher un maximum d'activité indépendamment dans chaque carte, on doit donc résoudre un problème

d'optimisation global à l'architecture. On cherche les positions $\Pi = (\Pi^{(1)}, \dots, \Pi^{(n)})$, si elles existent, telles que :

$$\forall i, \Pi^{(i)} = \arg \max_{p^{(i)}} a_g^{(i)}(X_t^{(i)}, \Pi^{(i_1)}, \dots, \Pi^{(i_K)}, p^{(i)}) \quad (2.9)$$

$\Pi^{(i_1)}, \dots, \Pi^{(i_K)}$ est un sous ensemble de Π . On peut donc écrire $\Pi^{(i)} = \arg \max_{p^{(i)}} a_g^{(i)}(X_t^{(i)}, \Pi, p^{(i)})$. Si cette position n'existe pas, on cherche le meilleur compromis, c'est à dire les positions $\Pi^{(i)}$ telles que l'activité globale de chaque carte soit la plus élevée possible.

Pour formuler le problème en terme d'optimisation, on cherche le vecteur $\Pi = (\Pi^{(i)})_{i=1 \dots n}$ minimisant, pour tout i , $\|\Pi^{(i)} - \arg \max_{p^{(i)}} a_g^{(i)}(X_t^{(i)}, \Pi, p^{(i)})\|$

Le processus de relaxation est une boucle imbriquée dans un pas d'apprentissage de l'architecture, indexée par τ . Notons $\Pi^{(i)}$ la position du BMU de la carte i , et $\Pi = (\Pi^{(0)}, \dots, \Pi^{(n)})$, avec n le nombre de cartes de l'architecture.

On cherche, dans chaque carte i , la position $\Pi^{(i)}$ telle que $\forall i, a_g^{(i)}(\Pi^{(i)}, X^{(i)}, \Pi^{(i_0)}, \dots, \Pi^{(i_k)})$ soit maximale. Au début d'un pas d'apprentissage, chaque carte est nourrie avec une entrée externe $X_t^{(i)}$ qui restera constante au cours de la relaxation. Les activités externes $a_e^{(i)}(X_t^{(i)}, p)$ de chaque carte peuvent être calculées. La recherche du BMU suit le processus de relaxation suivant :

1. Dans chaque carte i , la position $\Pi^{(i)}$ est initialisée à $\hat{p}_0^{(i)} = \arg \max_{p^{(i)}} (a_e^{(i)}(X_t^{(i)}, p))$. Dans chaque carte i , on assigne $\gamma_{i_k}^{(i)} = \Pi_\tau^{(i_k)}$
2. Tant que toutes les positions $\Pi^{(i)}$ ne sont pas stables,
 - (a) Dans chaque carte i , calculer les activités contextuelles et globales, définissant ainsi $\hat{p}_\tau^{(i)} = \arg \max_{p^{(i)}} (a_g^{(i)}(p^{(i)}, X^{(i)}, \Pi_\tau^{(i_0)}, \dots, \Pi_\tau^{(i_k)}))$, avec i_0, \dots, i_k les indices des cartes connectées à i dans l'architecture.
 - (b) Déplacer $\Pi^{(i)}$ vers $\hat{p}^{(i)}$: $\Pi_{\tau+1}^{(i)} \leftarrow \Pi_\tau^{(i)} + \Delta \times \text{sgn}(\hat{p}^{(i)} - \Pi^{(i)})$ si $|\Pi^{(i)} - \hat{p}^{(i)}| \geq \Delta$, $\Pi^{(i)} \leftarrow \hat{p}^{(i)}$ sinon.
3. Le BMU de chaque carte est pris comme la valeur finale stable de ce processus dynamique. Cette valeur est utilisée pour les mises à jour des poids.

Il peut arriver que les positions ne trouvent pas de point de stabilité. Dans ce cas, on arrêtera la relaxation arbitrairement ; ce phénomène étant ponctuel, il n'influence pas l'apprentissage. Les paramètres des cartes de l'architecture sont choisis pour éviter de telles situations.

2.4.3 Mise à jour des poids

Les poids sont mis à jour par rapport à leurs entrées respectives suivant l'équation 2.2. Le BMU d'une carte est ainsi commun à toutes les couches. Les rayons de voisinage h_e et h_c ont des valeurs différentes ; celles-ci seront détaillées en partie suivante. Il faut noter que les poids contextuels cartographient l'espace des positions d'une autre carte. Les positions des cartes sont donc associées par les poids contextuels.

$$\omega_e^{(i)}(p, t+1) = \omega_e^{(i)}(p, t) + H_e(\Pi^{(i)}, p)(\omega_e^{(i)}(p) - X_t^{(i)}) \quad (2.10)$$

$$\forall k, \omega_{ck}^{(i)}(p, t+1) = \omega_{ck}^{(i)}(p) + H_c(\Pi^{(i)}, p)(\omega_{ck}^{(i)}(p) - \Pi_t^{(i)}) \quad (2.11)$$

Algorithme 1 : Déroulement d'une itération d'apprentissage t

Données : $X_t^{(1)}, \dots, X_t^{(K)}$ tirés dans $\mathcal{D}^{(1)} \times \dots \times \mathcal{D}^{(n)}$

$\tau \leftarrow 0$;

pour chaque Carte i faire $\Pi_0^{(i)} \leftarrow \arg \max_{p^{(i)}} a_e(X_t^{(i)}, p^{(i)})$;
tant que $\Pi_\tau \neq \Pi_{\tau-1}$ et $\tau < N_{\max}$ faire $\rightarrow \tau_{\max}$?

pour chaque Carte i faire

Avec i_0, \dots, i_k indices des cartes connectées à i dans l'architecture ;

Calcul de $a_{c1}^{(i)}(\Pi^{(i_0)}, p^{(i)}), \dots, a_{ck}^{(i)}(\Pi^{(i_k)}, p^{(i)})$;

Calcul de $a_g^{(i)}(X^{(i)}, \Pi_\tau^{(i_0)}, \dots, \Pi_\tau^{(i_k)})$ (équation 2.7) ;

$\hat{p}_\tau^{(i)} = \arg \max_{p^{(i)}} a_g^{(i)}(X^{(i)}, \Pi_\tau^{(i_0)}, \dots, \Pi_\tau^{(i_k)})$;

Déplacement de $\Pi_\tau^{(i)}$ vers $\hat{p}^{(i)}$ d'un pas Δ :

$\Pi_{\tau+1}^{(i)} \leftarrow \Pi_\tau^{(i)} + \min(\Delta, |\hat{p}^{(i)} - \Pi^{(i)}|) \times \text{sgn}(\hat{p}^{(i)} - \Pi^{(i)})$;

fin

$\tau \leftarrow \tau + 1$;

fin

$\Pi_t^{(1)}, \dots, \Pi_t^{(n)} \leftarrow \hat{p}_\tau^{(1)}, \dots, \hat{p}_\tau^{(n)}$;

pour chaque Carte i faire

$\omega_e^{(i)}(p) \leftarrow \omega_e^{(i)}(p) + H_e(\Pi^{(i)}, p)(\omega_e^{(i)}(p) - X_t^{(i)})$;

pour chaque k faire $\omega_{ck}^{(i)}(p) \leftarrow \omega_{ck}^{(i)}(p) + H_c(\Pi^{(i)}, p)(\omega_{ck}^{(i)}(p) - \Pi_t^{(i_k)})$;

fin

2.4.4 Etape de test

Afin d'étudier le dépliement des cartes, on effectue des itérations de *test* pendant l'apprentissage. Ces étapes consistent à effectuer les étapes de présentation d'entrée, calcul d'activité et recherche du BMU par relaxation, mais pas l'étape de mise à jour des poids. Les poids des cartes restent donc figés pendant un ensemble de tests. Les entrées des cartes sont $X_t^{(i)}$, issues d'un ensemble de test, du même espace que les entrées servant à l'apprentissage.

et pourquoi ça ?

2.5 Choix des paramètres

Le modèle CxSOM introduit des paramètres supplémentaires par rapport à une carte classique. Les plages de valeur utilisées pour tous les paramètres d'une architecture sont résumées en tableau 2.1

2.5.1 Paramétrage d'une carte

On retrouve les mêmes paramètres dans CxSOM que sur une carte classique : taille de la carte, topologie et dimensions. Contrairement à une carte simple, on a maintenant un jeu de paramètres d'apprentissage par couche de poids d'une carte : pour chaque couche de poids ω_e et ω_{ck} , on peut faire varier le taux d'apprentissage α et le rayon de voisinage h_e ou h_{ck} . On choisit de prendre un taux d'apprentissage α commun à toutes les couches dans un souci de simplicité.

TABLE 2.1 – Tableau récapitulatif des paramètres ayant une influence sur le comportement de l'algorithme CxSOM. Tous les paramètres relatifs à une carte sont les mêmes pour chacune des cartes de l'architecture, mais il est possible de les différencier. L'analyse de l'influence des paramètres sera détaillée au chapitre ??.

Paramètres	Description	Plage de valeur
α	Taux d'apprentissage	0.1
N	Taille de la carte	de 500 à 1000 en 1D, 50×50 en 2D
h_e	Rayon de voisinage externe	autour de 0.2
h_c	Rayon de voisinage contextuel	D'ordre $\frac{h_e}{10}$ ou inférieur ?
Δ	Pas de relaxation	0.1

α restera constant au cours de l'apprentissage, contrairement à une carte classique dans laquelle α décroît.

On choisit de prendre une valeur $h_{ck} = h_c$ commune à toutes les couches de poids contextuels d'une carte. Ainsi, on apporte une symétrie dans les connexions : les cartes réagissent de la même façon aux autres cartes. On choisit par contre de prendre le rayon externe h_e très supérieur au rayon contextuel. Nous prendrons au moins $h_e = 10h_c$. Ce choix de paramètres apporte deux échelles de vitesse dans l'apprentissage, sans avoir à modifier les paramètres au cours du déploiement. Les poids externes se déplient alors très rapidement sur les données, quand les poids contextuels se déplacent très peu au début. Lorsque les poids externes sont organisés, l'apprentissage n'influence plus que les poids contextuels et ces derniers se déplient. Nous analyserons plus en détail l'apprentissage des cartes dans le chapitre suivant.

Ce jeu de paramètres est ajustable indépendamment dans chaque carte de l'architecture. Dans cette thèse, on prendra en général les mêmes valeurs pour toutes les cartes d'une architecture.

2.5.2 Paramètres de l'architecture

Certains paramètres sont relatifs à l'architecture. Il s'agit d'abord de Δ , le pas d'apprentissage. Nous avons pris la même valeur de pas pour toutes les cartes. Cette valeur sera en général d'ordre 0.1, c'est à dire un déplacement de 10% de la taille de la carte, dans les expériences présentées dans les chapitres suivants. Nous verrons que la valeur de ce paramètre a finalement peu d'influence sur la relaxation ; il faut juste veiller à ne pas le prendre trop petit, pour ne pas augmenter les temps de relaxation. Le deuxième paramètre relatif à la relaxation est N_{max} , nombre maximum de pas de relaxation. Il sera fixé à 200 dans la plupart de nos expériences ; nous verrons que la relaxation, si elle converge, se réalise en une dizaine de pas. Les connexions entre cartes sont prédéfinies et fixes. On choisit donc au préalable la taille de l'architecture et les connexions entre cartes.

2.6 Conclusion

le modèle CxSOM permet de construire une architectures de carte auto-organisatrices apprenant chacune sur des entrées de différents types, mais liées par un modèle : des entrées multimodales. L'apprentissage est couplé entre cartes par l'utilisation d'entrées contextuelles dans chaque carte, qui sont les positions des best matching unit des cartes qui lui sont connectées. Nous avons