



HAL
open science

Modélisation du cervelet

Émilie Colin

► **To cite this version:**

| Émilie Colin. Modélisation du cervelet. Sciences cognitives. 2015. hal-01502802

HAL Id: hal-01502802

<https://inria.hal.science/hal-01502802>

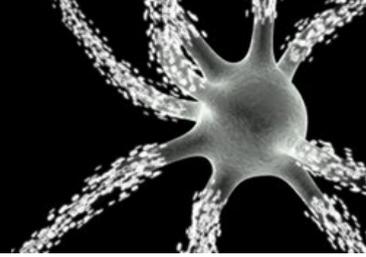
Submitted on 6 Apr 2017

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



Modélisation du cervelet

équipe Cortex - Loria



Émilie Colin

Sciences de la Cognition et Applications

Université de Lorraine

Un mémoire soumis pour le master de

Sciences de la Cognition et Applications

Encadrants : Yann Boniface & Alain Dutech

Membres du jury : Maxime Amblard (*responsable M2 TAL*), Yann Boniface (*tuteur en laboratoire*), Christine Bourjot (*responsable M2 SCMN*), Laure Buhry (*parrain universitaire*), Manuel Rebuschi (*responsable Master SCA*)

Travail présenté en septembre 2015

Résumé

Arthur Kaladjian a proposé en 1999 une modélisation du cervelet, sur laquelle Yann Boniface, chercheur en neuromimétique, et Alain Dutech, spécialiste de l'apprentissage par renforcement, se sont penchés. Ils ont donc décidé d'y consacrer cette étude, que nous avons menée sur cinq mois.

La modélisation proposée, percutante mais floue, est porteuse de concepts très peu communs. Elle implique :

- une reproduction neuromimétique de la gestion d'erreurs (corrections suite à perturbation physique du bras lors d'un mouvement),
- une gestion de séquences sans qu'ait été, de manière *ad hoc*, fourni de descriptif des dites séquences (comme l'équation du cercle pour reproduire des cercles).

Une première analyse de ce travail a permis de soumettre à évaluation quatre modèles permettant la gestion d'erreurs. Ces modèles, basés comme chez Kaladjian sur des perceptrons, permettent de pallier des biais imposés par l'usage de divers outils. Le plus performant met en jeu un cervelet utilisant l'activité cérébrale. La dite activité correspond aux sorties de la couche cachée du perceptron pariétal ; nous verrons cela en détail dans ce mémoire.

L'évaluation de la distance d'erreur, utilisée par le chercheur comme signal déclenchant l'apprentissage du cervelet, s'est révélée superflue.

A la lumière du travail accompli, nous avons jugé utile de revenir vers la thèse. N'ayant pas pu valider cette seconde lecture, elle n'est présentée qu'en annexe. Elle éclaire en particulier les cellules pariétales, sur support des travaux de Georgopoulos *et al.* [8] : les cellules du cortex cérébral sont plus ou moins actives, d'après Kaladjian, selon l'adéquation entre la direction "préférentielle" dont elles sont porteuses et celle d'un objet par rapport à un point de référence.

Cet aspect fortement présent dans la thèse étudiée, mais non formalisé et s'appuyant sur des ressources de sciences biologiques, aurait eu besoin de plus de temps pour permettre l'élaboration d'autres modèles validés et reproductibles, pour mieux cadrer l'extrapolation. Des pistes de recherche restent donc pleinement ouvertes.

Table des matières

Table des matières	iv
Liste des graphiques et schémas	vi
1 Introduction	1
1.1 Présentation, objectifs du stage	1
1.2 Notions préalables	3
1.2.1 La thèse d'Arthur Kaladjian	3
1.2.1.1 La thèse, un peu de contexte	3
1.2.1.2 La modélisation proposée	3
1.2.2 Au royaume des perceptrons	5
1.2.2.1 Quelques références	6
1.2.2.2 Fonctionnement général d'un perceptron	6
1.2.2.3 Les perceptrons	7
2 Prise en main de la thèse	11
2.1 Analyse préalable	11
2.1.1 Coopération cortex, cervelet et bras	11
2.1.2 Éléments modélisés	12
2.1.2.1 Cortex cérébral	12
2.1.2.2 Olive, un contrôleur	13
2.1.2.3 Cervelet	13
2.1.3 Résultats obtenus par l'auteur	13
2.1.3.1 Modèle direct	13
2.1.3.2 Modèle inverse	15
2.2 Travail réalisé, présentation globale	17
2.2.1 Le pariétal, un perceptron qui apprend les mouvements.	18
2.2.2 Le cervelet, un perceptron qui ajuste les mouvements.	19

3	Modèle proposé, détail	23
3.1	Le pariétal/le cortex moteur	23
3.1.1	Analyse du pariétal	24
3.2	Le cervelet	25
3.2.1	Analyse du cervelet	26
3.2.1.1	L'apprentissage	27
3.2.1.2	Un modèle 2 au final plus pertinent	28
3.2.2	Résultats	29
4	Conclusions	31
	Références	36
A	Notions d'anatomie	I
B	Microzones du cervelet	VIII
C	Modèles support de l'auteur	XVII
D	Contre-analyse	XXIII
E	Quelques éléments techniques	XLVI

Liste des graphiques et schémas

1.1	Modèle de bras	3
1.2	Coopération cortex/cervelet d'après A. Kaladjian	4
1.3	Fonctionnement global du cortex cérébral	4
1.4	Apprentissages des “deux cervelets”	5
1.5	Structure d'un neurone artificiel	6
1.6	Modèle de perceptron à couche cachée	7
1.7	Algorithme d'apprentissage d'un perceptron	9
1.8	Sigmoïde et tangente hyperbolique, deux fonctions classiques	10
2.1	Capacité de généralisation du cervelet intermédiaire de Kaladjian.	14
2.2	Formation du cervelet intermédiaire, illustration d'étapes successives	14
2.3	Contributions durant l'apprentissage avec erreur corticale chez Kaladjian.	15
2.4	Reproduction de séquences et translation chez Kaladjian	16
2.5	Homothéties et adaptabilité de la solution de Kaladjian (figures variées).	16
2.6	Modèle initialement traduit de la thèse	17
2.7	Application au démarrage	18
2.8	θ_1 et θ_2 , les angles gérés par les commandes motrices	18
2.9	Cartographies des erreurs, illustrations issues des premiers tests.	18
2.10	Gestion des erreurs, illustrations issues des premiers tests	19
3.1	Perceptron du pariétal	24
3.2	Statistiques d'évolution sur plus de 800 perceptrons pariétaux	24
3.3	Évolution médiane du pariétal	25
3.4	Représentation du bras équipé d'un outil	25
3.5	Modèles testés	26
3.6	Le modèle 4 se démarque positivement à cinq cents pas.	27
3.7	L'écart est mince, mais réel	28
3.8	Le modèle 2, un modèle légèrement plus pertinent	29

3.9	Les modèles 2 et 4 permettent une approche plus fine	29
3.10	Description des différents objets testés	30
3.11	Proximité des modèles	30
A.1	Synapse entre deux neurones	I
A.2	Architecture des éléments biologiques présents dans la thèse	III
A.3	Zones d'activations du cervelet	IV
A.4	Les différentes parties du cervelet	V
A.5	Le cervelet, un système composé de couches	V
B.1	Perceptron de la microzone <i>angles</i> , modèle 1	VIII
B.2	Perceptron de la microzone <i>angles</i> , modèle 2	IX
B.3	Perceptron de la microzone <i>angles</i> , modèle 3	X
B.4	Perceptron de la microzone <i>distance</i> , modèle 3	X
B.5	Perceptron de la microzone <i>angles</i> , modèle 4	XI
B.6	Perceptron de la microzone <i>distance</i> , modèle 4	XII
C.1	Échanges dans le système global, issu de la thèse	XVIII
C.2	Boucle cérébello-motrice, issue de la thèse	XVIII
C.3	Modèles de systèmes de contrôle, p.89 de la thèse, fig. 11 de A à C	XX
C.4	Système de contrôle modèle D, p.89 de la thèse, fig. 11	XX
D.1	Schéma d'ensemble du système	XXV
D.2	Directions préférentielles des cellules corticales et cérébelleuses	XXVII
D.3	Représentation des contributions des cellules corticales	XXVII
D.4	Représentation de l'activité des cellules corticales	XXVIII
D.5	Les différentes phases de l'apprentissage selon Kaladjian	XXXI
D.6	Statistiques d'évolution sur près de 200 perceptrons pariétaux, cellules directionnelles .	XLIV
E.1	Classes de listeners, rangées dans corps.*	XLIX
E.2	Cervelet	XLIX
E.3	Évènements	XLIX
E.4	Objets fonctionnels	L
E.5	Implémentations de la classe java <i>Serializable</i>	L
E.6	Implémentations d' <i>EventListener</i>	LI

Chapitre 1

Introduction

1.1 Présentation, objectifs du stage

Ce stage, inscrit au sein du cursus Sciences Cognitives et Médias Numériques (SCMN), consiste en cinq mois de recherches ; il est une initiation à un métier, celui de chercheur. L'intérêt, pour le stagiaire, réside en l'acquisition de savoirs nouveaux : un travail dense en neuromimétique, un bain dans la cybernétique : il s'agit de croiser le fer avec les mathématiques, pour une mise au feu des aptitudes acquises, pour une appropriation de compétences utiles en soi, utiles aussi de manière transversale. Un *background* un tant soit peu étoffé, validé, en intelligence artificielle, fournit assurance mais surtout savoir-faire ré-exploitable, par exemple en conceptualisation, en fouille de données. . .

Ce stage, réalisé au sein de l'équipe Cortex¹, vise à clarifier une thèse de neurosciences, rédigée par un futur psychiatre, Arthur Kaladjian, qui n'a pas de culture informatique au niveau de celle des chercheurs connexionnistes. Ce futur psychiatre offre pourtant un modèle potentiellement très intéressant.

Tout d'abord, s'appuyant un peu moins de trois cents références, appartenant en majorité à la neurophysiologie, il a étudié dans le détail le cervelet. Ensuite, il en a proposé une modélisation. Qui dit modélisation dit formalisation, et qui dit formalisation dit possibilité d'expérience, de validation informatique. La thèse, en particulier le chapitre analysé, présente justement ce travail. Ce travail n'a pour l'instant pas pu être reproduit par l'équipe Cortex, par manque de clarté de l'exposé.

Les modèles proposés

Arthur Kaladjian expose deux modèles. Le premier, relativement classique, est dit modèle avant (*feed-forward*). Il apporte par son fonctionnement un éclairage, un angle de vue solide, sur le fonctionnement

1. CF <http://cortex.loria.fr/>

réel du cervelet. Par contre, il n'apporte que peu au connexionnisme car il fait usage de modèles désormais éprouvés de perceptrons (voir p.5). Ce stage s'y intéresse néanmoins, car nous le verrons, son implémentation réserve quelques spécificités bio-inspirées novatrices.

Le second modèle, basé aussi sur des perceptrons, est plus riche. Ce modèle permet de décrypter des séquences (de composition de cercle par exemple) sans avoir mis l'équation du cercle dans la boîte noire. La logique de ce modèle se révélera riche.

Objectifs du stage

Ce stage vise à mettre à plat, le mieux possible, ce que propose Kaladjian, afin de mesurer les limites et les portes ouvertes par son travail, de comprendre voire de mettre à l'épreuve les dynamiques d'apprentissage et algorithmes s'y trouvant.

Plus spécifiquement, ce stage a donc pour canevas :

- comprendre et clarifier la thèse de Kaladjian,
- extraire et décrire les algorithmes qui y sont présents,
- implémenter et évaluer ces dits algorithmes,
- présenter un bilan des limites et envisager les possibilités offertes par le système complexe proposé.

Il a pour cible l'analyse d'un chapitre de thèse, la définition, l'implémentation et la validation de ce qui y est décrit.

Le chapitre en question s'intitule sobrement "Modélisation". Il couvre un peu plus de cinquante-cinq pages et constitue le cœur du sujet couvert par l'auteur, Arthur Kaladjian : *Modélisation des interactions entre le cortex cérébral et le cervelet au cours du mouvement*[10].

1.2 Notions préalables

Nous nous centrerons dans cette introduction sur ce qui est utile à notre étude, après avoir présenté l’auteur, son travail. Une présentation des notions anatomiques utiles est consultable dans l’annexe A.

1.2.1 La thèse d’Arthur Kaladjian

1.2.1.1 La thèse, un peu de contexte

Arthur Kaladjian travaille au CHU de Reims (Hôpital Robert Debré), au sein de l’équipe “Cognition, Emotion, Vulnérabilité”. Il n’a jamais cessé son travail de recherche qui concerne maintenant principalement les troubles bipolaires.

Ce neuroscientifique a soutenu, en 1999, une thèse intitulée *Modélisation des interactions entre le cortex cérébral et le cervelet au cours du mouvement*, au centre du stage ici présenté, thèse supervisée par Michel Dufossé[2].



Arthur Kaladjian[2]

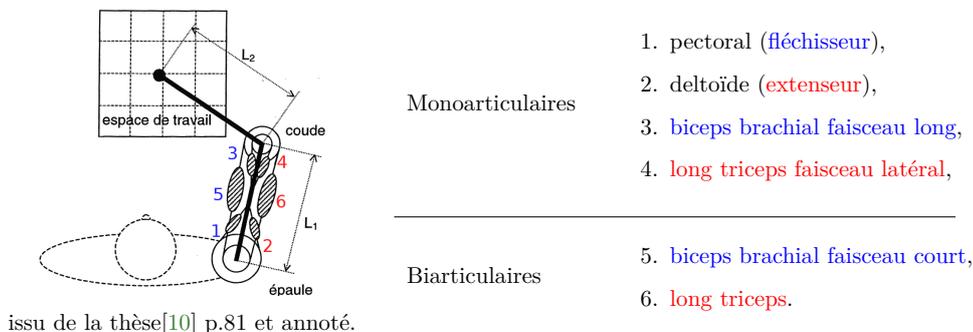
Il a, à ce moment là, offert un modèle connexionniste (cervelet, cortex), conçu sous la direction de Yves Burnod, Université Paris VI.

Cette thèse a nécessité un travail en informatique pour le moins dense, dont Kaladjian, malgré des efforts remarquables, n’a pas pu donner un exposé précis.

1.2.1.2 La modélisation proposée

Elle vise une mise à l’épreuve d’une formulation théorique par le biais d’une modélisation informatique. L’auteur utilise une modélisation de certaines parties du cerveau à l’aide de réseaux de neurones, et valide son modèle sur un bras biomécanique simulé.

Le bras : le modèle utilisé par l’auteur simule six muscles.

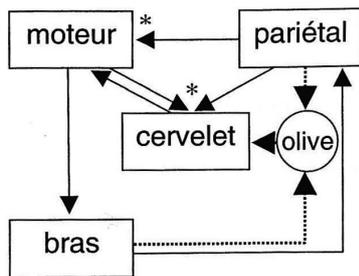


Graphique 1.1 – Modèle de bras

Le bras est utilisé sur un plan horizontal, avec des mouvements gauche/droite, dits latéraux, et des mouvements haut/bas, dits antéro-postérieurs.

Côté cerveau : la coopération cortex/cervelet

Les réseaux de neurones utilisés par A. Kaladjian fonctionnent en cycle.



« Les processus de plasticité se produisent aux niveaux * » issu de la thèse[10] p.84.

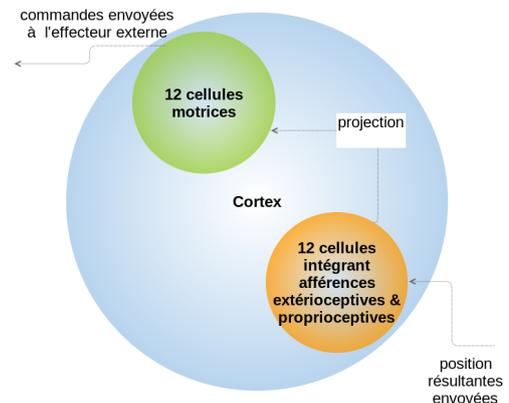
1. le pariétal et le moteur → calcule commandes motrices mouvement dans cadre de référence externe.
2. le cervelet → reçoit informations sensorielles ou motrices, projette sur le cortex moteur.
3. l'olive → encode différence(désir, réel) et commandes initiant le mouvement (p.80).

Graphique 1.2 – Coopération cortex/cervelet d'après A. Kaladjian

Le cortex cérébral, constitué des aires pariétale et motrice, gère la liaison entre volonté de mouvement et exécution du mouvement. Il apprend à se servir du bras, le cervelet interviendra en second lieu.

Le modèle de cortex cérébral est constitué, nous dit Kaladjian, de deux ensembles de douze cellules (perceptives dans le premier, motrices dans le second). Ces ensembles fonctionnent en collaboration pour commander le bras.

Les commandes générées sont envoyées (activation motrice) vers le bras en fonction du résultat de l'addition d'une composante corticale et cérébelleuse (p.85).



Graphique 1.3 – Fonctionnement global du cortex cérébral

L'olive apparaît en tant que contrôleur. Elle assure des opérations de liaison entre cortex cérébral et cervelet.

Le cervelet est composé de microzones dont le nombre varie selon la nature des mouvements (séquences, complexité des séquences). Ces microzones sont des unités de gestion de fonction, relativement

1.2. NOTIONS PRÉALABLES

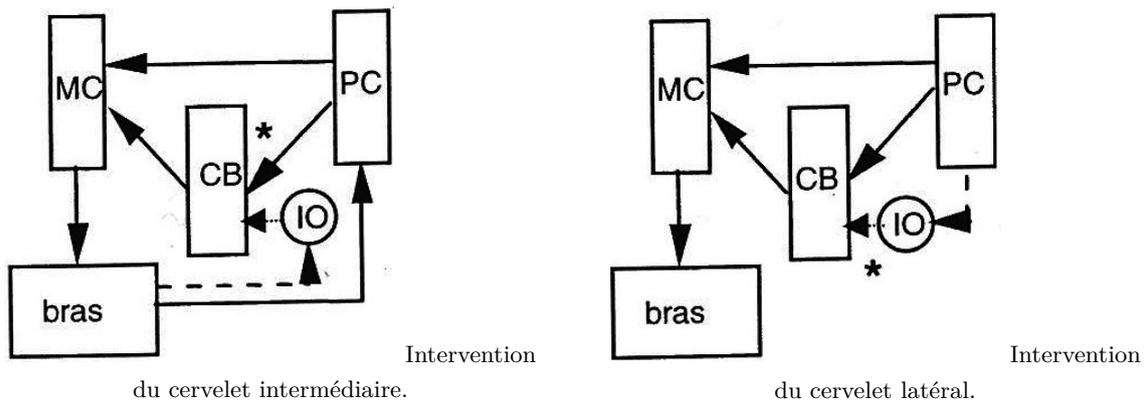
diverses dans la réalité (cf annexe A, page III). Selon Kaladjian, elles sont elles-mêmes composées de sous-structures comparables à des perceptrons. Dans le modèle de Kaladjian, leur but est de :

- ajuster le mouvement.
- se substituer au cortex pour les tâches stéréotypées .

L'auteur évalue deux principaux modèles d'interaction cervelet/cortex. Il utilise la notion de cervelet intermédiaire et de cervelet latéral pour les identifier, en rapport à la localisation de la zone d'origine de chaque modèle. Le premier vise l'ajustement du mouvement, en particulier lorsqu'il y a perturbation. Le second gère l'apprentissage de séquences de mouvements.

Le cervelet dit intermédiaire réalise son apprentissage sur la base d'erreurs de position, issues donc du monde physique. Il opère en affectant les cellules motrices actives du cortex moteur, nous dit le futur psychiatre.

Le cervelet latéral apprend ce qui permettra des successions de commandes motrices, informations issues du pariétal.



Transmission construite depuis les retours sensoriels.

Information déconnectée des retours sensoriels.

schémas issus de la thèse[10] p.89.

Graphique 1.4 – Apprentissages des “deux cervelets”

1.2.2 Au royaume des perceptrons

Nous allons donc maintenant effleurer le domaine de l'Intelligence Artificielle (I.A.), en nous concentrant particulièrement sur les perceptrons. Ils sont directement le produit du connexionnisme (ou neuromimétique).

1.2.2.1 Quelques références

Des supports écrits sont utiles à qui veut creuser, en voici trois recommandés :

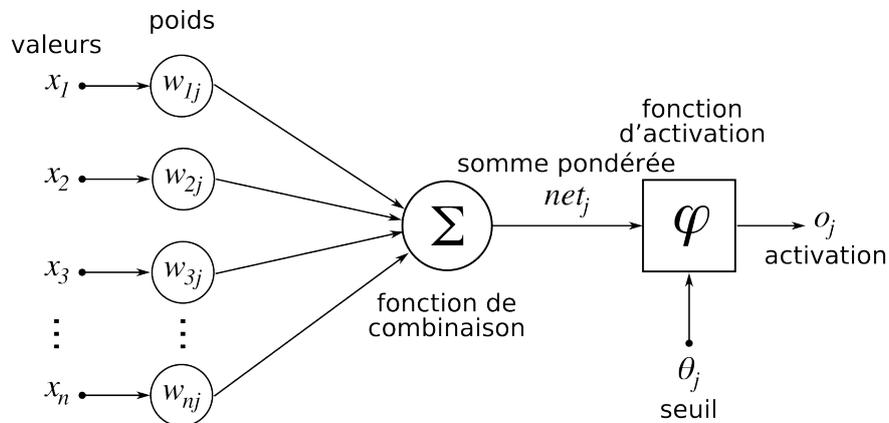
- *Apprentissage et mémoire*, Boniface et Rougier [4],
- *Les réseaux de neurones artificiels : introduction au connexionnisme*, Touzet [18],
- *Perceptron simple, Perceptron multi-couches*, Rougier [17].

Côté web, on peut citer deux excellentes sources :

- [site regroupant des cours de Nicolas Rougier](#)¹ : des présentations claires et complètes,
- [ai-junkie](#)² : une approche très pédagogique basée sur l'exemple (code très lisible en C).

1.2.2.2 Fonctionnement général d'un perceptron

Le connexionnisme que nous connaissons aujourd'hui a nourri, au cours de son existence toute récente, espoirs et désillusions. Tout a démarré au cœur de la révolution cybernétique, en 1943, avec une proposition primordiale, celle du concept de neurone formel (McCulloch & Pitts). Avec ce neurone, on crut trouver la clé de la réalisation de la machine de Turing.



Chaque valeur x_i est multipliée par le poids w_i correspondant, on additionne, passe le résultat à travers une fonction, puis, selon un seuil, obtient par exemple 0 ou 1.

Source de l'image : Wikimedia Commons

Graphique 1.5 – Structure d'un neurone artificiel

En 1949, soit six années plus tard, Hebb entra en scène, proposant un réseau dans lequel les synapses formelles sont porteuses des savoirs acquis, comme celles des neurones de McCulloch & Pitts ; les liaisons entre neurones modulent l'information.

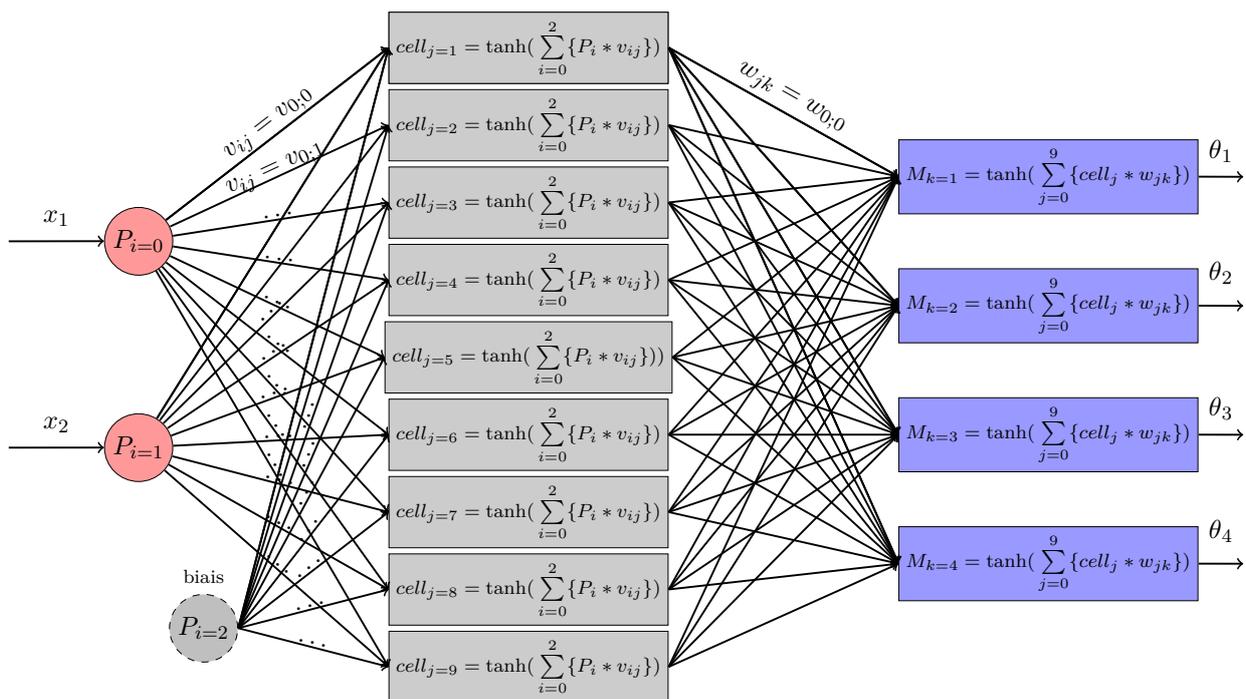
1. <http://www.labri.fr/perso/nrougier/teaching>, consulté en juillet 2015.
 2. <http://www.ai-junkie.com>, consulté en juillet 2015.

1.2. NOTIONS PRÉALABLES

Inventé en 1957 par Franck Rosenblatt, remis à flot par Hebb, le perceptron fut clairement affiné grâce aux travaux sur la rétro-propagation du gradient de Werbos (1975), puis de Parker & LeCun (1985) et de Rumelhart & McClelland (1986). Ces travaux ont rendu possibles et pertinents les perceptrons multicouches que nous allons maintenant aborder.

1.2.2.3 Les perceptrons

Vous pouvez observer une représentation générique de perceptron multicouches, fournie ci-après. La couche cachée, composée des blocs de la colonne centrale sur le schéma ci-dessous, n'est pas forcément utilisée. Par exemple, Kaladjian, qui utiliserait un perceptron trois couches au niveau cérébral, se "contenterait" de perceptrons à deux couches pour la modélisation du cervelet, les « synapses n'étant plastiques qu'entre les deuxième et troisième couche » (p. 74[10]). Chaque microzone est individuellement considérée comme un perceptron "simple".



Graphique 1.6 – Modèle de perceptron à couche cachée

Le perceptron reçoit des entrées (x_1 et x_2 sur le graphique 1.6), elles circulent jusqu'à la couche de sortie où des valeurs sont attendues (θ_1 à θ_4 ici).

Le rôle de seuil présent sur le graphique 1.5 est joué par le biais.

Les poids sont initialisés aléatoirement. Nous avons des valeurs en entrée, nous voudrions des valeurs en sortie. Cet ensemble constitue une base d'apprentissage qui doit voir les deux pôles (entrées/sorties) fortement corrélés. Sinon... le système n'a pas de sens.

Les poids étant initialisés aléatoirement, les valeurs récupérées en sortie ne sont pas celles attendues. Ce n'est pas grave. Cette sortie va permettre, en comparant valeurs attendues avec valeurs obtenues, de calculer une erreur. Cette erreur va pouvoir être répercutée sur les poids afin qu'au final, le perceptron nous fournisse les sorties désirées.

Des principes sont fondamentaux : celui de la fonction participant à l'obtention du résultat, et celui de la rétro-propagation du gradient.

La fonction utilisée, tangente hyperbolique sur la figure 1.6, se doit d'être dérivable. Elle doit aussi être continue, bornée et à seuil. Des algorithmes nous permettent de calculer l'erreur (algorithme utilisé dans le programme présenté ci-après), afin de corriger les poids.

Lorsque nous modifions un poids, nous répercutons donc un tout petit pourcentage de chaque erreur jusqu'à ce que l'apprentissage soit terminé afin que notre perceptron puisse s'adapter à un ensemble de situations dont la base d'apprentissage se doit d'être représentative.

Des comportements complexes peuvent être gérés grâce à l'usage de couches cachées. L'apprentissage est alors plus délicat. La rétro-propagation du gradient intervient pour faire appliquer les correctifs afférents aux couches intermédiaires. Il s'agit de déterminer la part d'un poids donné dans l'erreur globale, et de le moduler en conséquence.

Voici l'algorithme utilisé :

ALGORITHME apprentissage

```
tableau : couches[] ← couches_existantes de dimension entière nbCouches
// $x_1, x_2$  sont les valeurs entrantes,  $\theta_1, \theta_2$  les valeurs désirées
réel :  $x_1, x_2, \theta_1, \theta_2$ 
```

DEBUT

```
tableau : entrées[] ← [ $x_1, x_2$ ], sorties[] ← [ $\theta_1, \theta_2$ ]
réel : pas ← 0.5
//utilisation du perceptron en mode avant (affecte valeurs des neurones).
POUR  $i$  ALLANT_DE 0 A nbCouches-1
    entrées ← obtenir_sorties(entrées)
FIN_POUR

//les synapses sont portées par les neurones accueillant la valeur issue du
//neurone du rang précédent. Rien n'est à modifier pour couches[0], la boucle
```

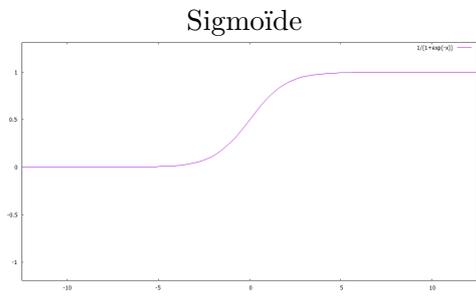
1.2. NOTIONS PRÉALABLES

```
//voit donc i s'arrêter à 1.
POUR i ALLANT_DE nbCouches-1 A 1 AVEC PAS DE -1
  entier : nb_neurones_couche_référente ← nb_neurones(couches[i - 1])
  tableau : gradient[] ← [0 * nb_neurones_couche_référente]
  entier : nb_neurones ← nb_neurones(couches[i])

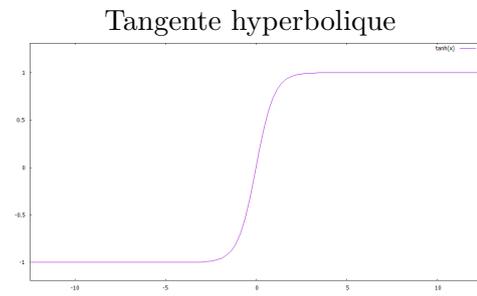
  POUR j ALLANT_DE 0 A nb_neurones
    réel : potentiel ← 0
    //le nombre de poids correspond au nombre de synapses entrantes
    POUR k ALLANT_DE 0 A nb_poids(neurone[j])
      potentiel ← potentiel + poids[k] * valeur(obtenir_neurone(couche[i - 1], k))
    FIN_POUR
    //sorties contient les sorties désirées au premier tour de boucle, le gradient ensuite.
    réel : erreur
    SI seuil(couches[i]) = faux
      //la couche est la dernière couche
      erreur ← dérivée(potentiel) * (sorties[j] - valeur(neurone[j]))
    SINON
      erreur ← dérivée(potentiel) * sorties[j]
    FIN SI
    POUR k ALLANT_DE 0 A nb_poids(neurone[j])
      poids[k] ← poids[k] + pas * erreur * valeur(obtenir_neurone(couche[i - 1], k))
      gradient[k] ← gradient[k] + poids[k] * erreur
    FIN_POUR
  FIN_POUR
  sorties ← gradient
FIN_POUR
FIN
//notes : chaque couche intègre une fonction (tanh, ...), "dérivée" et "valeur" utilisées ici
//exploitent la fonction définie pour ce qui est demandé.
```

Graphique 1.7 – Algorithme d'apprentissage d'un perceptron

Les fonctions d'activation classiquement utilisées sont sigmoïde ou tangente hyperbolique.



Sa dérivée est : $\exp(-\text{valeur}) / (1 + \exp(-\text{valeur}))^2$



Sa dérivée est : $1 - \tanh(\text{valeur})^2$

Graphique 1.8 – Sigmoide et tangente hyperbolique, deux fonctions classiques

Chapitre 2

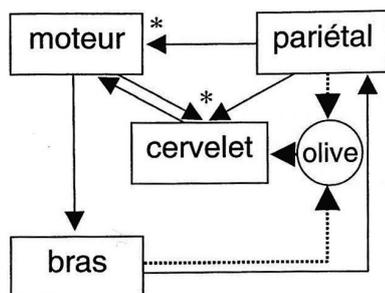
Prise en main de la thèse

2.1 Analyse préalable

Cette partie vise à présenter le contenu de la thèse telle qu'elle a été comprise et a permis de construire le modèle ultérieurement présenté. Il y a des zones d'ombre, parce que Kaladjian ne formalise pas tout ce qui a été mis en œuvre. Nous reviendrons sur les points présentant des incertitudes en particulier lors de la conclusion.

2.1.1 Coopération cortex, cervelet et bras

Nous avons donc, ainsi que l'illustre l'auteur dans la figure reprise ici par souci de clarté :



« Les processus de plasticité se produisent aux niveaux * »
document issu de la thèse[10] p.84.

figure déjà présentée p.4, graphique 1.2.1.2

1. le cortex cérébral qui calcule les commandes motrices dans un cadre de référence externe.
2. le cervelet qui reçoit des informations sensorielles ou motrices, projette une activité sur le cortex moteur.
3. l'olive qui encode à la fois les différences entre les positions désirées et celles obtenues, à la fois les commandes initiant le mouvement[10].
4. le cervelet qui reçoit les signaux constitués par l'olive, et vient agir pour que les commandes motrices soient ajustées.
5. le bras qui réceptionne et se meut en fonction des commandes.

L’auteur nous parle de cellules pré-paramétrées pour une direction (direction dite préférentielle), précisant que l’activité de chaque cellule motrice est proportionnelle au déplacement du point d’équilibre¹. Cette description du fonctionnement cellulaire est importante dans la thèse, tout en étant imprécise. La notion de pré-paramétrage concerne en tout cas le bloc cérébral.

Les activités des cellules ont des valeurs continues négatives ou positives qui ne sont pas seuillées. L’activation motrice se fait lorsque les commandes sont envoyées. Le bras gère en interne les valeurs reçues, inhibant les valeurs trop faibles. L’auteur nous précise, page 82, que le bras utilise des signaux de contrôle supraspinaux (issus d’un niveau supérieur à la moelle épinière) répondant à l’équation suivante :

$$E_{ij}^{ss} = E_{thr} - \lambda_{ij}$$

ij sont les indices des six muscles (i identifie de 1 à 3 épaule, coude, biarticulaire, j identifie fléchisseur/extenseur). E_{ij}^{ss} est la définition du signal traité par les muscles. λ_{ij} est le vecteur de contrôle, c’est-à-dire un ensemble de six valeurs ciblant les muscles, et E_{thr} n’est autre que le seuil d’excitation du muscle (cf p.131[10]).

L’auteur nous dit explicitement, page 83, ne pas assurer “physiquement” de gestion complexe du mouvement. Le bras biomécanique s’en occupe. Un “simple” changement linéaire des valeurs suffit. L’auteur n’a eu ni besoin d’assurer « la représentation de l’équation du mouvement [... ni celles] des propriétés de l’appareil neuromusculaires. »

2.1.2 Éléments modélisés

2.1.2.1 Cortex cérébral

Le cortex cérébral est modélisé à l’aide de la règle de Hebb. Il y a là usage de perceptrons, *a priori* d’un seul perceptron.

L’apprentissage cérébral est la première phase détaillée par Kaladjian, page 87. Il se fait en boucle fermée (avec rétroaction) vers une boucle ouverte (sans rétroaction).

D’après Kaladjian, les étapes de la première phase sont :

1. génération d’activités aléatoires aire motrice → bras activé,
2. retours du bras vers aire pariétale (cellules afférentes),
3. les cellules directionnelles actives traitent les retours des cellules répondant côté pariétal,
4. les cellules motrices s’adaptent en fonction des cellules directionnelles qui ont répondu.

Je précise que les termes “retours”, “traitent” et “apprennent” n’ont pas été formalisés, qu’il a fallu interpréter pour proposer un modèle.

1. point d’équilibre : « position [déterminée] par les raideurs des muscles » (Kaladjian p. 8)

L'auteur nous dit, appuyant l'expérience sur de la théorie, qu'une deuxième phase consiste à une mise en adéquation du cervelet avec la structure du pariétal. Une transmission des coordonnées des cellules motrices par le cortex pariétal au cervelet feraient définir à celui-ci les cellules auxquelles il s'adresse côté moteur. Il semblerait que Kaladjian ait choisi de fournir les coordonnées (obtenues en phase I) de manière statique au cervelet.

2.1.2.2 Olive, un contrôleur

L'olive n'est pas très détaillée dans la thèse. Elle ne serait pas dotée d'un perceptron. On ne trouve aucune évocation pouvant laisser entendre cela. Il s'agit en fait d'un contrôleur réalisant des calculs intermédiaires et entrant en scène lorsque des biais dans le mouvement viennent nécessiter l'action du cervelet. Les détails sont relativement pauvres à son propos. Le mot "contrôleur" est donc à prendre avec des pincettes.

2.1.2.3 Cervelet

Ensemble de perceptrons chez Kaladjian, le cervelet va faire se moduler des cellules du cortex moteur. Il n'y a que les cellules directionnelles concernées qui seront impactées. Ce sont les sorties du cervelet sur le cortex moteur qui permettent de faire la sélection.

Plusieurs microzones, deux, quatre ou plus pour certaines séquences de mouvements, composent le type de cervelet testé. Elles ont pour but d'ajuster le mouvement (cervelet intermédiaire), de gérer des séquences (cervelet latéral). Une microzone est modélisée par un perceptron.

Chaque microzone dispose de 120 fibres parallèles qui assurent la réception des afférences corticales (pariétales ou motrices selon les tests). Il est là difficile de trier ce que l'auteur donne comme information issue du cadre théorique neurophysiologique ou qui est propre au modèle informatique.

En tout cas, les données que retourne le cervelet (vers le cortex moteur) n'affectent que les cellules motrices actives de ce dernier. Un ciblage est mis en place, quelque soit la façon dont il a été structuré.

2.1.3 Résultats obtenus par l'auteur

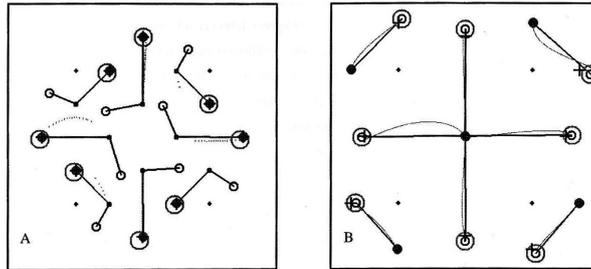
Si les aires centrales du cervelet, regroupées sous l'étiquette "cervelet intermédiaire", représentent le modèle *forward* (donc modèle dit "direct"), les aires latérales représentent le modèle inverse, ce qui effectue le contrôle adaptatif (p.77).

2.1.3.1 Modèle direct

Arthur Kaladjian obtient un ajustement du mouvement après introduction d'un biais. Cette correction, nous dit-il, se généralise, c'est-à-dire qu'une fois l'apprentissage fait, le bras se voit opérer avec

succès des corrections hors de la base d'exemples.

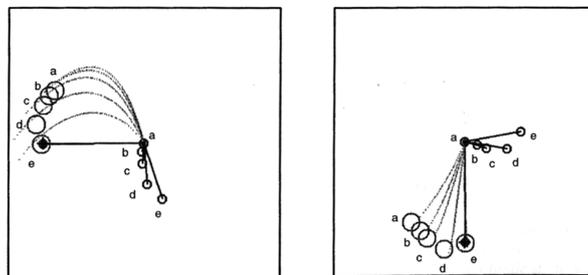
Il illustre l'apprentissage et ses conséquences page 99 en précisant : « la contribution cérébelleuse permettant la correction présente un angle important par rapport à la trajectoire théorique », « [a]près apprentissage, le cervelet est capable d'élaborer des commandes motrices adaptées[...] ».



généralisation après apprentissage cérébelleux - fig. 23 thèse de Kaladjian, sachant qu'il reprend à droite la fig. 19 p.95.

Graphique 2.1 – Capacité de généralisation du cervelet intermédiaire de Kaladjian.

Sur le graphique 2.2, comme sur le graphique 2.1, les petits cercles pleins représentent le point de départ. Au cœur des grands cercles se trouve le point d'arrivée, le grand cercle permettant d'identifier la zone cible. Les traits rectilignes montrent l'itinéraire théorique, les autres l'itinéraire obtenu.



issu de la figure 24 page 101, thèse de Kaladjian

Graphique 2.2 – Formation du cervelet intermédiaire, illustration d'étapes (a, b, c, d, e)

La figure 24 de la page 101 de la thèse, reproduite sur le graphique 2.2, montre que l'adaptation du cervelet est progressive. Ce graphique illustre l'apprentissage de deux mouvements sur directions différentes à l'aide du premier signal d'erreur. Les petits cercles clairs peuvent être interprétés comme des positions de départ virtuelles pour parvenir au bon résultat. Kaladjian ne présente guère ses graphiques, et nous sommes réduits à extrapoler. Les localisations de départ a, b, c, d, e sont peut-être utilisées virtuellement pour parvenir à destination. Peut-être sont-elles concrètement utilisées pour obtenir des données d'apprentissage.

2.1. ANALYSE PRÉALABLE

Avant que le cervelet puisse réellement prendre le relais, le pariétal contribue notablement aux commandes (et de moins en moins).

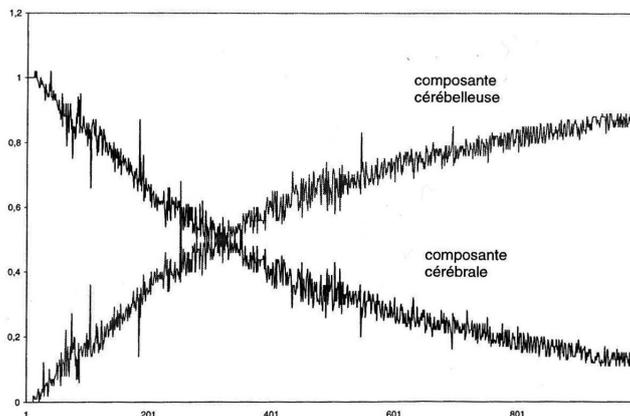


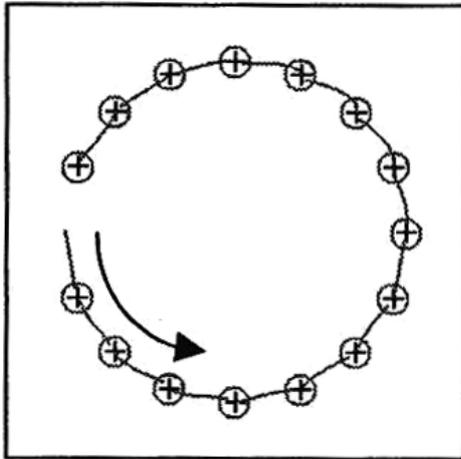
Figure 27 page 104 - Évolution des contributions corticales et cérébelleuses pendant l'apprentissage avec erreur corticale.

Graphique 2.3 – Contributions durant l'apprentissage avec erreur corticale chez Kaladjian.

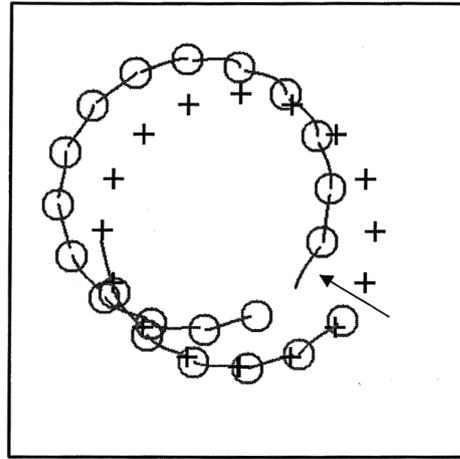
On peut sans trop se tromper avancer que les parts des contributions corticales et cérébelleuses sont les contributions du cortex cérébral et du cervelet aux commandes motrices. Kaladjian présente dans sa thèse un modèle direct fonctionnel.

2.1.3.2 Modèle inverse

C'est côté modèle inverse que le travail est le plus joli, le moins détaillé aussi hélas. Le modèle inverse est capable de reproduire des séquences, des transformations quasiment présentées comme un effet de bord (« on observe de façon remarquable que la séquence des commandes suivantes aboutit à un cercle dont le diamètre est fonction de cette amplitude » page 108[10]).



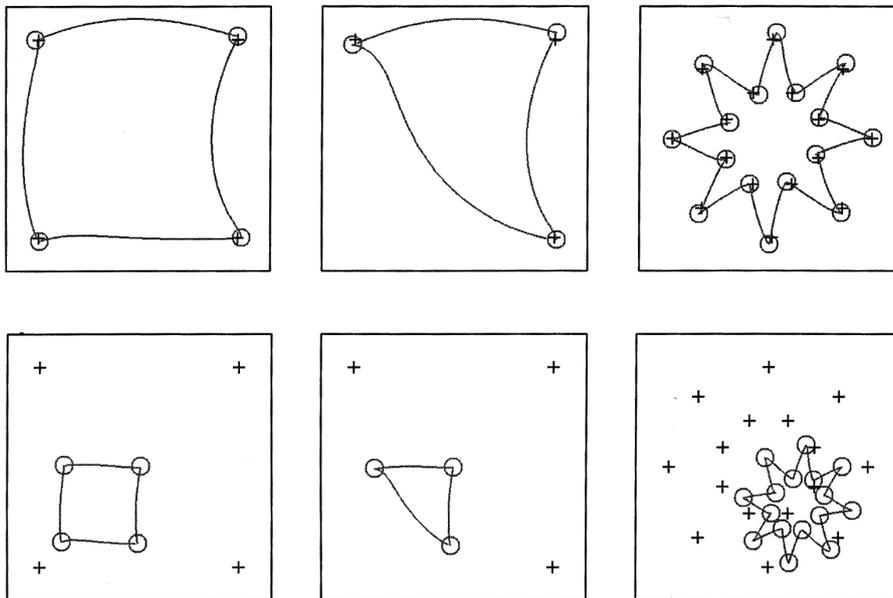
Exemple d'un cercle que le cervelet latéral va apprendre, issu de la page 109, figure 30.



Translation suite au déplacement du point de travail pendant l'exécution, issu de la page 110, figure 31.

Graphique 2.4 – Reproduction de séquences et translation chez Kaladjian

Le cervelet latéral permet l'apprentissage de séquences variées, la complexité résidant dans le changement - ou non, de direction au cours d'une séquence. Quand cela se produit, Kaladjian gère l'information à l'aide de plusieurs lots de microzones (lot de deux par direction spécifique, cf p.108).



Transformation de figures par translation et réduction de taille, figure 33 (tournée) p. 112

Graphique 2.5 – Homothéties et adaptabilité de la solution de Kaladjian (figures variées).

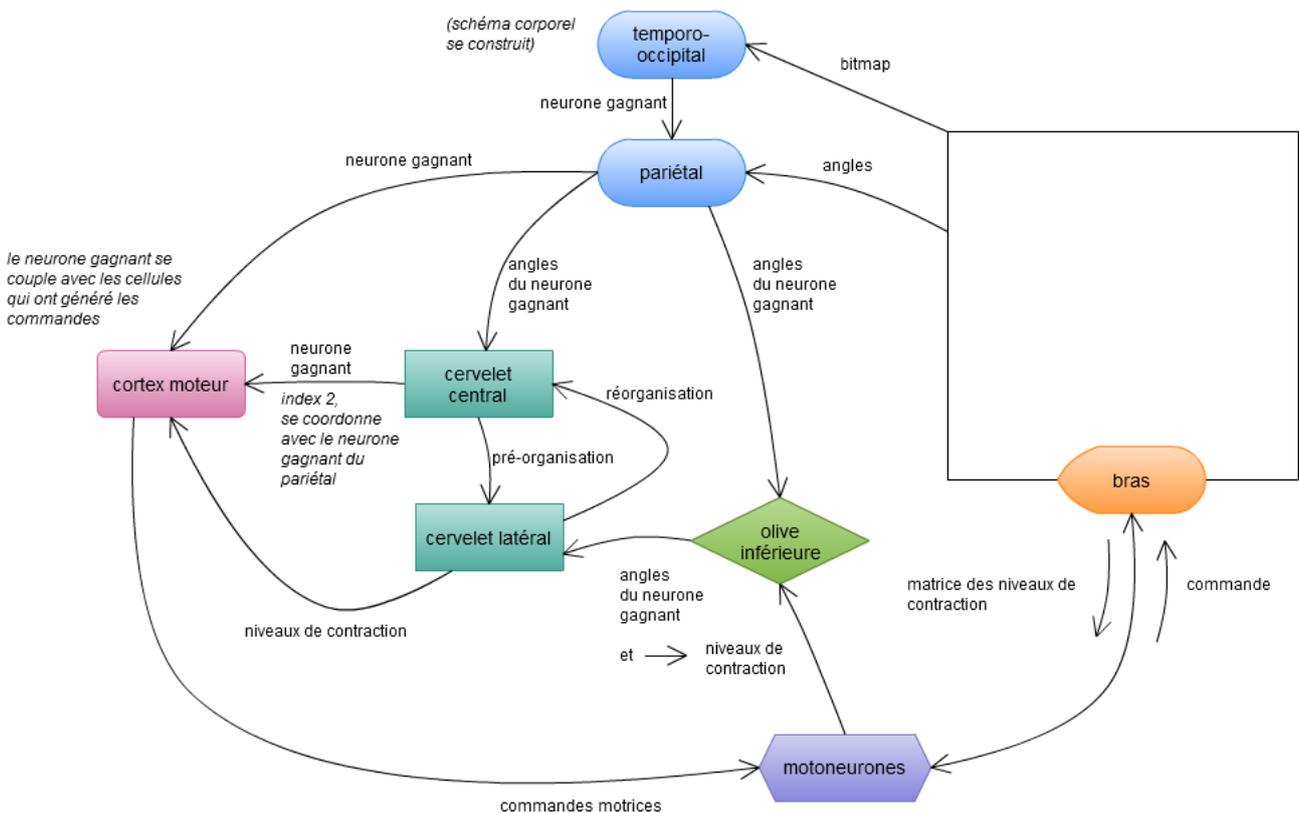
Les carrés et triangles ci-dessus suivent, pour être réalisés, une direction spécifique : le bras réalise un mouvement fluide pour passer d'un point à l'autre. Ici Kaladjian met en jeu, dans le cadre de deux

2.2. TRAVAIL RÉALISÉ, PRÉSENTATION GLOBALE

tests différents, deux microzones. Elles sont constitutives de ce qu'il appelle cervelet latéral. Pour l'étoile, par contre, des mouvements alternes entre deux "directions spécifiques" sont nécessaires. Kaladjian bâtit en conséquence son cervelet latéral autour de quatre microzones, qu'il gère de façon *ad hoc*. Son but n'est pas d'évaluer l'architecture globale du cervelet.

2.2 Travail réalisé, présentation globale

Après avoir traduit de la thèse un modèle global (graphique 2.6), nous avons décidé de nous atteler à la réalisation, en premier lieu, d'un système composé de perceptrons qui permet de corriger des biais¹. D'abord un système capable d'apprendre, à partir d'informations issues de l'environnement, à positionner un bras.



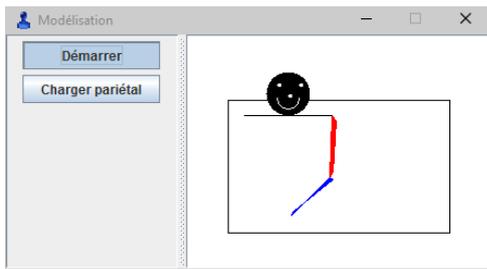
Graphique 2.6 – Modèle initialement traduit de la thèse

Le bras a une logique propre, le cortex moteur lui envoie des commandes, générées par le pariétal. Le cervelet intervient dans un deuxième temps. Le biais est représenté par le fait qu'un outil, un stylo

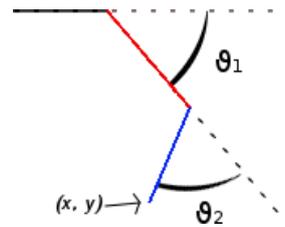
1. biais : perturbation, l'exemple de Kaladjian est d'ajouter une perturbation de 30° au mouvement, ce qui provoque un mauvais positionnement du bras.

par exemple, est placé dans la main. Cela réduit la distance à l'objet et ajoute un angle à gérer.

Nous allons ici présenter le système créé de façon générale, et reviendrons par la suite sur les détails. Il se situe dans un environnement en deux dimensions (2D) dans lequel le corps prend place. Le bras est constitué de deux segments manipulés à l'aide d'angles.



Graphique 2.7 – Application au démarrage



Graphique 2.8 – θ_1 et θ_2 , les angles gérés par les commandes motrices

Les commandes motrices sont des vecteurs de deux valeurs, θ_1 et θ_2 .

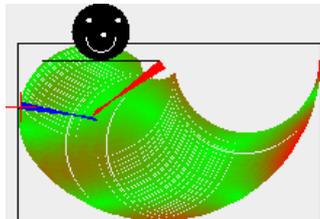
2.2.1 Le pariétal, un perceptron qui apprend les mouvements.

1. “Démarrer” ordonne au corps de voir le jour, au pariétal de se construire, “Charger pariétal” provoque le rétablissement d'un perceptron précédemment sauvegardé.
2. l'initialisation du moteur produit des déplacements aléatoires du bras dans l'espace (fixation des angles entre leurs bornes minimale et maximale), ce jusqu'à ce que le perceptron ait constitué sa base d'apprentissage, qu'il utilise ensuite.

Zones d'erreurs avec pariétal

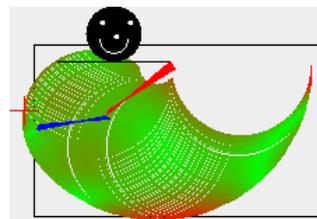
Le bras ne peut atteindre qu'un nombre réduit de positions. Il s'agit de l'espace des possibles. Les zones d'erreurs sont établies après un parcours de l'espace des possibles. Elles cartographient l'espace qui est ici découvert, appris et présenté sans qu'il y ait eu introduction de biais.

Sans stylo



Couleur verte erreur 0.0 (distance établie en pixels)
Couleur rouge erreur 57.28, écart-type 4.83
Moyenne 7.41, médiane 6.32

Avec stylo



Couleur verte erreur 0.0 (distance établie en pixels)
Couleur rouge erreur 69.78, écart-type 5.01
Moyenne 10.69, médiane 10.44

Graphique 2.9 – Cartographies des erreurs, illustrations issues des premiers tests.

2.2.2 Le cervelet, un perceptron qui ajuste les mouvements.

Afin de permettre l'acquisition de la correction de mouvement, les biais sont introduits.

1. l'espace des possibles est parcouru en fonction d'une stratégie de parcours (voir annexe B, p.XIII),
2. différents objets se succèdent dans la main pendant la constitution de la base.

Entre le perceptron type pariétal et le perceptron type cervelet, une différence de base : le perceptron cervelet n'a pas de couche cachée, celui du pariétal en a une.

De premiers tests n'utilisaient pas de signaux *erreur de distance*

La base d'apprentissage est renforcée lors des tentatives menées par le pariétal pour atteindre un point, particulièrement aux emplacements les plus pauvres en données. Le cervelet apprend à corriger en fonction du biais.

Une deuxième version utilise la dite *erreur de distance*

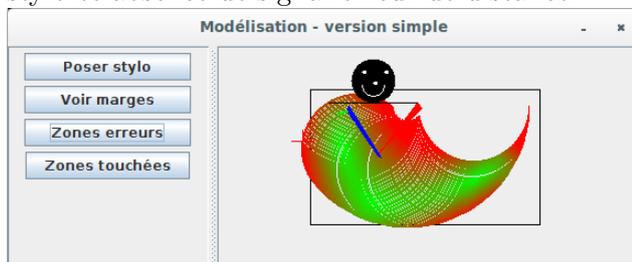
En plus des coordonnées atteintes pour des angles donnés, les angles issus du perceptron et leur distance au point sont exploités. Ces versions ont abouti à la mise à l'épreuve de quatre modèles, détaillés au chapitre suivant. Il s'agira de tester ce qu'on utilise pour les entrées du cervelet comme données issues du pariétal (sorties couche cachée, sorties finales?), associées, ou non, à l'évaluation *distance d'erreur*.

Zones d'erreurs avec cervelet

Les zones d'erreurs établies permettent d'évaluer l'erreur réelle¹. L'espace est cartographié; le perceptron du cervelet prend en charge la gestion de la présence d'un objet.

Version 1

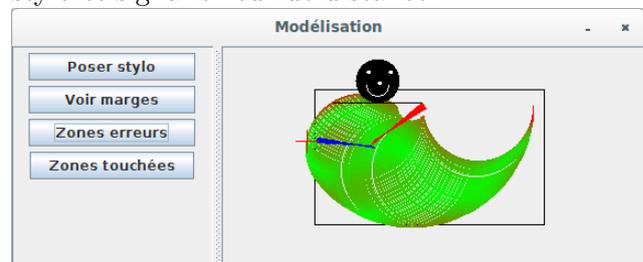
stylo et absence de signal erreur de distance.



Couleur verte erreur 0.0, rouge erreur 82.66,
Écart-type 12.10, moyenne 21.58, médiane 20.0

Version 2

stylo et signal erreur de distance.



Couleur verte erreur 0.0, rouge erreur 50.7,
Écart-type 3.16, moyenne 5.33, médiane 5.0

Graphique 2.10 – Illustrations issues des premiers tests, un seul objet était alors géré.

1. erreur réelle : se mesure sur l'ensemble du corpus.

L'inclusion des signaux *erreur de distance* induit une nette amélioration des résultats sur ces tests simples. Nous ne voyons ici qu'une présentation applicative globale, les modèles mis à l'épreuve seront détaillés dans le chapitre suivant.

Par souci de clarté, nous allons néanmoins expliciter les expériences présentées dans cette partie. Elles ont une valeur moindre que celles qui suivront. En effet, le modèle de perceptron aura été amélioré. Le renforcement du signal proposé¹ par Touzet[18]² aura été supprimé au profit d'une nette amélioration des performances d'apprentissage. Ensuite, ces pré-tests, qui certes donnent une vue d'ensemble et expliquent comment nous avons cheminé vers les modèles mis à l'épreuve, offrent une vision simplifiée de ce qui suivra.

Les perceptrons du cervelet illustrés par le graphique 2.10 ont reçu :

- x_1 et y_1 , les coordonnées normalisées du point à atteindre,
- les sorties θ_1 et θ_2 issues du pariétal,
- la distance d'erreur normalisée pour la version n ° 2.

Ce qui est désiré en sortie est le vecteur $\{\theta'_1; \theta'_2\}$, les angles normalisés à utiliser pour le bras afin que la cible soit atteinte. Dans sa deuxième version, le cervelet reçoit en entrée³ des lots d'exemples de type $\{x_1, y_1, \theta_1, \theta_2, distance_erreur\} \rightarrow \{\theta'_1; \theta'_2\}$ ⁴. Plus la distance d'erreur approche de zéro (n essais la faisant tendre vers 0), plus $\{\theta'_1; \theta'_2\}$ sont proches de ceux désirés. Seuls $\{x_1, y_1, \theta_1, \theta_2\}$ ne varient pas.

La démarche suivante est utilisée pour constituer les exemples de la version 2, pour construire les distances d'erreur associées :

- on demande au pariétal ses sorties pour un point x, y donné, on fait effectuer au simulateur le déplacement, on récupère la distance d'erreur.
- par essai/erreur, on approche du point voulu et des données $\{\theta'_1; \theta'_2\}$,
- la distance d'erreur décroît (au mieux) à chaque essai, aux $\{x, y, \theta_1; \theta_2\}$, on associe en entrée la distance d'erreur variable et les $\{\theta'_1; \theta'_2\}$, variables eux aussi, de sortie.

Après apprentissage, le cervelet fournit ses sorties $\{\theta'_1; \theta'_2\}$ pour l'entrée $\{x, y, \theta_1, \theta_2, dist_err = 0\}$.

1. $y_i = 2f'(a_i).(d_i - x_i)$, c'est-à-dire que pour le neurone de sortie i , l'erreur est de deux fois (renforcement) la dérivée de sa sortie a_i que l'on multiplie par la sortie désirée moins sortie obtenue.

2. renforcement du signal : multiplication par deux de l'erreur calculée comme à répercuter.

3. selon le schéma $\{entrées\} \rightarrow \{sorties\}$ attendues

4. sachant que pour n essais, idéalement $\lim_{n_0 \rightarrow n_n} (distance_erreur) = 0$.

2.2. TRAVAIL RÉALISÉ, PRÉSENTATION GLOBALE

Le cervelet de version 1, plus simple, ne gère pas la distance et reçoit uniquement pour constituer sa base d'apprentissage $\{x_1, y_1, \theta_1, \theta_2\} \rightarrow \{\theta'_1; \theta'_2\}$, $\{\theta'_1; \theta'_2\}$ étant obtenu grâce à un jeu d'essai/erreur. Elle se trouva être moins performante.

Ces deux versions donneront lieu à une étape intermédiaire, qui verra comparer trois modèles de cervelet, un premier qui utilisera en entrée les coordonnées normalisées du point à atteindre et les angles normalisés associés ($\{x_1, y_1, \theta_1, \theta_2\}$). Le second utilisera les sorties de la couche cachée du pariétal plutôt que $\{\theta_1, \theta_2\}$, et le dernier, similaire au précédent, disposera en supplément de la distance d'erreur.

Le deuxième modèle se révélera *a priori* meilleur que le dernier. Cette surprise, par rapport aux deux versions présentées dans cette présentation globale, aboutira aux modèles enfin proposés et aux tests de masse. Le prochain chapitre en explore cœur et contours.

Chapitre 3

Modèle proposé, détail

3.1 Le pariétal/le cortex moteur

Le modèle est doté d'un pariétal, lui-même doté d'un perceptron. L'environnement génère un *évènement* quand un objet y est posé. Cet *évènement* est capté par le pariétal. Si l'apprentissage du perceptron n'est pas fait, il stocke les informations liées afin de pouvoir lancer son apprentissage quand il en aura assez. Il constitue donc une base d'exemples.

En effet, le pariétal doit être capable, à partir d'une position donnée, de proposer les deux angles qui dans un espace bi-dimensionnel permettent d'y accéder.

La base de connaissances permettant l'apprentissage est constituée ainsi :

— position (x, y) normalisée :

$$\{x_1, y_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq x_1, y_1 \leq 1\}$$

— sortie désirée : θ_1 et θ_2 , les angles normalisés :

$$\{\theta_1, \theta_2 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq \theta_1, \theta_2 \leq 1\}$$

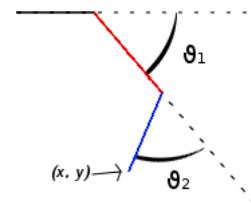
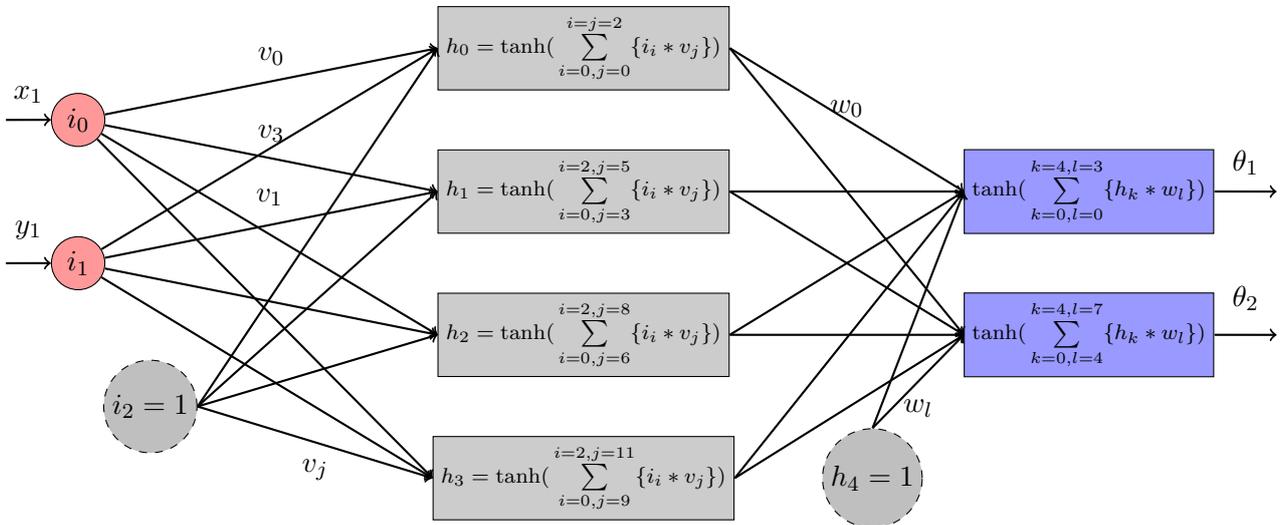


schéma présenté page 18

x et y sont normalisés en relation avec leur dimension d'appartenance (largeur ou hauteur), x , qui est la position à l'horizontale est divisé par la largeur de l'environnement nous donne x_1 , et y , divisé par la hauteur, y_1 .

θ_1 et θ_2 , qui sont relatifs à des angles en degrés, sont simplement chacun un ratio angle attendu sur 360.

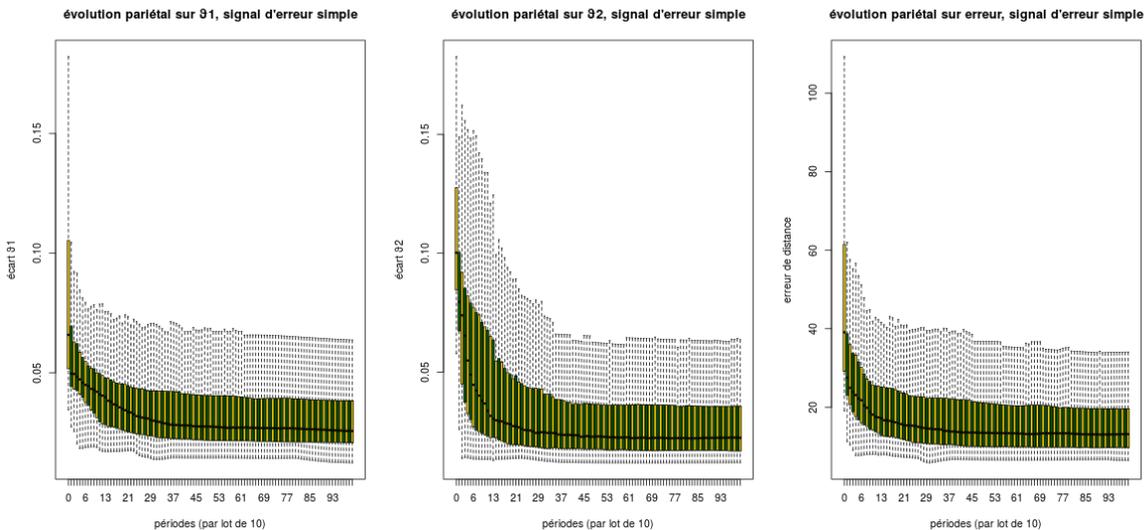
Le perceptron du pariétal, doté d'une couche cachée, apprend à déterminer, à partir d'un point cherché, les angles permettant de l'atteindre.



Graphique 3.1 – Perceptron du pariétal

3.1.1 Analyse du pariétal

Le pariétal est un perceptron simple, doté d’une couche cachée 4 neurones, qui fait son apprentissage avant que les biais entrent en jeu. Après 1000 périodes d’apprentissage, et sur pas progressif (cf 3.2.1.1), notre pariétal a convergé vers le comportement souhaité :

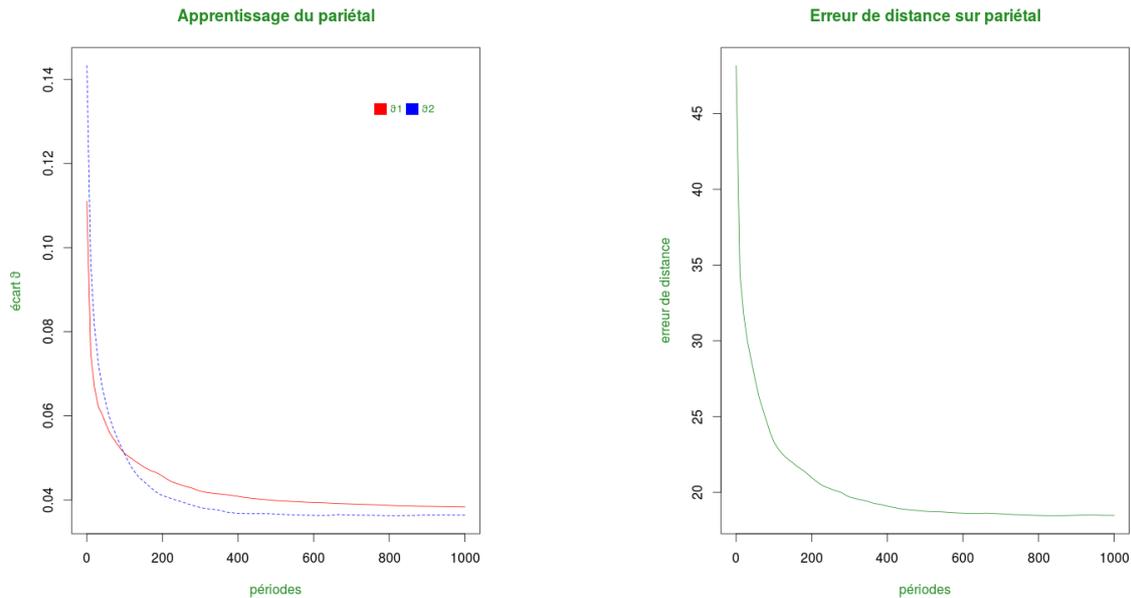


Graphique 3.2 – Statistiques d’évolution sur plus de 800 perceptrons pariétaux

Il est à noter une distance d’erreur plus grande que sur les extraits de tests présentés page 18. Tout est relatif, l’espace a été redimensionné entre les tests initiaux, de prise en main, et les tests de masse ici présentés.

3.2. LE CERVELET

Le premier graphique représente les écarts entre les valeurs θ normalisées attendues et celles obtenues. Le deuxième représente les conséquences de ces écarts sur l'erreur de distance (exprimée en pixels). On peut voir l'erreur baisser puis se stabiliser au fil des périodes - pas d'apprentissage. L'apprentissage médian suit les résultats suivants :



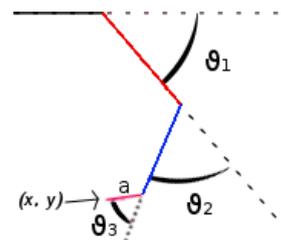
Graphique 3.3 – Évolution médiane du pariétal

Nous disposons d'un pariétal satisfaisant pour pouvoir tester le cervelet.

3.2 Le cervelet

Le cervelet, un perceptron, vise à adapter l'apprentissage du pariétal à un éventuel objet prolongeant le bras, avec pour support d'apprentissage :

- x et y , les coordonnées de l'objet à atteindre,
- θ_3 pour l'angle de l'objet par rapport au bras,
- une taille donnée pour l'objet, qui, arbitrairement, est plus petite que l'espace n'est large. a_1 est le ratio longueur de l'objet sur largeur de l'espace.



Graphique 3.4 – Représentation bras équipé

Le cervelet est composé, selon les tests, d'une ou de deux microzones. Quand il y en a deux, la microzone 1, dite *angles* utilise la sortie de la microzone 2, dite *distance*. Ce sont deux perceptrons simples, dont les représentations, pour ne pas alourdir cette partie, sont présentées en annexe B, p.VIII. La structure générale est la même que pour le perceptron du pariétal, à ceci près qu'il n'y a pas de couche cachée. Chaque entrée est donc reliée directement à chaque sortie.

Le cervelet ne voit son apprentissage lancé que lorsque le pariétal a finalisé son propre apprentissage. En effet, la constitution de la base de connaissances est liée à un parcours de l'espace géré en arrière-plan par le pariétal (poser un objet déclenche sa "volonté" d'aller chercher l'objet). Les détails sont donnés en annexe, page XIII.

3.2.1 Analyse du cervelet

Le cervelet a fait l'objet de tests, nous allons en présenter quatre.

Modèles du cervelet testés				
N °	Microzone évaluation angles	p. fig.	Microzone évaluation distance	p. fig.
1	$\{x_1, y_1, a_1, \theta_3, \vec{p} \text{ min.}\} \rightarrow \{\theta'_1, \theta'_2\}$	VIII	-	-
2	$\{x_1, y_1, a_1, \theta_3, \vec{p} \text{ max.}\} \rightarrow \{\theta'_1, \theta'_2\}$	IX	-	-
3	$\{x_1, y_1, a_1, \theta_3, \vec{p} \text{ min.}, e'_1\} \rightarrow \{\theta'_1, \theta'_2\}$	X	$\vec{p} \text{ min.} \rightarrow e'_1$	X
4	$\{x_1, y_1, a_1, \theta_3, \vec{p} \text{ max.}, e'_1\} \rightarrow \{\theta'_1, \theta'_2\}$	XI	$\vec{p} \text{ max.} \rightarrow e'_1$	XII

Graphique 3.5 – Modèles testés

\vec{p} , qui est le vecteur de données issues du pariétal, peut être plus ou moins complet. \vec{p} min est, ainsi qu'on peut le voir dans le tableau du graphique 3.5, utilisé par deux des modèles testés (n ° 1 et 3). Cela signifie qu'au-delà de $\{x_1, y_1, a_1, \theta_3\}$, et pour l'un d'eux e'_1 , ils traiteront en entrée $\{\theta_1$ et $\theta_2\}$. \vec{p} max, utilisé par les modèles n ° 2 et 4 fournit, en lieu et place de $\{\theta_1$ et $\theta_2\}$ les sorties de la couche cachée du pariétal (schéma du perceptron du pariétal, montrant les quatre sorties de la couche cachée, page 24). θ_3 est l'angle normalisé de l'objet, e'_1 , l'évaluation de la distance d'erreur issue de la deuxième microzone.

Les modèles numéro 3 et 4 utilisent en supplément cette évaluation de la distance d'erreur, apprise par la microzone distance, alors que les deux premiers ne l'utilisent pas.

3.2. LE CERVELET

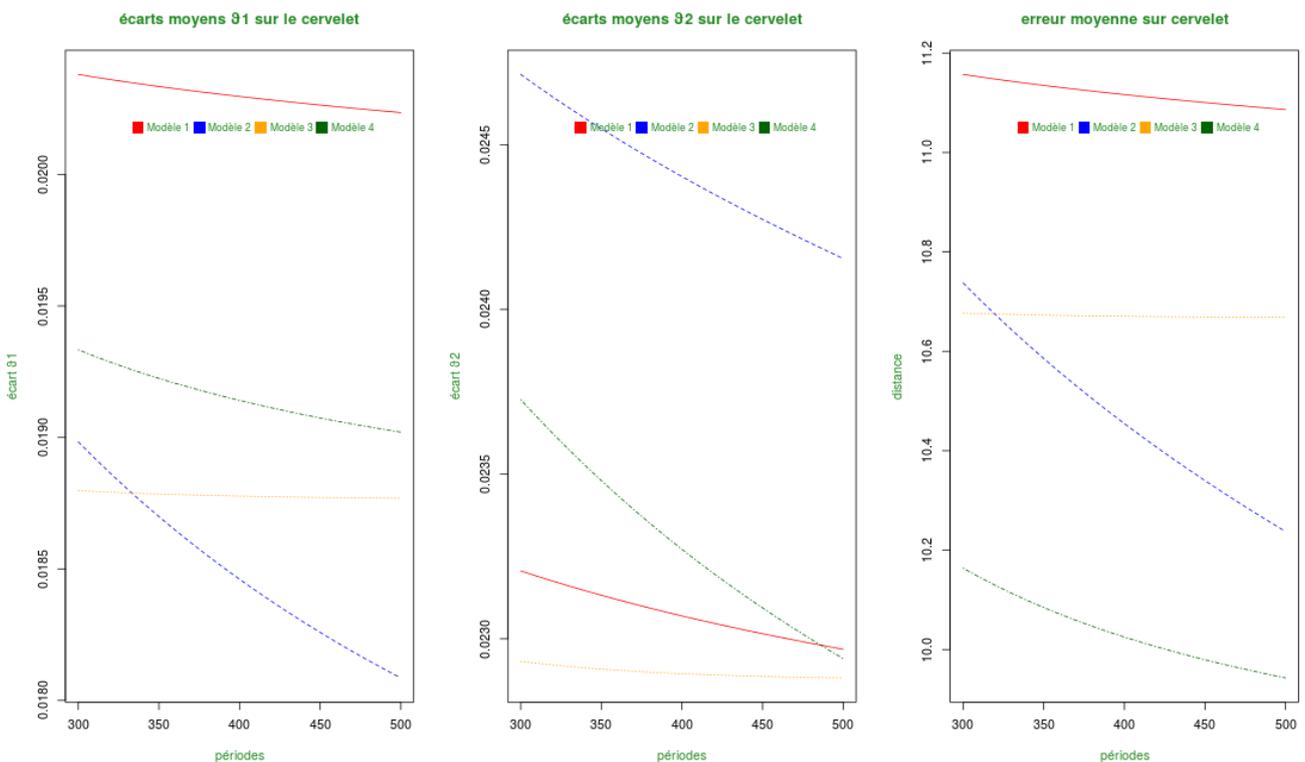
3.2.1.1 L'apprentissage

Les statistiques d'évolution des cervelets ont été calculées sur plus de 800 perceptrons, environ 200 par modèle. Ces perceptrons sont dépourvus de couche cachée. Le pas d'apprentissage (ε) diminue progressivement au sein de périodes bornées par un temps t . Dans les tests présents, nous avons $\{\varepsilon \in \mathbb{R} \mid 0.05 \leq \varepsilon \leq 0.2\}$, ε variant selon le temps t en suivant cette formule :

$$\varepsilon(t) = \varepsilon_{\text{initial}} * \frac{\varepsilon_{\text{final}} \frac{t}{t_{\text{final}}}}{\varepsilon_{\text{initial}}}$$

t_{final} a été fixé à 1000 expérimentalement pour l'ensemble des perceptrons. Ici nous nous intéressons surtout au choix du modèle de cervelet. Ce choix est évalué en faisant gérer par le corps des objets différents. Les résultats globaux sont ici montrés, le détail par objet sera vu page 30.

Dès 500 périodes (ou pas d'apprentissage) les modèles ont un comportement différent, bien que relativement proche.



Graphique 3.6 – Le modèle 4 se démarque positivement à cinq cents pas.

Le graphique 3.6 permet de comparer les quatre modèles mis à l'épreuve après 500 pas d'apprentissage.

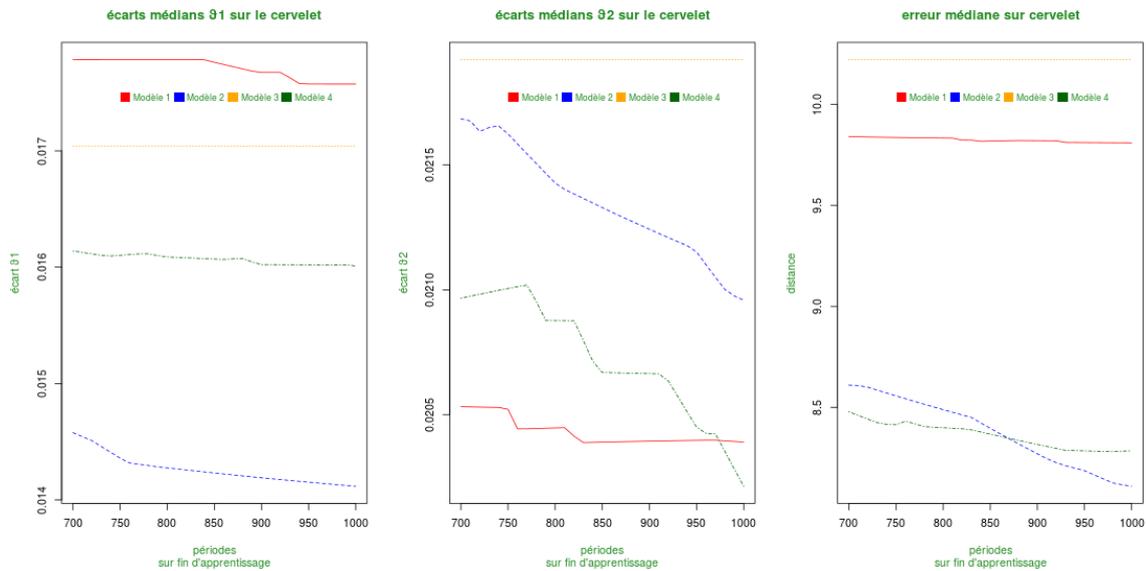
Les deux premiers graphiques fournissent respectivement l'écart entre les valeurs normalisées de θ_1 et θ_2 par rapport aux valeurs attendues. Le troisième graphique montre l'évolution de l'erreur de distance, évaluée en pixels sur les exemples issus de la base de vérification (sur les 2000 exemples par perceptron, $\frac{1}{3}$ sont constitutifs de la base de vérification, les $\frac{2}{3}$ restants formant le corpus d'apprentissage).

On peut remarquer que l'erreur moyenne issue du modèle 4 (courbe verte) est plus rapidement stable que le modèle 2 (courbe bleue), sachant que les écarts-type sur la distance d'erreur tendent à se rapprocher (de 4.1 contre 5.5 au temps 500, 4.5 et 5.2 à 1000).

La courbe sur l'erreur de distance (graphique 3.6) du modèle 4 se situe très près de celle du modèle 2 dont l'évolution continue à être forte. Nous sommes à 0.2 points d'écart dans l'erreur, soit 0.2 pixels, ce qui est faible. À 500 pas, les modèles 1 et 2 sont quasiment stables, et moins "bons".

3.2.1.2 Un modèle 2 au final plus pertinent

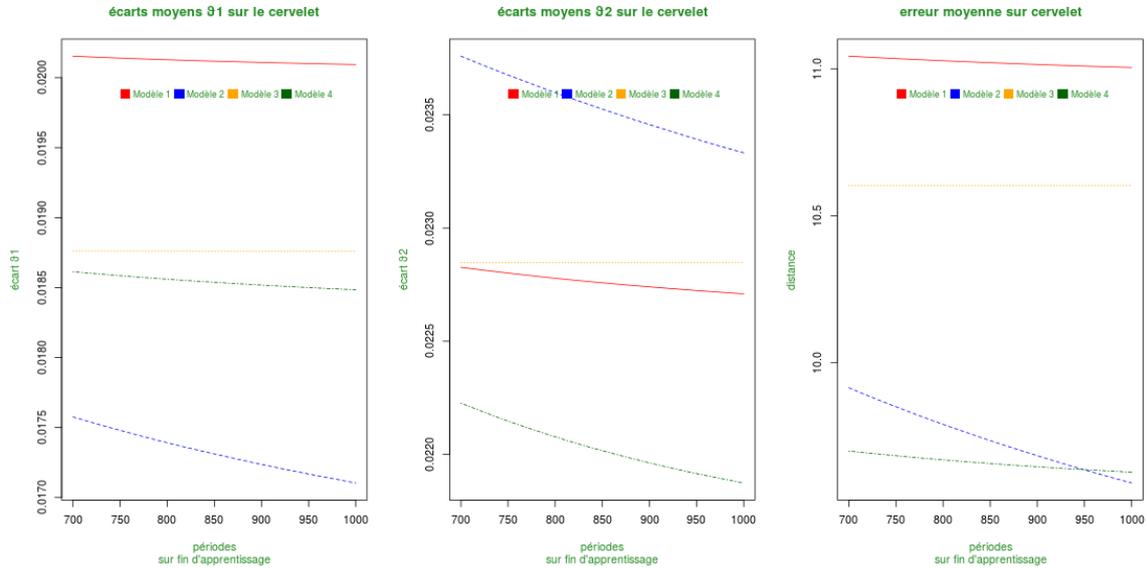
A mille pas, le modèle 2 amorce sa stabilisation. Il se révèle plus fin que le modèle 4.



Graphique 3.7 – L'écart est mince, mais réel

Nous parlons pour les graphiques 3.7 et 3.8 de périodes sur fin d'apprentissage parce qu'à mille pas, les valeurs n'évolueront plus guère, les comportements sont globalement appris. Le graphique 3.7 montre successivement écart entre θ_1 attendu et obtenu, θ_2 attendu et obtenu, et erreur de distance évaluée sur la base de vérification, toujours constituée d' $\frac{1}{3}$ des 2000 exemples. Le graphique 3.7 permet la lecture des valeurs médianes (800 perceptrons sont à l'essai), alors que graphique 3.8 met à jour les valeurs moyennes.

3.2. LE CERVELET



Graphique 3.8 – Le modèle 2, un modèle légèrement plus pertinent

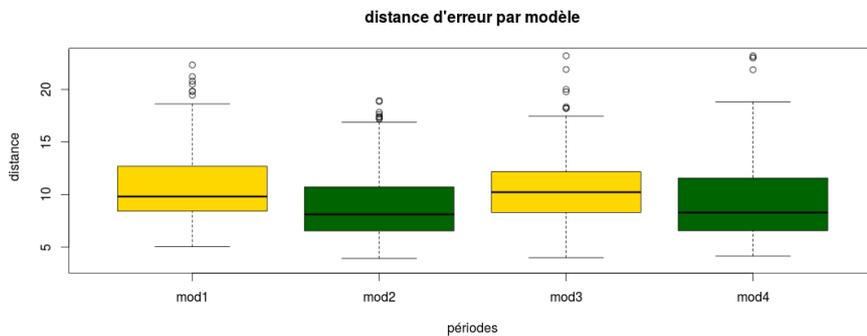
La moyenne (présentée ci-dessus), se stabilise un peu plus lentement que la médiane (ci-avant), mais le résultat est similaire.

3.2.2 Résultats

Les modèles 3 et 4 recourent à la sortie d’une microzone supplémentaire, qui évalue la distance d’erreur.

Les modèles 1 et 3 ont pour spécificité commune l’usage des sorties du pariétal, alors que 2 et 4 disposent de ce que nous nommerons l’activité de celui-ci : ses sorties de couche cachée.

Cette sortie fait la différence, sachant que les différents modèles restent proches qualitativement. Le modèle 4 semble néanmoins d’une complexité inutile.



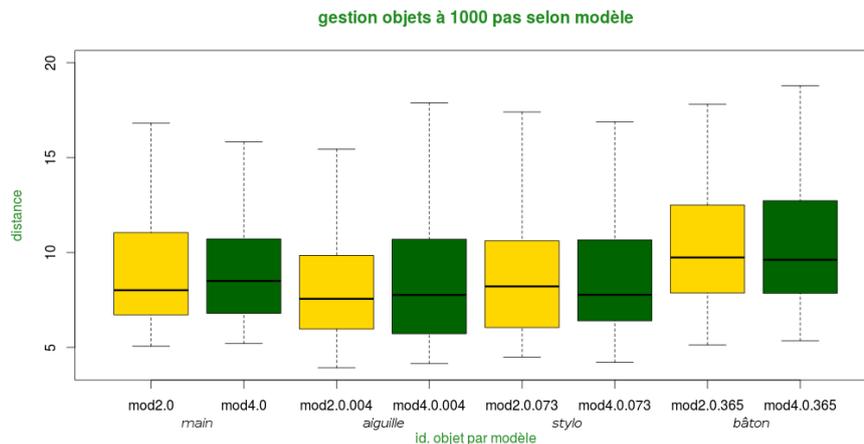
Graphique 3.9 – Les modèles 2 et 4 (mod2, mod4) permettent une approche plus fine

Jusqu'ici nous avons comparé globalement les modèles, mais le détail ne nous révèle guère plus. Les modèles 2 et 4 sont proches, et plus performants. Nous allons nous centrer sur eux pour en évaluer les détails. En effet, les tests faisaient apprendre la gestion de biais multiples, et, virtuellement, nous avons fait gérer quatre objets aux caractéristiques différentes. Les identifiants objet utilisés par le cerveau pour discriminer ceux-ci ont été utilisés par commodité pour les statistiques. Présentés dans le graphique 3.11, ils sont construits sur un ratio taille/angle que voici :

	id. objet	angle avec la main	longueur
main	0	-	-
aiguille	0.004	1 °	$\frac{1}{80}$ de la largeur de l'espace
stylo	0.073	10 °	$\frac{1}{40}$ de la largeur
bâton	0.365	25 °	$\frac{1}{20}$ de la largeur

Graphique 3.10 – Description des différents objets testés

Nous voyons que les objets sont gérés quasiment de la même façon par les deux modèles. L'erreur sur le bâton est plus forte pour chacun, les différences inter-tests tenant dans un mouchoir de poche. Il serait même difficile de dire, sans avoir vu les statistiques précédentes, que le modèle 2 est meilleur, fusse légèrement, que le 4.



Graphique 3.11 – Proximité des modèles

En conclusion de cette partie, retenons l'idée qu'utiliser l'information sur l'activité du pariétal (couche cachée pariétal) donne les résultats les plus fins. Le modèle 4 n'apporte pas de plus-value sur la gestion des objets, comparativement au modèle 2.

Chapitre 4

Conclusions

Retours sur le travail accompli

Ce travail de recherche, qui s'est déroulé sur cinq mois, n'est pas un travail achevé. Arthur Kaladjian proposait deux modèles de cervelet :

- un modèle direct capable d'ajuster le mouvement,
- un modèle inverse capable d'apprendre des séquences.

De l'étude de sa thèse, seul un modèle direct a été mis au point, testé. Certes, il a été validé avec succès, tout comme les facteurs propices à son bon fonctionnement (écoute de l'activité pariétale, non apprentissage de la distance d'erreur), mais aucun modèle inverse n'a été dégagé.

Le modèle direct lui-même présentait, vis-à-vis du travail de notre chercheur de référence, des zones d'ombre sur lesquelles il allait falloir faire lumière. C'est ce que, dans le cadre de cette conclusion, nous allons aborder.

Dans le temps imparti de ce stage, nous n'avons pas pu valider la relecture, et avons donc préféré la mettre à disposition en annexe (c.f. annexe D, p. XXIII).

Les chapitres précédents constituent une synthèse d'une part d'un travail qui fut plus conséquent. Tout du long, l'enjeu a été de comprendre finement la thèse, tout du long le travail n'a pas été consacré exclusivement à ce qui a été testé et validé.

Zones d'ombre

La thèse étudiée ne se laisse pas conquérir aisément. Il était en jeu de la clarifier, d'extraire et de décrire les dynamiques d'apprentissage, les algorithmes qui y sont présents. Or, dans le temps réel du stage, elle restait partiellement obscure.

L'auteur parle de plusieurs microzones pour gérer un même phénomène (en l'occurrence, soit la correction d'un biais soit l'apprentissage d'une séquence), mais ne dit pas ce qui les distingue, ce qui fait leur essence.

Il utilise le conditionnel présent pour exprimer des choses qui ont visiblement été faites. Sont régulièrement mêlées au présent des descriptions du modèle théorique et du fonctionnement réel du cervelet, ce alors que les deux sont disjoints. Kaladjian ne modélise en effet que certaines fonctions du cervelet, sans le cacher et sans qu'il y ait pu y avoir de raison de le cacher.

Les éléments propres au monde connexionniste, où le modèle de Kaladjian prend une place explicitement revendiquée, se limitent à des descriptions larges :

- des perceptrons, sur lesquels nous avons d'ailleurs pu nous appuyer, mais avec un usage polysémique du terme *signal* (usage fort perturbant voire destructeur d'information),
- du mouvement, ce qui est le mieux détaillé, avec équations différentielles du premier et second ordre, pourtant non utilisées ; 17 pages sur 129 utiles y sont consacrées, soit 13% de la thèse.

Nous avons donc, à la fin du travail ici présenté :

- le fonctionnement moteur et pariétal qui restait obscur,
- notre cervelet qui ne corrigeait pas les commandes, *a priori* celui de Kaladjian les corrige,
- le cervelet latéral qui apprend les séquences *a priori* sans qu'aient été glissées les formules du cercle ou du carré dans une boucle,
- l'aspect directionnel de l'activité des cellules, présenté de façon descriptive et littéraire, qui nous laissait un goût amer.

Nous avons décidé, plutôt que de continuer à extrapoler vers un générateur de séquences, de repartir sur la source. En effet, il était possible d'offrir une meilleure compréhension du modèle Kaladjian. Peut-être faudrait-il d'ailleurs parler de modèle Dufossé-Kaladjian (c.f. p. 3).

C'est la dernière zone d'ombre à vous présenter avant de vous donner à voir brièvement l'intérêt de continuer le travail.

Nous avons vu que l'informatique n'était pas le domaine de Kaladjian. Il a visiblement travaillé avec quelqu'un. Cette information n'est pas fournie, pas même implicitement. Michel Dufossé a supervisé la thèse. Il faisait partie du jury, mais ce n'est pas ce qui a attiré notre attention. L'étude détaillée des ressources intellectuelles de l'auteur, et de ses références en intelligence artificielle, a mis à jour le fait que son superviseur et lui-même, concomitamment à la préparation de la thèse, avaient soumis un article (Frolov *et al.* [7]), article depuis accepté par la revue visée, *Biological cybernetics*.

Arthur Kaladjian, depuis, publie conséquemment dans d'autres domaines, et ne met pas à disposition

de références en neuromimétique sur son propre *curriculum vitae*. Cela ne doit pas être en phase avec ses visées professionnelles¹.

Michel Dufossé était déjà en approche du sujet en 1978². Il apprécie visiblement les compétences d'Arthur Kaladjian en neurosciences, puisqu'en 2009 encore, il publiait avec lui un article (Bensmaïl *et al.* [2]).

Ces informations, découvertes tardivement, n'ont pas pu apporter de bénéfices à notre travail.

Pour les deux articles évoqués, Dufossé n'est pas cité en premier auteur, mais sur le sujet ici traité, c'est pourtant bien souvent le cas - Frolov n'étant pas en reste dans le domaine. Ces informations pourraient se révéler utiles à la reprise du travail.

Limites et promesses du système complexe proposé

Les limites principales du modèle exposé semblent relativement circonscrites : deux points qui se rejoignent. L'auteur présente un système non adaptatif. D'abord côté cervelet intermédiaire, un seul biais est testé. Ensuite côté cervelet latéral, une seule séquence est apprise. Il manque donc ce qui structure les microzones pour qu'elles puissent traiter des informations différentes. La mise en place d'un signal, pavlovien par exemple, pour déclencher un réflexe, semble peu difficile à rajouter au modèle. Par contre, la question de l'architecture n'est pas mince. On peut imaginer que l'humain, avec ses 5000 microzones (d'après Massion, 1993, cité par Kaladjian p.39), gère bien plus de séquences qu'il ne serait possible de le faire avec le modèle ici proposé.

Pour être un peu plus précis, imaginer comment une microzone peut être impliquée dans plusieurs séquences sera peut-être un impératif. Néanmoins, dans l'idée de partir du simple vers du complexe, quitte à devoir travailler l'architecture permettant de "sélectionner" les zones du cervelet qui vont agir pour traiter la bonne séquence, construire et utiliser le bon réflexe permettant de rectifier un tir, le travail de Kaladjian et de ses pairs offre bien des promesses.

Cette thèse s'appuie sur des données biologiques avérées. Oscarsson[16] et ses microzones est une référence, Georgopoulos et ses cellules directionnelles[8] aussi. Ce que propose Kaladjian, d'après la contre-analyse que, auteur de ce rapport, je vous invite chaleureusement à lire (annexe D page XXIII), c'est un perceptron représentant le cortex cérébral qui voit son activité directement nourrie par le cervelet. Ce cervelet agit sur une structure construite en fonction de directions préférentielles allocentrées. Si le mouvement agit vers un point proche de celui de référence, l'activité est plus faible, la correction

1. Publications communiquées par Arthur Kaladjian, consultées en juillet 2015, <http://www.univ-reims.fr/site/laboratoire-labellise/c2s-cognition-sante-socialisation-ea-6291/membres-cv,13985,26634.html>

2. Publications communiquées par Michel Dufossé, consultées en juillet 2015, <https://micheldufosse.wordpress.com/references/>

aussi. Cela signifie que les distances s'ajustent automatiquement. Ce principe agit aussi sur les structures latérales, d'où les homothéties montrées page 16. Quant au fait de pousser le bras... cela revient à bouger le point de référence (graphique 2.4, p.16), d'où les translations... Le point de référence n'a de sens que lors de l'apprentissage pariétal, dont un fonctionnement est proposé en clôture de l'annexe D, p.XLIII.

La modélisation proposée permet réellement l'émergence de phénomènes (correction de biais, apprentissage de séquences, avec ou non translations et/ou homothéties) à partir de simples neurones interconnectés.

Une architecture reste à penser, une fois que ce travail sera complètement mis à plat. Peut-être un système proche de celui de l'hippocampe, qui, activant les zones en jeu lors d'une action passée, permet le souvenir ? La vue d'une direction activerait la zone qui doit la traiter. Cela induirait ses contributions aux mouvements. Les neuroscientifiques seront nécessaires pour mieux comprendre comment le micro entre en adéquation avec le macro.

Les spécificités bio-inspirées présentes sont prometteuses (contributions d'un cervelet sans lequel on peut vivre, cellules directionnelles). Mieux comprendre le vivant est non seulement fondamental pour appréhender avec justesse le corps et ses problèmes (Parkinson par exemple), mais aussi disposer de dynamiques fonctionnelles sélectionnées par des centaines de milliers d'années d'évolution, exploitables en robotique comme dans des domaines transverses (prédictions, simulations). Avec les modèles ici présentés, nous sommes sur le bon chemin.

Références

- [1] Azevedo, F. A., L. R. Carvalho, L. T. Grinberg, J. M. Farfel, R. E. Ferretti, R. E. Leite, R. Lent, S. Herculano-Houzel *et al.*. 2009, «Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain», *Journal of Comparative Neurology*, vol. 513, n° 5, p. 532–541. I
- [2] Bensmaïl, S., M. Dufossé, A. Frolov, A. Kaladjian et F. B. Ouezdou. 2009, «Pinch and grip control by a neural network modeling the cerebro-cerebellar system», *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 15, n° 2, p. 303–317. 3, 33
- [3] Bernardinelli, Y., J. Randall, E. Janett, I. Nikonenko, S. König, E. V. Jones, C. E. Flores, K. K. Murai, C. G. Bochet, A. Holtmaat *et al.*. 2014, «Activity-dependent structural plasticity of perisynaptic astrocytic domains promotes excitatory synapse stability», *Current Biology*, vol. 24, n° 15, p. 1679–1688. II
- [4] Boniface, Y. et N. Rougier. 2012, «Apprentissage et mémoires», <http://www.labri.fr/perso/nrougier/downloads/LearningAndMemory.pdf>. 6
- [5] De Smet, H. J., P. Paquier, J. Verhoeven et P. Mariën. 2013, «The cerebellum : its role in language and related cognitive and affective functions», *Brain and language*, vol. 127, n° 3, p. 334–342. IV
- [6] Desmond, J. E. et J. A. Fiez. 1998, «Neuroimaging studies of the cerebellum : language, learning and memory», *Trends in cognitive sciences*, vol. 2, n° 9, p. 355–362. IV
- [7] Frolov, A. A., M. Dufossé, S. Řízek et A. Kaladjian. 2000, «On the possibility of linear modelling the human arm neuromuscular apparatus», *Biological cybernetics*, vol. 82, n° 6, p. 499–515. 32
- [8] Georgopoulos, A. P., J. F. Kalaska, R. Caminiti et J. T. Massey. 1982, «On the relations between the direction of two-dimensional arm movements and cell discharge in primate motor cortex», *The Journal of Neuroscience*, vol. 2, n° 11, p. 1527–1537. ii, 33, XXVI, XXVII, XXVIII
- [9] Gray, H. et W. Lewis. 1918, *Anatomy of the Human Body*, Lea & Febiger. <https://books.google.fr/books?id=uaQMAAAAYAAJ>. V

-
- [10] Kaladjian, A. 1999, *Modélisation des interactions entre le cortex cérébral et le cervelet au cours du mouvement*, thèse de doctorat, Université Paris VI. 2, 3, 4, 5, 7, 11, 12, 15, IV, V, VI, XVIII, XXIV
- [11] Keating, J. et W. Thach. 1995, «Nonclock behavior of inferior olive neurons : interspike interval of purkinje cell complex spike discharge in the awake behaving monkey is random», *Journal of neurophysiology*, vol. 73, n° 4, p. 1329–1340. XXIV
- [12] Kenyon, G. T., J. F. Medina et M. D. Mauk. 1998, «A mathematical model of the cerebellar-olivary system ii : motor adaptation through systematic disruption of climbing fiber equilibrium», *Journal of computational neuroscience*, vol. 5, n° 1, p. 71–90. XXXI, XXXII, XXXIV
- [13] Kitazawa, S., T. Kimura et P.-B. Yin. 1998, «Cerebellar complex spikes encode both destinations and errors in arm movements», *Nature*, vol. 392, n° 6675, doi :10.1038/33141, p. 494–497, ISSN 0028-0836. <http://dx.doi.org/10.1038/33141>. XXIII, XXIV
- [14] Manni, E. et L. Petrosini. 1997, «Luciani’s work on the cerebellum a century later», *Trends in neurosciences*, vol. 20, n° 3, p. 112–116. III
- [15] Oberheim, N. A., T. Takano, X. Han, W. He, J. H. Lin, F. Wang, Q. Xu, J. D. Wyatt, W. Pilcher, J. G. Ojemann *et al.*. 2009, «Uniquely hominid features of adult human astrocytes», *The Journal of Neuroscience*, vol. 29, n° 10, p. 3276–3287. II
- [16] Oscarsson, O. 1979, «Functional units of the cerebellum-sagittal zones and microzones», *Trends in Neurosciences*, vol. 2, p. 143–145. 33, V
- [17] Rougier, N. 2013, «Perceptron simple, Perceptron multi-couches», <http://www.labri.fr/perso/nrougier/downloads/Perceptron.pdf>. 6
- [18] Touzet, C. 1992, *Réseaux de neurones artificiels : introduction au connexionnisme (Artificial neural nets : introduction to connectionism)*, EC2. http://www.touzet.org/Claude/Web-Fac-Claude/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf. 6, 20, XXXV

Annexe A

Notions d'anatomie

Éléments d'anatomie

Nous fournissons dans cette partie ce qui est nécessaire pour représenter globalement ce dont l'intelligence artificielle s'inspire, en nous ajustant sur les besoins du présent rapport.

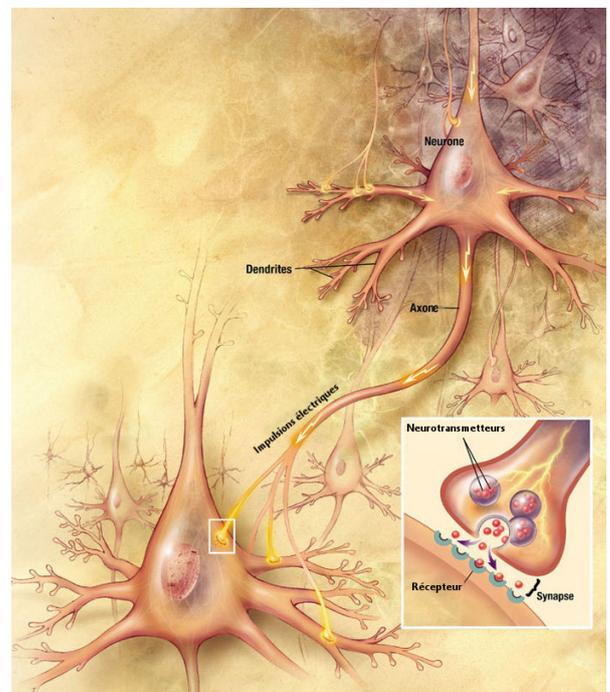
Nous donnerons en premier lieu quelques rappels et informations touchant au niveau microscopique, puis architectural, avant de finir sur le cervelet, particulièrement important ici.

Au niveau micro

Les neurones sont un élément de base du système nerveux. Ces éléments de base ne sont pas seuls. Des cellules gliales, estimées plus nombreuses par bien de vulgarisateurs, sont à peu près au même nombre, et donc... ne les entourent pas. Elles co-constituent le cerveau.

Azevedo *et al.* [1] les ont évalué à plus de 8 milliards chaque. Ces cellules, variées, intéressent particulièrement les scientifiques, tant en biologie qu'en intelligence artificielle.

Les cellules gliales, sur lesquelles nous dissenterons peu, et les neurones sont interdépendants. Parmi elles, les astrocytes, étiquetées cellules en étoile à cause de leur forme par Kaladjian, sont sous les feux de l'actualité scientifique de cette dernière décennie.



Fichier original issu de Wikimedia Commons

Graphique A.1 – Synapse entre neurones

On sait désormais que leur mobilité est régulée par l'activité synaptique et sa potentialisation de long-terme (long-term potentiation (LTP)), c'est-à-dire le renforcement de la dite activité[3]. Oberheim *et al.* [15] ont eux établi la spécificité des astrocytes humains qui peuvent réunir jusqu'à deux millions de synapses dans un même domaine d'activité, propageant de façon fulgurante, au regard de celles d'autres animaux, des vagues d'ions calcium¹. Les astrocytes se structurent en réseau et ont un impact indéniable sur les fonctions cognitives, l'activité neuronale.

Les synapses peuvent voir l'activité y circulant renforcée (LTP), elles peuvent aussi voir cette activité diminuée par un processus nommé long-term depression (LTD). Ces deux notions sont particulièrement utiles à notre auteur et aux modélisations proposées. Il nous offre un modèle cérébral axé LTP, un modèle de cervelet qui vient jouer sur les connexions du premier par du LTD. L'usage verbal est relativement symbolique ; chaque réseau de neurones utilisé aura à gérer à la baisse comme à la hausse la valeur de ses synapses pendant l'apprentissage.

Un autre élément important à apporter au niveau micro que nous retrouverons indirectement dans la thèse : la myéline. Constitutive des cellules de Schwann (qui sont comme les astrocytes des cellules gliales), elle leur permet de gainer les axones² et conditionnent, en l'accélégrant, le flux. Un axone gainé de myéline est donc une connexion aussi stable que renforcée, moins plastique.

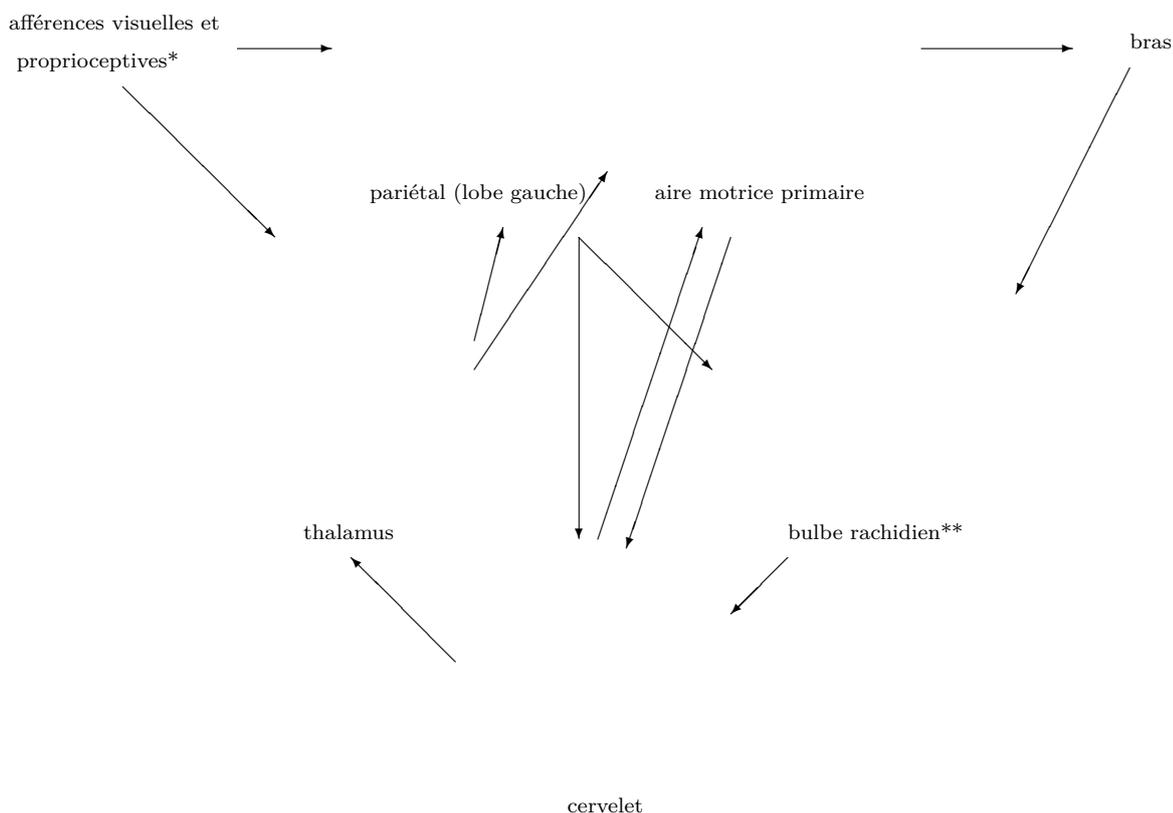
Les axones gèrent les efférences, ce qui part de la partie de référence (les neurones) vers les synapses. Les dendrites représentent l'autre versant, gérant donc les afférences. Les dendrites sont le prolongement post-synaptique des neurones. Les termes efférence et afférence sont des repères complexes dans la littérature neuroscientifique. Ils sont parfois utilisés de manière "consacrée". Par exemple, la "voie efférente", voie motrice (qui part du système nerveux central vers les muscles), a tendance à être étiquetée ainsi quelque soit le point de référence de l'écrit.

Les neurones sont, éléments essentiels parmi d'autres, constitutifs du système nerveux. Ce système biologique propre au règne animal assure gestion et transmission de l'information. Les nerfs et ganglions forment le système nerveux périphérique, le cerveau et la moelle épinière le système nerveux central. Les neurosciences sont la branche de la biologie consacrée à l'étude de cet ensemble.

1. Ion calcium (Ca++) : lié à la transmission du potentiel d'action, ce qui active ou inhibe les neurones

2. Axones : "liens" synaptiques, prolongement pré-synaptique des neurones

Architecture



Fichiers originaux issu de Wikimedia Commons et de Life Science(DBCLS)

*proprioceptives : de l'intérieur du corps, comme les angles articulaires.

**bulbe rachidien (moelle allongée) : olive bulbaire (composée des olives inférieure et supérieure) et prolongation moelle épinière.

Graphique A.2 – Architecture des éléments biologiques présents dans la thèse

Le cervelet

Le cervelet est étudié depuis bien longtemps. Luigi Luciani¹, un universitaire italien du dix-neuvième siècle, a entre autres prouvé, en pratiquant des ablations sur des chiens, que le cervelet n'était pas vital chez les hauts mammifères. Faiblesse générale (asthénie), musculaire (atonie), incapacité de se maintenir debout (astasia) sont les conséquences, qui s'atténuent dans le temps, de l'ablation.

1. Ermanno Manni et Laura Petrosini présentent ses travaux dans *Luciani's work on the cerebellum a century later*[14], travaux pour une large part encore d'actualité.

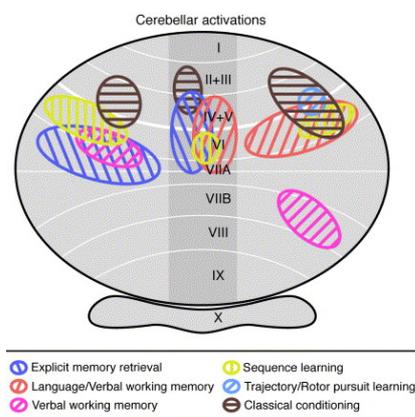
On peut effectivement vivre sans cervelet, neuf cas humains ont d'ailleurs été recensés, tel celui d'une chinoise qui a défrayé la chronique en septembre 2014. Celle-ci a découvert - des maux de tête violents ayant donné lieu à un examen d'imagerie par résonance magnétique (IRM) - à 24 ans en être dépourvue¹.

Le cervelet est tout d'abord un régulateur impliqué dans l'équilibre, l'apprentissage de séquences de mouvements, la bonne coordination. Il participe aussi à la gestion des mouvements automatisés (rythme cardiaque, clignement des yeux). Son exceptionnelle absence est palliée tant bien que mal par d'autres zones du cerveau.

On sait de nos jours que le cervelet intervient à d'autres niveaux. De Smet *et al.* [5] étudiaient en 2012 son impact, des lésions entraînant des déficits dans l'aisance verbale, la maîtrise du sens figuré, la mémoire visuo-spatiale, la régulation des émotions. . .

Desmond et Fiez [6], en 1998, illustrent avec clarté l'implication du cervelet dans des tâches pour lesquelles on ne lui soupçonnerait pas forcément un rôle.

Ils ont utilisés la neuroimagerie fonctionnelle, sans doute l'électroencéphalographie (EEG), pour établir la "carte" ci-contre.



Graphique A.3 – Activations

Pour ce qui nous concerne directement. . .

Si le cervelet est exposé (p.74[10]) par Kaladjian comme un ensemble de « réseau[x] de neurones à 3 couches », « similaire[s] au perceptron original décrit par Rosenblatt (1962) » (voir p.5), les détails du système ne sont pas offerts de manière directe. Le système global est pourtant essentiel.

Page 75, Kaladjian nous dit que la couche intermédiaire présenterait une architecture structurant des microzones. Cette structure serait liée au besoin de « dépasser les limitations mathématiques des perceptrons à deux couches », auxquels les microzones pourraient donc être assimilées. Nous les avons étudiées page 5.

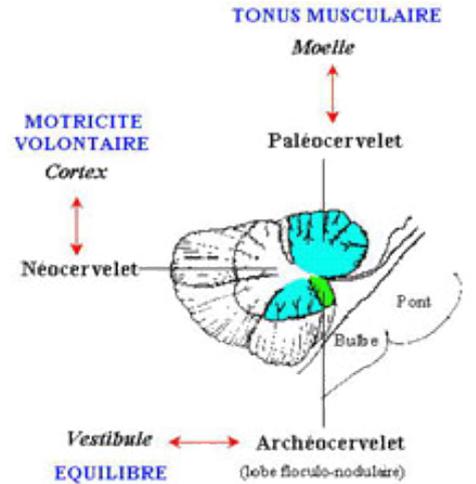
Trois régions sont identifiables dans le cervelet^{2 3} :

1. <http://www.sciencesetavenir.fr/sante/20140912.OBS90q55/insolite-a-24-ans-elle-apprend-qu-il-lui-manque-une-partie-du-cerveau.html>

2. Le cortex moteur, McGill, http://lecerveau.mcgill.ca/flash/a/a_06/a_06_cr/a_06_cr_mou/a_06_cr_mou.html#3

3. *non verbis sed rebus*, Cours de Neurobiologie de l'Université de Montpellier, <http://schwann.free.fr>

1. **archéocervelet** (*vestibulocerebellum*) ou lobe flocculo-nodulaire. → équilibre
2. **paléocervelet** (*spinocerebellum*) ou région médiane des lobes antérieurs et postérieurs, comprend le vermis (la zone centrale séparant les deux hémisphères du cervelet). → tension musculaire
3. **néocervelet** (*cerebrocerebellum*) ou région latérale des lobes antérieurs et postérieurs. → coordination mouvements volontaires



Source de l'image : @schwann.free.fr

Graphique A.4 – Les différentes parties du cervelet

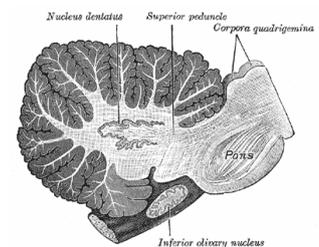
Kaladjian s'intéresse surtout aux paléo- et néocervelet, qui seraient ses cervelets intermédiaire et latéral (c.f. p. 88[10]).

Oscarsson[16] nous dit que le terme *spinocerebellum* (paléocervelet) serait une étiquette inadaptée : c'est lui qui se situe au niveau du lobe antérieur et constitue une partie du lobe postérieur, concernant le gros de la couche intermédiaire. En effet, ce ne serait pas la moelle épinière, ou moelle spinale, qui nourrirait son activité, mais pour bonne part l'olive inférieure, elle-même nourrie du cortex cérébral en correspondance avec les signaux de la moelle épinière.

Les microzones, pose Oscarsson, qui est d'ailleurs l'une des références de l'auteur, seraient composées de cellules de Purkinje, *a minima* d'une simple rangée (p.3, col. 1[16], article socle de l'auteur).

A travers les trois régions, en profondeur, trois couches :

1. **moléculaire** ou couche externe, contient l'arbre dendritique des cellules de Purkinje traversées de fibres parallèles, ainsi que des cellules inhibitrices,
2. **intermédiaire** celle des cellules de Purkinje,
3. **granulaire** composées de cellules dites en grains.



Coupe sagittale du cervelet[9]

Graphique A.5 – Le cervelet, un système composé de couches

La couche intermédiaire est celle des cellules de Purkinje. Les microzones chères à Oscarsson... et à Kaladjian s'y situent.

Chaque cellule de Purkinje reçoit des informations issues de fibres parallèles, de cellules en grain, et de l'olive inférieure (p.30[10]) par une fibre grimpanche. Un ensemble de cellules de Purkinje est nourri par une même zone olivaire. Cet ensemble forme une microzone.

Quand Kaladjian, p.74, évoque les différentes couches structurant le réseau de neurones réel d'une microzone, il ne présente pas le schéma utilisé pour les perceptrons modélisés. Voici ce qu'il présente :

1. couche d'entrée : cellules qui sont à l'origine des fibres moussues (p. 30 : « les fibres moussues sont originaires d'un grand nombre de relais pré-cérébelleux¹ »),
2. couche intermédiaire : cellules granulaires, sur lesquelles se projettent les fibres moussues de la couche précédente,
3. couche de sortie : cellules de Purkinje qui nourriront d'informations les noyaux cérébelleux.

Les noyaux cérébelleux, au cœur du cervelet, communiquent eux vers diverses zones du cerveau. Kaladjian nous indique deux voies de sortie :

- cortex cérébral par le thalamus dont le rôle à ce niveau serait de transférer et filtrer des informations sensorielles,
- moelle épinière par le noyau rouge qui projette lui sur l'olive bulbaire dont l'olive inférieure est une part.

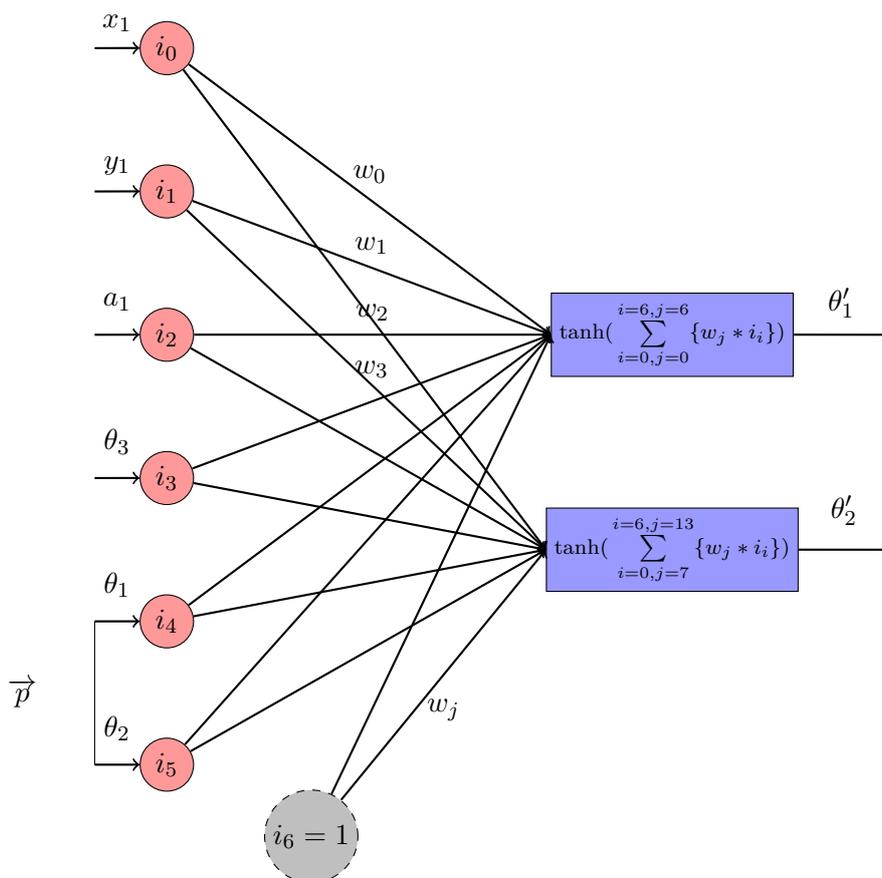
Les explications de Kaladjian, ici résumées, sont établies et sont toujours valables. Nous sommes donc dans une boucle.

1. relais pré-cérébelleux : au niveau du néocervelet, les informations viendraient du cortex, du paléocervelet, de la moelle épinière, et de l'archécervelet, des noyaux vestibulaires (liés aux informations issues de l'oreille interne).
source : [Aphysionado](#), site rédigé par Paul Sauleau, chercheur en Explorations Fonctionnelles Neurologiques

Annexe B

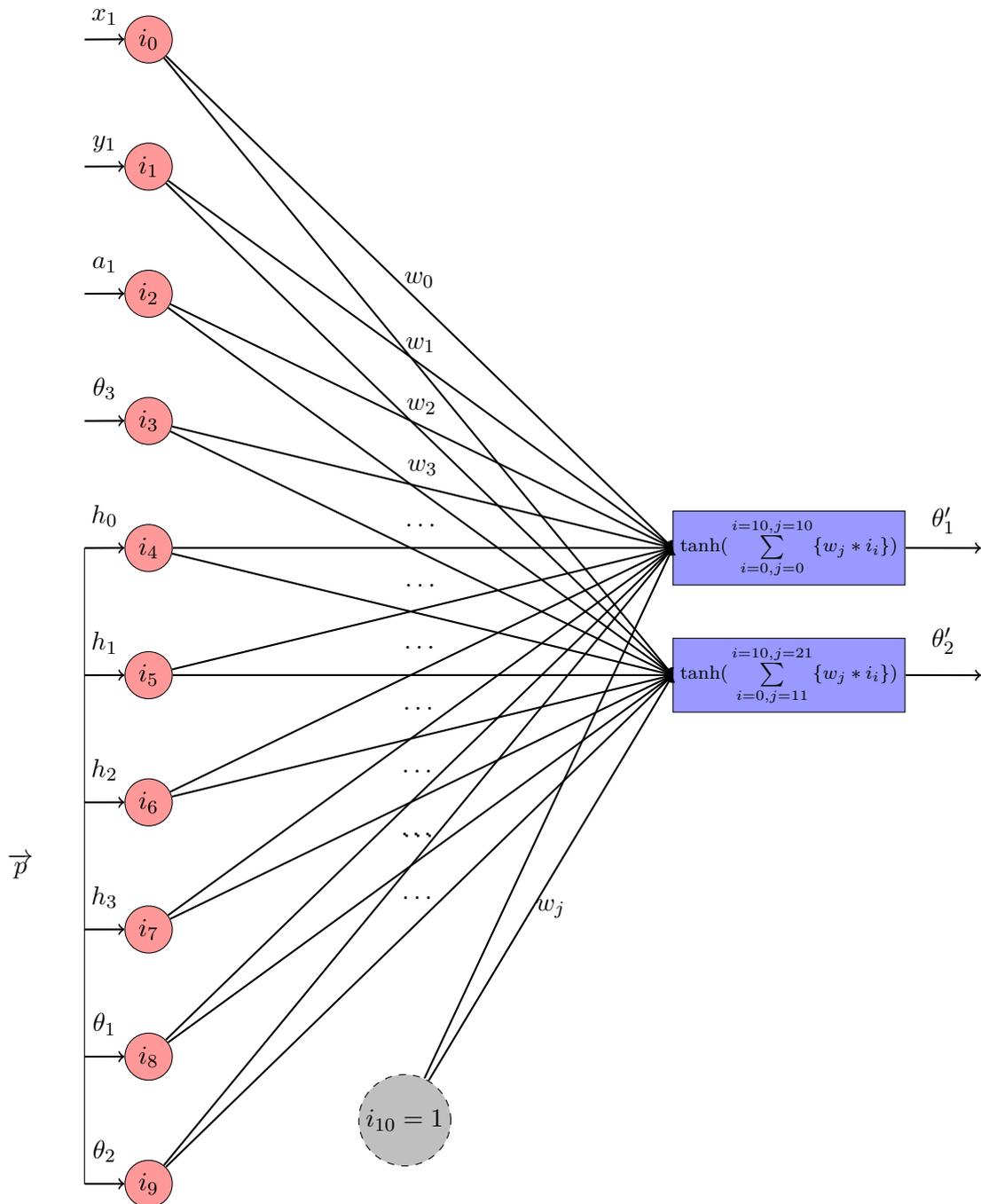
Microzones du cervelet

Perceptrons du cervelet (modèles p.26)



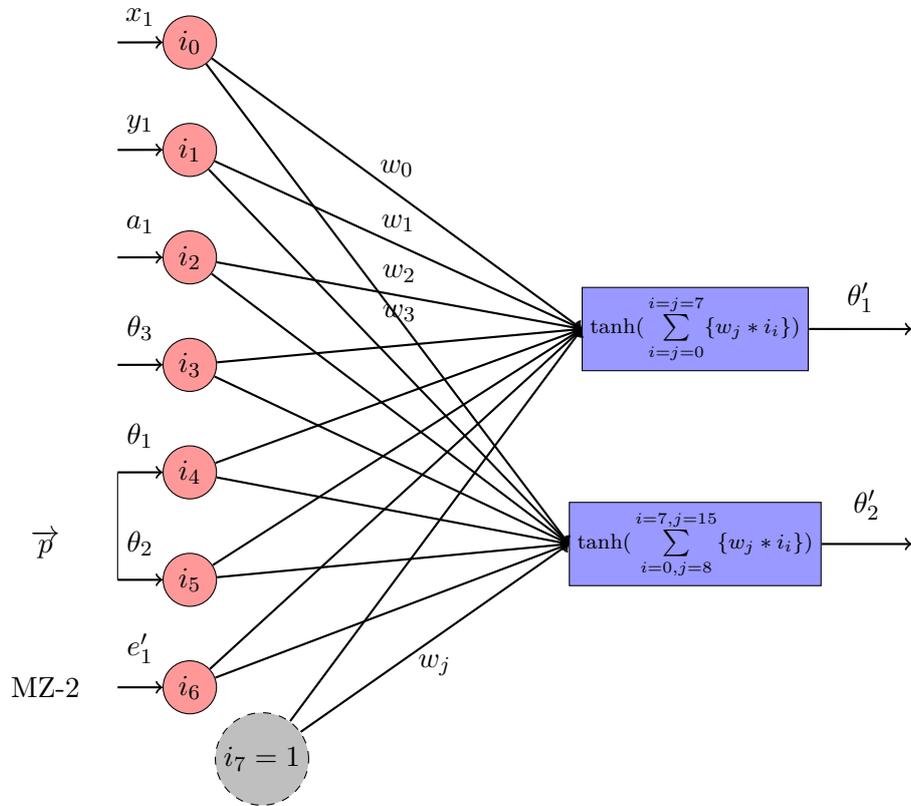
Graphique B.1 – Perceptron de la microzone *angles*, modèle 1

\vec{p} se réduit à θ_1 et à θ_2 . L'erreur n'est pas utilisée.



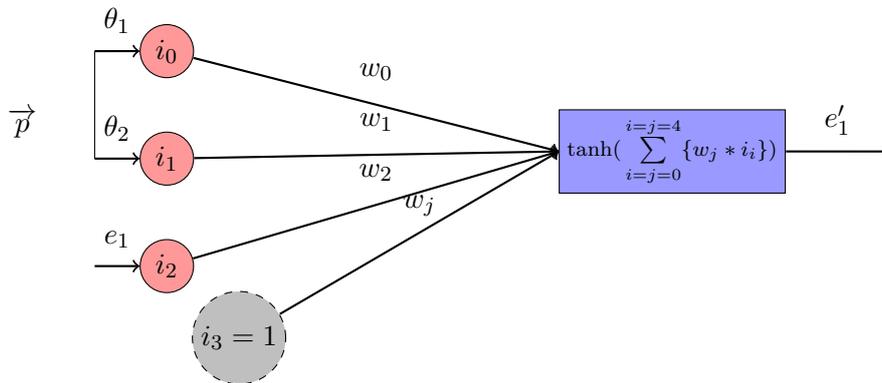
Graphique B.2 – Perceptron de la microzone *angles*, modèle 2

\vec{p} comprend θ_1 et θ_2 , auxquels viennent s'adjoindre les sorties de la couche cachée h_0 à h_n du pariétal (cf modèle p.24). L'erreur n'est pas utilisée.



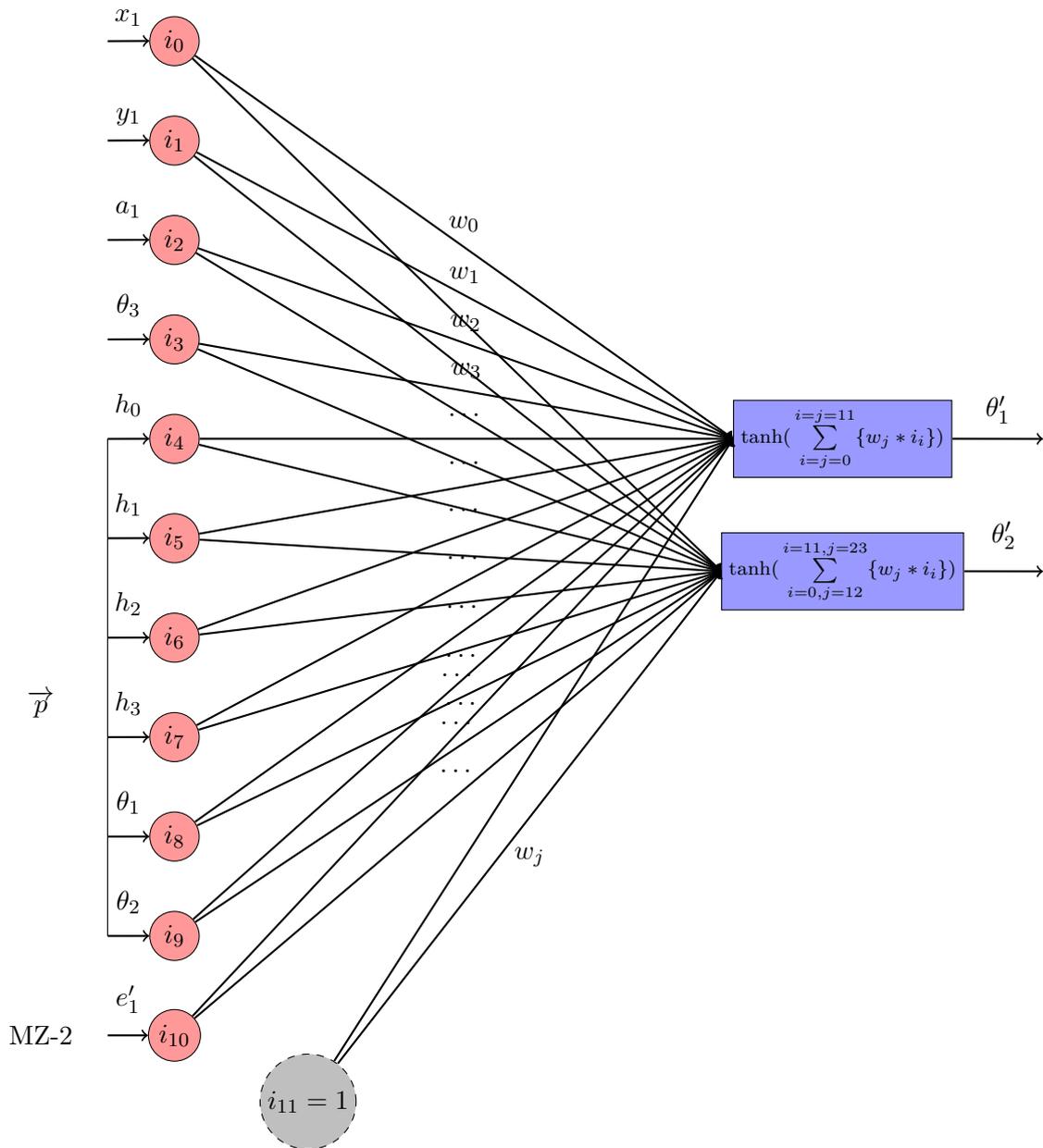
Graphique B.3 – Perceptron de la microzone *angles*, modèle 3

\vec{p} se réduit à θ_1 et à θ_2 . L'erreur (e'_1) est utilisée : ce perceptron est adossé à celui de la microzone *distance*, MZ-2.



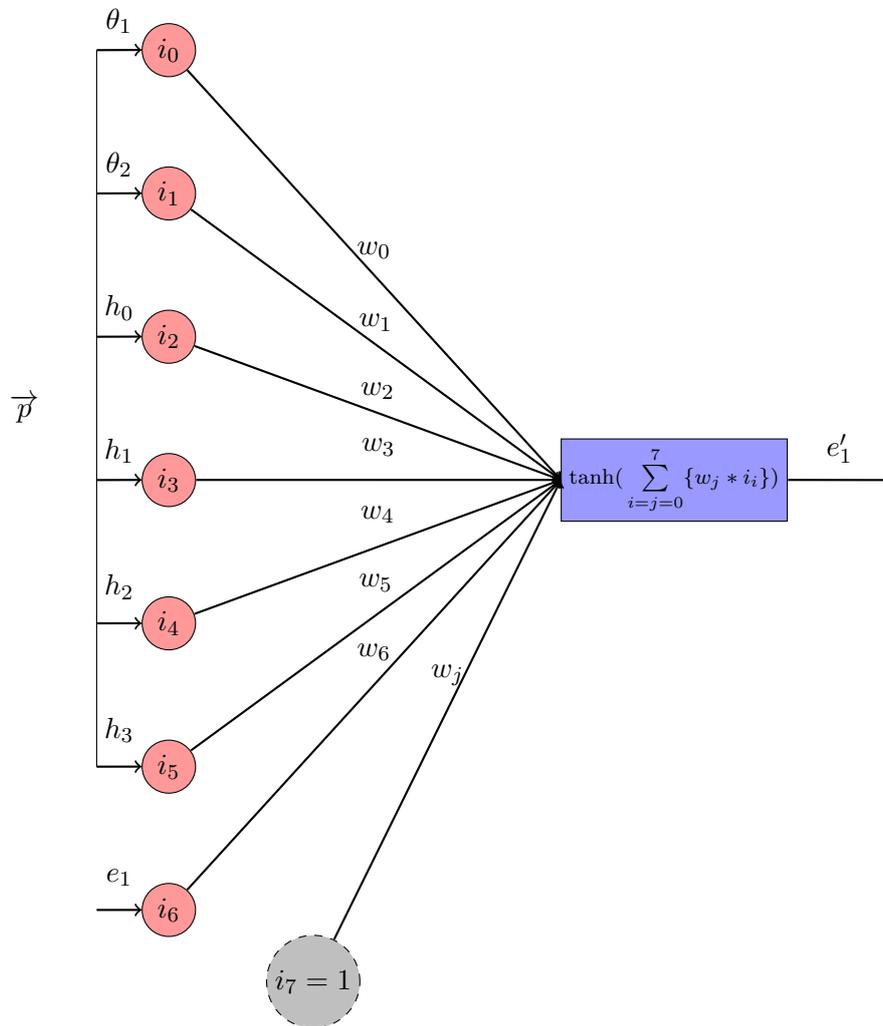
Graphique B.4 – Perceptron de la microzone *distance*, modèle 3

\vec{p} se réduit à θ_1 et à θ_2 . e_1 est l'erreur constatée lors de l'apprentissage.



Graphique B.5 – Perceptron de la microzone *angles*, modèle 4

\vec{p} comprend θ_1 et θ_2 , auxquels viennent s'adjoindre les sorties de la couche cachée h_0 à h_n du pariétal (cf modèle p.24). L'erreur (e'_1) est utilisée : ce perceptron est adossé à celui de la microzone *distance*, MZ-2 qui fournit son évaluation e'_1 .

Graphique B.6 – Perceptron de la microzone *distance*, modèle 4

\vec{p} comprend θ_1 et θ_2 , auxquels viennent s'adjoindre les sorties de la couche cachée h_0 à h_n du pariétal (cf modèle p.24). e_1 est l'erreur constatée lors de l'apprentissage.

ALGORITHME Découverte monde

DEBUT

entier : xMin \leftarrow le plus petit x possible, xMax \leftarrow le plus grand x possibleentier : plageX \leftarrow xMax - xMin, parcelleX \leftarrow plageX/50

//on met le stylo dans la main, les positions possibles accessibles sont récupérés

//si nécessaires

SI tenirStylo()=FAUX

tenirStylo(VRAI)

FIN SI

POUR i ALLANT_DE xMin A xMax AVEC PAS DE parcelleX entier : yMin \leftarrow le plus petit y possible de la parcelle [xMin;parcelleX] entier : yMax \leftarrow le plus grand possible de la parcelle [xMin;parcelleX] entier : plageY \leftarrow yMax - yMin, parcelleY \leftarrow plageY/20 POUR j ALLANT_DE yMin A yMax AVEC PAS DE parcelleY

//on prend parfois le stylo, que les situations soient diverses

SI hasard(1, 2)=2

SI tenirStylo()=FAUX

tenirStylo(VRAI)

FIN SI

SINON

SI tenirStylo()=VRAI

tenirStylo(FAUX)

FIN SI

FIN SI

//poser un objet génère un évènement récupéré par le pariétal

 poserObjet(hasard(i , i +parcelleX), hasard(j , j +parcelleY))

FIN POUR

FIN POUR

FIN

Les zones peu denses en points sont donc sur-représentées au sein de la base d'apprentissage, afin que ce qui fait la complexité de l'équation rendant compte des déplacements puisse être apprise plus aisément. Le cervelet dispose à plusieurs niveaux d'avantages liés au fait que le corps ait déjà une

connaissance de l'environnement. Ce choix se veut représenter un aspect de la réalité.

Concrètement, au sein de l'espace représentant le monde réel, par un clic ou par programme, un objet est déposable, matérialisé sous forme d'une croix. Si le cervelet n'a pas encore fait son apprentissage, il reçoit un flux du pariétal qui l'informe de ce qui est perceptible lors de son action :

- où est l'objet posé,
- où la main va (sorties du perceptron du pariétal), et si elle tient ou non quelque chose,
- distance entre le point d'arrivée de la main et l'objet.

Notre pariétal se base sur un perceptron avec couche cachée, les microzones du cervelet n'en ont pas.

Spécificités des modèles testés (modèles p.26)

- **modèle 1 :**
 - \vec{p} se limite aux sorties de la couche de sortie, ce qui revient à fournir θ_1 et θ_2 ,
- **modèle 2 :**
 - \vec{p} se limite aux sorties de la couche cachée et de la couche de sortie,
- **modèle 3 :**
 - \vec{p} se limite aux sorties de la couche de sortie, ce qui revient à fournir θ_1 et θ_2 ,
 - e_1 , l'erreur normalisée correspond à l'état du pariétal est fournie.
- **modèle 4 :**
 - \vec{p} se limite aux sorties de la couche cachée et de la couche de sortie,
 - e_1 , l'erreur normalisée correspond à l'état du pariétal est fournie.

Le bras se dirige vers des positions précises. Il touche une position réelle (x, y) , pour laquelle il obtient deux angles représentés, ici étiquetés θ_1 et θ_2 .

Microzone angles

La base de connaissances permettant l'apprentissage est constituée différemment selon les tests (les éléments 4 et 5 sont soumis à évaluation, donc partiellement fournis selon les modèles testés) :

1. position (x, y) normalisée avec $\{x_1, y_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq x_1, y_1 \leq 1\}$,
2. a_1 , la longueur normalisée de l'objet avec $\{a_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq a_1 \leq 1\}$,
3. θ_3 , l'angle normalisé de l'objet par rapport à la main avec $\{\theta_3 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq \theta_3 \leq 1\}$,
- 4.* \vec{p} vecteur de sorties du pariétal pour x_1, y_1 (couche de sorties ou sorties de celle-ci associées aux sorties de la couche cachée, plus de détails p.26),

5.* e'_1 , l'erreur normalisée évaluée par la microzone *distance*, elle correspond au ratio de la distance séparant la main ou la pointe de l'objet de sa cible sur le diamètre de l'espace $\{e'_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq e'_1 \leq 1\}$,

6. sortie désirée : θ'_1 et θ'_2 , les angles normalisés avec $\{\theta'_1, \theta'_2 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq \theta'_1, \theta'_2 \leq 1\}$.

Il est donc possible de calculer l'erreur de distance entre la position demandée et la position obtenue. Cela servira à la microzone d'évaluation des *distances* : quand le pariétal sera dans un état donné \vec{p} , l'erreur de distance sera de e'_1 .

La distance est calculée ainsi, sachant x_1, y_1 les coordonnées du point d'arrivée, x_2, y_2 celles du point demandé :

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

Ces paramètres correspondent à la situation que vivra le cervelet quand il aura appris. Quand il saura le désir d'aller à une position (x, y) , il faudra qu'il retourne la sortie désirée θ'_1, θ'_2 . Aucun lien simple ne permet de passer de la position aux angles que prendra son bras. Sachant que pour cette position le pariétal est dans l'état \vec{p} avec une distance à l'erreur de e_1 , et qu'un objet avec des propriétés données a_1 et θ_3 est dans sa main, il dispose d'informations suffisamment précises pour effectuer une adaptation sensible.

Microzone distance

La base de connaissances permettant l'apprentissage est constituée ainsi :

- a_1 , la longueur normalisée de l'objet avec $\{a_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq a_1 \leq 1\}$,
- θ_3 , l'angle normalisé de l'objet par rapport à la main avec $\{\theta_3 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq \theta_3 \leq 1\}$,
- \vec{p} vecteur de sorties du pariétal pour x_1, y_1 (couche de sorties ou sorties de celle-ci associées aux sorties de la couche cachée),
- sortie désirée : e'_1 , l'erreur normalisée, c'est-à-dire le ratio de la distance séparant la main ou la pointe de l'objet de sa cible sur le diamètre de l'espace quand le pariétal était dans l'état reflété par le vecteur \vec{p} , avec donc $\{e'_1 \in \mathbb{R} \mid 0 \leq e'_1 \leq 1\}$

Annexe C

Modèles support de l'auteur

Retour sur cervelet

Nous évoquions page VI le fait qu'au sein du chapitre étudié, Arthur Kaladjian présentait pour le cervelet un schéma biologique similaire à celui d'un perceptron, mais que ce schéma n'était pas celui modélisé.

Kaladjian a modélisé pour le cervelet deux types de réseaux, l'un correspondant à ce qu'il dénomme cervelet intermédiaire, qui semble correspondre au paléocervelet, et l'autre, latéral, qui correspondrait lui au néocervelet.

Le premier reçoit des informations issues de la voie "cerebello-thalamo-corticale", et le second de l'olive inférieure (c.f. page 89 et reproduction schéma dans ce document, p. XIX).

Pour information, l'auteur nous a appris, page 33, que le thalamus et les noyaux cérébelleux n'ont pas été inclus dans le modèle, afin que celui-ci reste simple.

Nous aurions un ensemble de microzones pour le cervelet intermédiaire dont la couche d'entrée serait nourrie par le complexe cortico-cérébral avec l'erreur de distance calculée. Pour le cervelet latéral, nous recevrons théoriquement en couche d'entrée des vagues d'informations touchant à la force du mouvement, sa direction, son erreur.

En pratique, Kaladjian nous dit (p. 86) que le « second signal d'erreur est égal à l'activité cortico-corticale », c'est-à-dire à la somme des poids de connexion entre cellules motrices et pariétales à un temps t .

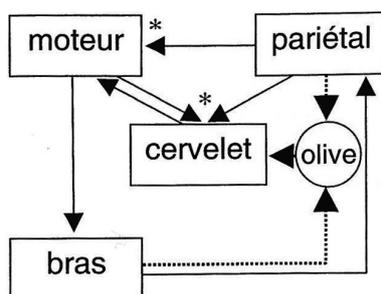
Il est clairement posé que l'auteur considère cette somme comme le « signal d'erreur transmis par l'olive inférieure ». « $e_k(t)$ est le signal d'erreur transmis par l'olive inférieure » :

$$e_k(t) = \sum_{ij} W_{ij}^{cc} \cdot P_j(t)$$

i est l'indice des unités du cortex moteur, j celui des unités du cortex pariétal, t l'instant présent et cc la référence pariétal/moteur (c.f. page 85).

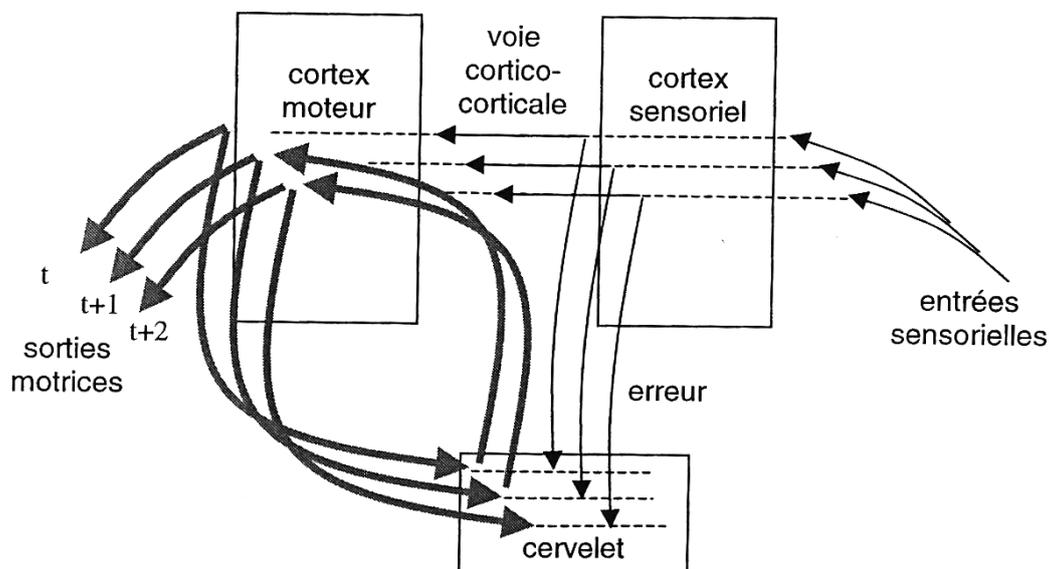
Cette segmentation des signaux d'erreur est ré-expliquée quelques pages plus loin, p. 88, sans aucune contradiction.

Sur le système global repose le fonctionnement par boucle externe/interne présenté par la figure 13, p.84 [10] :



Graphique C.1 – Échanges dans le système global, issu de la thèse

Au cœur de ce système se loge aussi la boucle cérébello-motrice (présentée p.106, fig.29, reproduite ci-après) :



Graphique C.2 – Boucle cérébello-motrice, issue de la thèse

Celle-ci nous intéresse, « la succession dans le temps des commandes motrices » en est la raison d'être. En fait, Kaladjian nous dit que « le cortex pariétal serait le lieu d'intégration des afférences

provenant des entrées sensorielles, du cortex moteur et du cervelet, étape vers le calcul en mode proactif (feedforward) de la commande motrice » (p.27). Il précise que, dans le cadre pathologique de l'ataxie¹, serait en cause « un déficit des commandes concernant la modalité feedforward et non feedback [issue elle des muscles] ».

La répartition des charges de travail entre les blocs pariétal-moteur et cervelet est donc fondamentale pour comprendre comment Kaladjian nous propose un modèle inverse. Car si l'étape pour le calcul en mode proactif nécessite le premier bloc, c'est bien, nous dit l'auteur, le cervelet qui est « [impliqué par des voies] plus rapides à cause de son fonctionnement en feedforward » (p.122).

L'auteur nous détaille p.79 deux modèles "actuels", contemporains à son travail.

Un premier modèle pré-existant

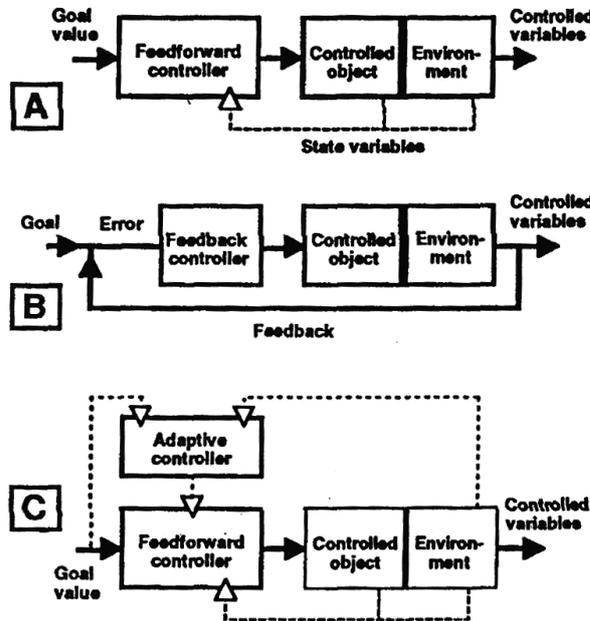
- « le modèle inverse [qui] calcule les commandes motrices en feedforward »,
- les commandes motrices envoyées au bras,
- un contrôleur *feedback* qui calcule l'erreur de commande à partir de l'erreur de trajectoire, par le biais d'une « [rétropogation] à travers le modèle forward » → « signal d'erreur pour l'apprentissage du modèle inverse »

Ce modèle utilise visiblement un perceptron en guise de contrôleur. A ce perceptron s'adosse, nous dit l'auteur, un modèle inverse qui est apte à apprendre (« l'erreur dans l'espace de commande motrice [... est ...] utilisée comme signal d'erreur pour l'apprentissage du modèle inverse »).

Le schéma aidant la compréhension n'est pas clair (p.89).

1. ataxie : déficit de coordination fine des mouvements volontaires.

Nous avons en B le seul contrôleur feedback :



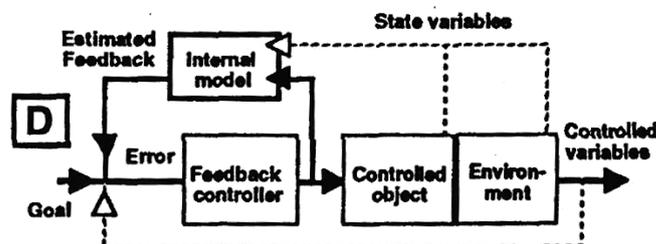
A. Contrôle en boucle ouverte (feedforward). B. Contrôle par rétroaction négative (feedback). C. Un contrôleur adaptatif utilise en temps différé les paramètres du système de contrôle en boucle ouverte.

Graphique C.3 – Modèles de systèmes de contrôle, p.89 de la thèse, fig. 11 de A à C

En dehors du modèle dit à *feedback*, un second modèle est détaillé.

Un second modèle pré-existant

Le second modèle explicité offre plus de concepts présents dans le travail de Kaladjian. En effet, cette fois-ci l'auteur nous parle de la « commande motrice feedforward générée par le modèle inverse [qui] est envoyée à l'objet contrôlé ».



D. Un modèle interne de l'objet contrôlé remplace la boucle externe en faisant une estimation rapide de la rétroaction (Miall, 1995).

Graphique C.4 – Système de contrôle modèle D, p.89 de la thèse, fig. 11

Cette fois le modèle inverse utilise pour son apprentissage « la composante cortico-corticale de l'entrée au cortex moteur », donc ce qui résulte des connexions entre les différentes parties du cortex cérébral.

L'auteur nous pose, d'après une de ses grandes références, Kawato (cité presque vingt fois dans la thèse, *a priori* le plus cité) :

objectif de l'apprentissage des modèles de dynamique directe et inverse

élaborer un système capable de générer la commande motrice de forme complexe observée expérimentalement (Gomi et Kawato, 1996), qui est en opposition avec la théorie d'une trajectoire d'équilibre ayant une forme simple.

Ce système proposé est à mettre en rapport avec ce qu'écrit notre futur psychiatre p. 126, dans la partie discussion, utilisant les travaux de Bastian et al., 1996 : « le cortex cérébral contrôle plutôt des mouvements monoarticulaires [...] mais il peut diriger l'apprentissage cérébelleux pour des tâches multiarticulaires. »

L'auteur précise bien que le contrôle moteur multiarticulaire ne se fait pas en communication directe avec les motoneurones¹, mais par projection du cervelet sur plusieurs régions motrices cérébrales, « le cortex [affinant ensuite] chaque composante monoarticulaire ».

1. motoneurones : constituent la voie de sortie du système nerveux central ou la voie finale de tout acte moteur, source [wikipédia](#).

Annexe D

Contre-analyse

Nous nous attaquerons dans ce retour aux sources à chaque zone trouble identifiée. Citons :

- l’olive, si peu exploitée dans notre modèle
- la conceptualisation du bloc pariétal/moteur, avec une attention particulière pour la notion de cellules directionnelles,
- la structure même du cervelet,
- la boucle cérébello-motrice.

Nous clôturerons sur une étude plus approfondie du cervelet, qui est central dans cette analyse. Par ailleurs, en annexe C (p.XVII) est disponible un retour sur les appuis que prend l’auteur pour construire son modèle.

Olive et pariétal

L’olive, un contrôleur

L’auteur présente comme spécifique l’usage de l’olive inférieure. Celle-ci est traditionnellement considérée « comme un comparateur entre ‘intention du mouvement’¹ et ‘mouvement effectué’ » (explications p.79), ce que Kaladjian nous disait dès l’introduction ne pas être très réaliste, selon ses propres mots. Il nous dit dans le résumé que ce signal d’erreur ne serait « en aucun cas [...] calculé par une différence », mais page 80 que les informations encodées [par l’olive inférieure] « ne peuvent être réduites à une simple différence », ce qui diffère.

Citant Kitawaza[13], au sein de la partie modélisation et en ayant présenté ce pôle comme l’un des grands pôles de son travail, Kaladjian explique que la « décharge des spikes complexes représenterait à

1. ‘intention du mouvement’ : Kaladjian entend par là mouvement réellement demandé, en opposition au mouvement réalisé, qui peut, cf résumé de thèse, se trouver impacté par une « perturbation externe ou une modification du contexte mécanique ».

la fois des informations sur la distance entre la cible et la position finale mais aussi sur les commandes lors de l'initiation du mouvement ». C'est ce qu'il reprend dans la partie modélisation, sans trop entrer dans les détails.

Ce que Kitawaza et al.[13] posent est une théorie relativement dense. D'abord, les décharges encoderaient à la fois la magnitude et la direction des mouvements.

Les décharges - complexes - sont montrées comme structurées dans le temps. Ils envisagent :

1. un premier pic lié au retour sensitif et/ou à la réception d'une "copie" des efférences (corticales ?),
2. un second pic lié à l'encodage des erreurs (non visuel),
3. un dernier pic lié lui à la constatation de l'erreur.

Le premier pic serait la destination absolue à l'amorce du mouvement, les deux autres encodant l'erreur relative, mais trop tardivement pour être utiles pour le mouvement courant, contrairement au premier. L'olive jouerait, selon Kaladjian, un rôle *temps réel* et un rôle *apprentissage*, puisqu'il reprend cette thèse à son propre compte.

Il est par contre à noter que Kitawaza et al., dans l'article auquel se réfère notre auteur, n'évoquent absolument pas l'olive inférieure mais uniquement le cervelet, si ce n'est dans leurs sources : ils évoquent à peine un article de Keating et Thach [11] dans les références, un article qui nous apprend que l'olive inférieure ne peut être impliquée dans le tremblement pathologique du voile palatal pas plus que dans le tremblement physiologique, mais qu'elle peut l'être dans l'initiation non pathologique des mouvements du corps et dans l'apprentissage moteur.

Le cervelet a plusieurs rôles, et ce serait dans celui qui nous intéresse que l'olive intervient. Néanmoins, le rôle dévolu à l'olive n'est pas directement donné par Kitawaza qui lui est centré sur les cellules de Purkinje. Si Kaladjian fait le raccourci, c'est à raison. Ainsi qu'il nous l'apprend page 38, dans la partie organisation fonctionnelle du cervelet/olive inférieure¹, « la rangée de cellules de Purkinje qui reçoit les fibres grimpantes d'une zone olivaire donnée a tendance à décharger en phase, sous l'effet des oscillations des cellules olivaires de cette zone ». Il y a donc association.

L'olive est présentée au centre de l'organisation du cervelet : les « unités fonctionnelles » de la première étant en correspondance avec celles (les microzones) du cervelet que nous aurions au nombre de 5000 (p. 39 [10]). Nous retrouvons, aux côtés de cette relation olive/cervelet, la notion de direction chère à Kaladjian. Il nous dit, toujours page 39 :

- « les cellules de Purkinje ont, pour une grande part, des activités en rapport avec des directions préférentielles (Portier et al., 1989) »,
- « les directions sont uniformément représentées par les cellules du cortex cérébelleux. »

1. L'olive inférieure ne fait pas partie du cervelet mais lui est reliée

Le complexe moteur/pariétal, modélisé par un même perceptron ?

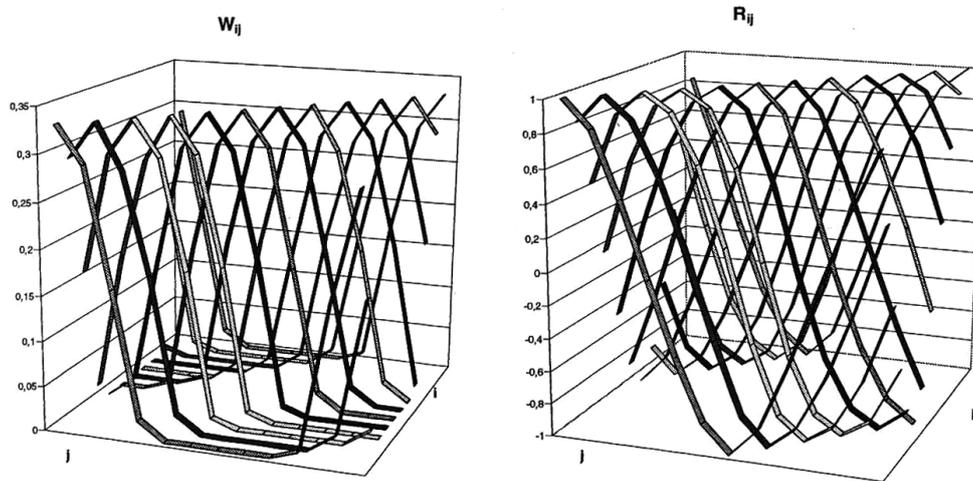


Figure 17. Distribution de R_{ij} et W_{ij}^{cc}
Distribution des coefficients de corrélation R_{ij} (corrélation des activités des cellules pariétales avec les cellules motrices pendant l'exécution de mouvements aléatoires) et des poids synaptiques W_{ij} (après apprentissage cortical).

Nous avons à gauche les poids liant cellules pariétales (couche d'entrée) et les cellules motrices (couche de sortie). Nous avons à droite les coefficients de corrélations entre l'activité seuillée des neurones pariétaux j et les valeurs de sortie pour tout neurone moteur i lors de mouvements aléatoires initiaux. Ce test sert avant tout à Kaladjian à donner le sens de l'utilisation des poids synaptiques pour le signal d'erreur olivaire.

Il n'est pas évident de déterminer qu'un même perceptron est utilisé pour l'ensemble moteur/pariétal, à voir le schéma d'ensemble du système tel qu'il est présenté page 84 :

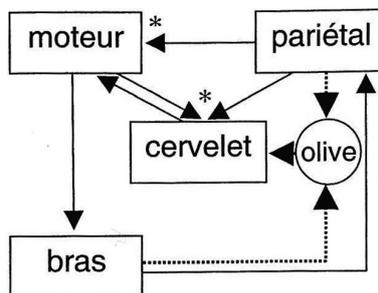


Figure 13 page 84

Deux boucles de contrôle sont distinguées : boucle externe comprenant le cortex cérébral et le modèle de bras, une boucle interne comprenant le cortex cérébral et le cervelet. Les processus de plasticité se produisent aux deux niveaux (symboles *).

Graphique D.1 – Schéma d'ensemble du système

Kaladjian le précise dans sa présentation du cortex, toujours page 84. « Chacune des cellules pariétales se projette sur la totalité des cellules du second ensemble ». Les sorties sont les commandes nécessaires au bras. Elles ont « une direction préférentielle ».

Nous retrouvons dans ce choix de direction préférentielle les travaux de Georgopoulos et al.[8].

Georgopoulos et son équipe ont segmenté un espace de travail (destiné à des singes) en huit directions, depuis un point de référence situé au centre de la zone de travail, ce que Kaladjian traduit (p.33) par « cadre de référence externe ».

Ils ont mesuré, chez les macaques rhésus utilisés, les décharges de plus de 600 cellules motrices, celles actives durant l'activité motrice. 74.6% des cellules en question ont vu leur activité varier en fonction de la direction du mouvement, ces cellules ayant une direction "préférée" et ne s'activant que lorsque le mouvement implique la poursuite de cette direction.

Le bras utilisé par Kaladjian pourrait exploiter un vecteur de six valeurs, une pour chacun des muscles. Page 82, Kaladjian nous décrit les signaux de contrôle supraspinaux E_{ij}^{ss} que page 131 il nous dit avoir utilisé.

$$E_{ij}^{ss} = E_{thr} - \lambda_{ij}$$

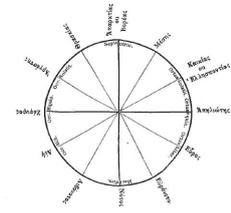
- i indique le type de muscle et varie de 1 à 3 (respectivement monoarticulaire épaule, monoarticulaire bras, biarticulaire),
- j indique si nous sommes sur le fléchisseur ($j = 1$) ou non (extenseur, $j = 2$).

λ_{ij} est le vecteur de contrôle, sans doute géré au sein du bras, E signifiant entrée motoneuronale, E_{thr} étant le seuil d'excitation. Le bras gère sans doute seul les réflexes d'étirement (E^{sr} : voir p. 131/132), ce qui ferait la différence entre valeurs sensorimotrices traitées par les cellules pariétales et les valeurs issues des cellules motrices. En effet, les entrées motoneuronales E ne sont pas équivalentes aux signaux supraspinaux E^{ss} , mais à l'équation $E_{ij} = [E_{ij}^{ss} + E_{ij}^{sr} - E_{thr}]^+$, la fonction $[x]^+$ signifiant simplement que le signal vaut 0 pour tout résultat de calcul inférieur ou égal à zéro.

Le signal de contrôle évolue de façon linéaire, nous dit l'auteur p.82. Cela doit signifier que dans l'implémentation, on passe d'un vecteur a_t à un vecteur a_{t+1} de façon incrémentale/décémentale simple.

Nous aurions, chez Kaladjian, pour notre perceptron moteur/pariétal, six neurones de sortie.

Kaladjian segmente lui l'espace selon la rose des vents aristotélicienne :

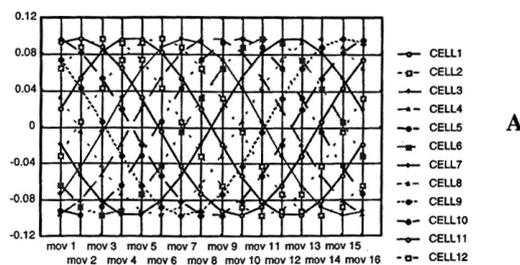


Rose des vents dans l'antiquité grecque, créée par l'érudit Adamantios Koraïs vers 1796.

Or nous aurions deux ensembles de 12 cellules dans le cortex. Nous serions donc face à un perceptron à couche cachée. Pour compléter ce qui était cité précédent, voici *in extenso* ce qu'a écrit à ce propos le futur chercheur en neurosciences : « [chacune] des cellules pariétales se projette sur la totalité des cellules du second ensemble formée de cellules motrices, dont les sorties correspondent aux commandes envoyées à l'effecteur externe. ».

Notre couche cachée a donc 12 neurones, notre couche de sortie 6, si la lecture de la thèse est juste. Mais... *quid* des directions préférentielles ? Et bien le « premier ensemble forme une aire sensorielle identifiée au cortex pariétal qui reçoit et intègre des afférences d'origine extéroceptive (visuelle) et proprioceptive (Andersen et al., 1997) ». Nous sommes ici soit dans la situation du schéma exposé qui n'est pas celui modélisé (c.f. A), soit dans une situation où chaque cellule du pariétal voit son activation modulée par une valeur en corrélation avec la direction du mouvement, ce, rappelons le, dans un cadre de référence externe. Ce que Georgopolous et al.[8] ont mesuré comme "direction du mouvement", c'est la position statique de la cible par rapport au plan de travail : de 0 à 360° autour du centre, par palier de 45° chez eux.

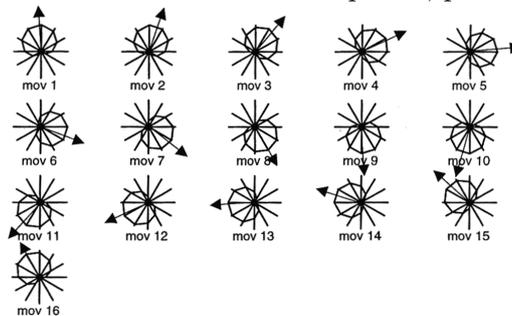
Notre étude utilise une valeur continue. Cette valeur est sinusoïdale. 361° équivalent à 1°, ainsi que l'illustre cet exemple issu de la figure 36 page 116 :



Extrait de la figure 36 p.116

Graphique D.2 – Directions préférentielles des cellules corticales et cérébelleuses

Les paliers de 30° sont mis en valeur dans le schéma p. 115, pour entre autres faciliter la lecture.



Extrait de la figure 35 p.115

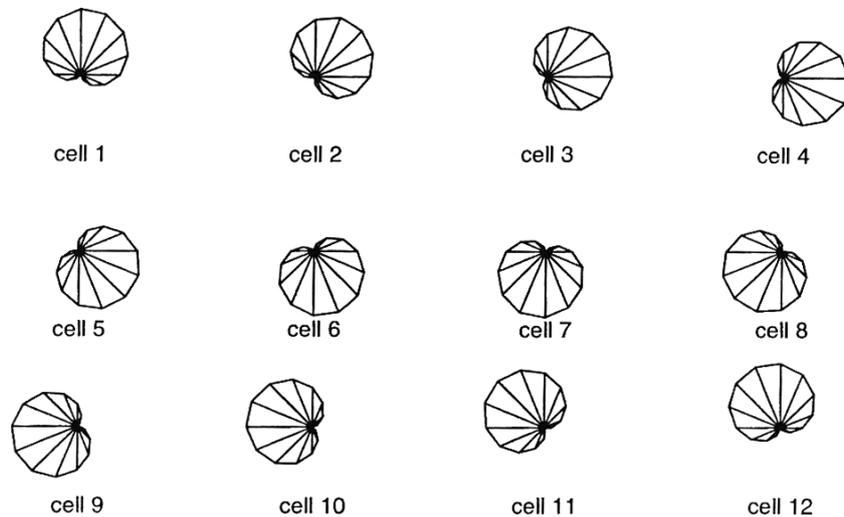
Graphique D.3 – Représentation de l'activité des cellules corticales pendant la réalisation d'un cercle

L'idée est un peu complexe, et donne envie de séparer en deux perceptrons cortex pariétal et moteur, seules les cellules motrices étant initialement présentées comme ayant une direction préférentielle. Comme c'est le pariétal qui effectue réception et intégration des afférences, il paraît néanmoins logique que ce soit lui qui définisse par ses sorties la direction préférentielle des cellules motrices, du moins au cœur de la partie *modélisation*.

Page 114, sur la fin de chapitre, l'auteur revient sur le sujet et confirme :

« Au niveau du cortex cérébral (figure 35), les directions préférentielles des cellules motrices et pariétales se distribuent de façon homogène et couvrent l'ensemble des angles entre 0 et 360° . »

Nous tenons là ce que l'auteur appelle direction préférentielle. Chaque neurone d'entrée du pariétal voit son activité amplifiée ou mise à 0 en fonction de la direction du mouvement au sein du cadre de référence. Nous avons 12 cellules pour 12 positions préférentielles. Georgopoulos et al.[8] surveillait les corrélations entre activités des neurones du cortex et 8 positions préférentielles, tous les 45°. Kaladjian fait la même chose, mais tous les 30°. La première cellule voit son activité maximisée si la cible est exactement dans son direction préférentielles, soit 90° comme semble l'indiquer la figure 35, sachant qu'il est probable qu'à l'instar de son modèle, Georgopoulos[8], Kaladjian ait utilisé un repère trigonométrique.



Extrait de la figure 35 p.115

Graphique D.4 – Représentation de l'activité des cellules corticales pendant la réalisation d'un cercle

La représentation polaire de l'activité de chacune des cellules est montrée sur le schéma précédent. Pour le premier mouvement (voir schéma p.XXVII), l'activité de la première cellule est quasiment

maximale, à condition de situer l'activité de mov 1 sur cell 1 à 90° . L'activité du mouvement n° 2 serait, elle, située à la coordonnée polaire 60° pendant même que l'activité de la cellule numéro 5 tend vers son minimum. Les directions préférentielles des différentes cellules, selon ce schéma, seraient donc :

Tableau D.1 – Directions préférentielles des cellules

cellule	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
direction	90°	60°	30°	0°	330°	300°	270°	240°	210°	180°	150°	120°

Il est difficile de voir clair. Néanmoins, page 117, Kaladjian nous indique que “son” cortex cérébral, qui est bel est bien l'ensemble pariétal/moteur, utilise « une forme d'apprentissage de type Hebb/LTP par la mise en correspondance des commandes motrices avec le retour sensoriel ».

Nous aurions donc chacune des 12 cellules du pariétal qui reçoit en entrée une information codant le retour sensoriel. Cette information traverserait notre perceptron pour aboutir aux commandes motrices nécessaires. Les poids synaptiques seraient dynamiquement modulés en fonction d'un seuil « égal à la valeur de l'activité somatique » (p.117), c'est-à-dire tendant vers 0 quand la direction du mouvement va à l'opposé de la direction préférentielle de la cellule.

Notons bien que l'auteur nous communique l'activité d'une cellule correspond à un mouvement : Le pariétal ne fait pas “avancer” la main progressivement, mais envoie, en ce cas, une commande pour exécuter un déplacement complet d'un point a vers un point de destination b .

A priori, le système mûrit à l'aide de mouvements itératifs aléatoires (voir p. 89 ou encore p. 87) qui permettent de stabiliser les poids synaptiques : « [dans les simulations présentées par Kaladjian], les règles d'apprentissage cérébrale et cérébelleuse sont fixées dès le départ des simulations. ».

On peut envisager, pour la figure 19 présentée page 95(cf 2.1 page 14), que le pariétal a reçu les données correspondant à un échantillon de quatre mouvements avec départ au centre pour réaliser un apprentissage. Ensuite il est capable de faire effectuer correctement les mouvements. La position centrale, ainsi que l'indiquerait ce schéma est à considérer comme étant celle de l'extrémité du bras, par exemple, les données touchant le point centre gauche seraient du type :

- quand cible à 180° de l'extrémité de mon bras, telle commande motrice est à réaliser, au temps 1.
- quand cible à 181° de l'extrémité de mon bras, telle commande légèrement différente est à réaliser, au temps 2.
- ...

Les données seraient donc d'une forme approchant :

- $$\left\{ \begin{array}{l} - \text{encodage de la distance à la cible} \rightarrow \text{entrées pariétal} \\ - \text{direction du mouvement} \rightarrow \text{modulation des poids synaptiques} \\ - \text{vecteur des commandes motrices} \rightarrow \text{valeurs de sortie désirées pour les commandes motrices} \end{array} \right.$$

L'auteur dit bien p.87 que ce sont « les signaux sensoriels extéroceptifs [qui] produisent une activation de l'aire pariétale » : ce ne sont pas les valeurs des entrées motoneuronales que le pariétal traite en entrée dans le système modélisé.

La position relative de la cible est nécessaire à la généralisation du système : les quatre mouvements partant du centre du plan sont ceux appris, mais le système peut ensuite réaliser les mouvements depuis une position différente, ce vers d'autres cibles.

La distance à la cible est sans doute suffisante puisque le pariétal n'a pas vocation à fonctionner correctement sans les retours extéroceptifs qui lui font les conjuguer à la direction du mouvement.

La boucle cérébello-motrice

Tout d'abord, il est nécessaire de préciser que les translations et autres modulations ne sont présentes qu'une fois le présentement nommé cervelet latéral est en jeu.

Dès le résumé, l'auteur nous dit que le cervelet permet de « prendre en charge les aspects répétitifs [d'une tâche motrice répétée] de façon à les automatiser tout en améliorant leur précision », ce qui permet de décharger le cortex cérébral. Naturellement, on aurait tendance, à la lecture de la thèse, à lier amélioration de la précision au cervelet intermédiaire et automatisation au second.

Nous disposons d'un signal d'erreur décrit comme issu des savoirs pariétaux, et construit/transmis par l'olive inférieure. On peut envisager le cervelet comme un miroir du cortex cérébral qui se bâtit en temps réel et qui relance une commande correcte suite à un événement perturbateur. Il gérerait en lieu et place d'un pariétal libéré pour d'autres fonctions.

Le cervelet intermédiaire, par le fabuleux process du modèle inverse, apprendrait lui des séquences. . .

Le cervelet intermédiaire, tel qu'étiqueté par Kaladjian, a pour but l'automatisation. Le cervelet latéral opère lui aussi une forme d'automatisation, celle-là même permettant de gérer efficacement des séquences et produit le phénomène - dans le cadre des simulations proposées - de miniaturisation voire agrandissement de forme, translations....

Cervelet intermédiaire

Formation du cervelet intermédiaire

Dans la partie discussion, page 118, Kaladjian nous dit que « la règle delta [utilisée] dans ce travail est similaire à celle de Kenyon et al.[12] ». Page 96, il nous dit que « la plasticité cérébelleuse est introduite une fois que les activités sensorimotrices sont mises en correspondance, c'est-à-dire que les poids synaptiques de la relation cortico-corticale¹ sont stabilisés ».

Une mise en place plus fine qu'il n'y paraît

Les schémas page 89 doivent nous interpeller, en particulier le schéma B :

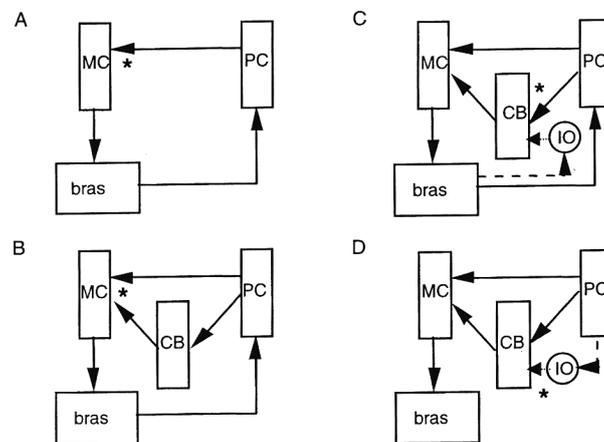


Figure 14. Phases de l'apprentissage.

*A. Apprentissage cortico-cortical. B. Apprentissage de la voie cérébello-thalamo-corticale. C. Ajustement des commandes cérébrales par le cervelet intermédiaire. D. Automatisation des processus cérébraux par le cervelet latéral. MC: cortex moteur; PC: cortex pariétal; CB: cervelet; IO: olive inférieure, *: site d'apprentissage.*

Graphique D.5 – Les différentes phases de l'apprentissage selon Kaladjian

L'apprentissage en phase B, phase dite d'apprentissage de la voie cérébello-thalamo-corticale, situe le site d'apprentissage au niveau du cortex moteur. Étant donné que le complexe cortico-cortical serait un même perceptron, il est clairement à envisager que l'auteur nous présente quelque chose qui ressemble à une greffe.

Kaladjian amorce la description de ce schéma page 87, nous disant dans un discours mêlant théorie non implémentée/travail présenté que les « activités cortico-corticales constituent un stimulus inconditionnel qui module les entrées cérébelleuses ». Il ne s'apesantit pas, présentant même cette phase comme

1. cortico-corticale : ici connexion entre cortex pariétal et moteur, en neurologie une relation cortico-corticale est une relation entre parties du cortex cérébral

« négligée », les « relations cérébello-corticales [étant] considérées après apprentissage et [restant] avec des valeurs de poids synaptique fixées. »

Dans le cadre d'un système global où se loge la fondamentale boucle cérébello-motrice, rien ne paraît pourtant négligeable au lecteur. Le schéma B peut indiquer une sorte de greffon où la couche de sortie de notre complexe pariétal/moteur va recevoir des entrées issues du cervelet. D'abord dans un rapport 100/0 composante cérébrale/composante cérébelleuse vers un hypothétique rapport 0/100 dans le cadre d'un déplacement automatisé (cervelet latéral du moins).

« On observe que la composante cérébrale diminue lorsque la composante cérébelleuse augmente » nous dit Kaladjian. On observe ou on impose, par le biais de cette phase fameuse règle Delta issue des travaux de Kenyon et al.[12] ?

Sur quoi portent précisément les travaux de Kenyon et al.[12] ? Sur la modélisation mathématique du système cervelet-olive : l'adaptation motrice de l'équilibre des fibres grimpanes suite à perturbation systématique. Les auteurs étudient comment l'apprentissage moteur peut être affecté par l'auto-régulation de l'équilibre de l'activité des fibres grimpanes.

Kenyon et al. présentent leur travail sur la modélisation d'un réflexe de type pavlovien : l'association d'un clignement des yeux provoqué avec un mouvement : un mouvement est associé à un stimulus. Le stimulus seul provoque ensuite le mouvement. Dans notre cas, c'est une perturbation qui est associée à un mouvement. « [L]es valeurs des activités des cellules cérébrales à un instant t définissent les activités cérébelleuses puis cérébrales à un instant $t + 1$ [. . . il y a] réverbération » (extrait de la p.106). Kaladjian teste un biais, un biais systématique, et , côté cervelet latéral, il se passe de l'association stimulus/réponse. Il évalue uniquement le chainage de commandes. Page 122, en partie "Discussion", les propos sont transparents : « Nous avons utilisé ce modèle pour tester la capacité de génération de séquences motrices par le cervelet sans l'utilisation d'informations sensorielles ».

Page 99, l'auteur exprime avec clarté le fait que l'apprentissage cérébelleux se déclenche avec l'introduction d'une perturbation. L'apprentissage de la voie cérébello-thalamo-corticale (schéma B vu précédemment) n'a rien à voir avec cela. Il y a donc un élément en plus dans la transmission simplement présentée comme étant le signal d'erreur à prendre en compte : la transmission de l'existence d'une perturbation.

La « relation cérébello-corticale [étant] considérée après apprentissage », on peut imaginer le signal d'erreur transmis en cas de perturbation uniquement, et que l'implémentation de ce qui est représenté par le schéma B est en fait de fournir au cervelet un accès à la voie cortico-corticale qu'il va venir biaiser.

C'est-à-dire que si, pendant son apprentissage, il reçoit la distance d'erreur, avant apprentissage, il accède aux poids synaptiques cérébraux. Si nous reprenons le schéma p.XVIII en annexe, figure 29 de la thèse étudiée, nous avons une entrée au temps $t + 1$ qui va être associée à un biais.

Nous avons vu, graphique 2.3 p. 15, que la composante cérébelleuse augmente lors de l'apprentissage avec erreur corticale. L'erreur corticale est le signal envoyé par le pariétal. Ce signal fait "travailler" le cervelet, ce qui induit une réponse motrice.

Il y a systématiquement une même perturbation introduite. Généraliser l'apprentissage, selon l'auteur, c'est mener un mouvement à sa juste fin « dans l'ensemble de l'espace de travail et ce quelle que soit la position de départ » (cf p.99). Ce qu'évalue Kaladjian n'est pas la plasticité du système pour faire face à des situations (des biais) différentes, mais plutôt comment une automatisation fluide peut se produire. Selon lui, le cervelet compterait environ 5000 zones, son travail ne porte absolument pas sur comment elles s'architecturent pour répondre à des situations différentes.

Le jeune chercheur propose un modèle d'intervention du cervelet sur le bloc moteur/pariétal. Ses tests évaluent la proposition sur un seul et même biais systématiquement imposé une fois le cervelet en jeu.

Nous sommes là au niveau du cervelet intermédiaire, nous verrons ultérieurement les similarités de ce travail avec celui touchant aux zones latérales. Les zones latérales semblent aussi cantonnées à l'apprentissage d'un type de séquence par test, à comment celui-ci peut être appris de manière fluide ; l'architecture globale n'est pas testée ou proposée à évaluation pour répondre à des usages larges.

Une imbrication profonde pour un modèle limité

Notre cervelet reçoit un signal d'erreur qui déclenche intervention et apprentissage. Son intervention vient progressivement se substituer à celle du cortex cérébral, sans pour autant la remplacer. Le graphique 2.3 nous parle de « contributions ». Il nous indique (« amplitudes ») le nombre de mouvements aléatoires dus à chacune des structures pour atteindre une cible. Page 90, l'auteur décrit un graphique (figure 15, p.91) présentant une trajectoire, une position finale et la cible liée. Il nous dit bien qu'un mouvement a une composante cortico-corticale qui peut d'ailleurs être responsable de plus de 90% du mouvement pour ce qui est du cervelet intermédiaire, à en croire le graphique 2.3 reproduit page 15 du présent document.

D'autres *scenarii* sont envisageables voire envisagés en lisant la thèse de Kaladjian, mais ces éléments mis bout à bout laissent suggérer que le cervelet intermédiaire vient exploiter, dans le cadre de la modélisation, la couche cachée du perceptron cérébral. Ainsi il peut n'« affecter que les seules cellules motrices qui sont actives parce qu'elles participent au mouvement », ce que l'auteur pose comme réalité modélisée page 88. L'idée est que, est-il expliqué page 96, le cervelet compense par une "contribution motrice" les erreurs (« le rôle du cervelet serait de compenser cette erreur [transmise] par une contribution motrice qui assiste la commande corticale »). L'usage du conditionnel présent n'est pas très rassurant mais l'auteur nous expose ensuite ce qu'il a fait en pratique pour vérifier ce rôle.

On peut donc supposer que le cervelet exploite le perceptron cérébral et en vient modifier les poids.

Une greffe comme dit précédemment. Une greffe¹ pensée pour que bascule le pourcentage d'information à utiliser fonction qu'elle soit d'origine cérébrale ou cérébelleuse, désactivant progressivement l'usage des valeurs issues du pariétal, en cas de perturbation.

Un point qui n'appartient pas tout à fait à l'ordre du détail est à relever : rien ne dit dans la thèse de Kaladjian que l'auteur teste un modèle adaptatif. Le cervelet apprend, se greffant au cortex cérébral, dans un cadre bio-inspiré. Si le rasoir d'Ockham a fait son œuvre lors de la mise au point du modèle, il n'en reste pas moins que l'architecture globale du cervelet, même simplifiée n'est pas éprouvée. Ce n'est pas l'objectif de la thèse. Ce qui est éprouvé, c'est comment un ensemble restreint de microzones peuvent s'adapter. Pour ré-appuyer cette idée déjà évoquée, trois citations :

- « Nous avons choisi une perturbation du système que le cortex cérébral n'est pas capable de corriger immédiatement. A titre d'exemple, une perturbation a été introduite **de façon systématique**[...] » (p. 96),
- « Pour que le mouvement effectué par le cortex ne soit pas parfait, nous avons introduit **une perturbation déviant systématiquement** la direction du mouvement de la main de 30 ° par rapport à la direction programmée. » (p. 100),
- « Le graphique [figure 25] présente l'évolution de l'erreur et de la contribution cérébelleuses dans les mêmes conditions de perturbation et d'apprentissage que la figure 20 (biais directionnel par **rotation systématique de 30 °**) » (p.102)

Cela signifierait que les tests présentés par Arthur Kaladjian ont cette simplification qui fait que le modèle n'a pas à agir une fois sans biais une fois avec biais. Ce n'est pas forcément lourd de conséquences, dans le cadre de référence, mais devait, me semble dire, être "officiellement" envisagé.

D'après le graphique C.2 (p.XVIII de ce document), le cortex pariétal modélisé ne cesserait pas de commander, ne serait pas mis à la retraite, une fois le cervelet mûr. Le cervelet agit sur la partie motrice, avertit par un signal, en très léger décalage avec le pariétal. Cette action, sur une activité positionnée par le pariétal (dernier passage dans le perceptron) arrivera grâce au cervelet à destination, ce sans que le pariétal n'ait à redonner un autre ordre. Il y a libération d'un part de sa charge... et automatisation d'un mouvement.

On ne peut pas voir là d'association de signal au sens où Kenyon[12] l'entendait. La nature de l'erreur ne semble pas du tout associée, aucune similitude ne paraît à l'œuvre indiquant un réflexe primaire mis en place **selon** la nature de la perturbation. Le cervelet intermédiaire de Kaladjian appliquerait alors la même correction à n'importe quel biais : il n'en apprend qu'une et n'a aucun élément géré pour faire le moindre tri.

1. greffe : avec un coefficient propre à chaque couche "intelligente" (pariétal vs cervelet)

Il ne faut pourtant pas réduire la portée du travail. L'auteur exprime clairement des éléments allant de le sens de la lecture ici proposée (« [l]orsqu'un biais est introduit juste après apprentissage du cortex cérébral, le cervelet assiste la commande corticale en introduisant une commande supplémentaire. » (fig. 20 et 21 p. 97)), cela ne rend pas pour autant l'exposé inintéressant ou simple.

Une correction intelligente

Retour sur le cortex cérébral

Le cervelet viendrait se greffer au cortex cérébral. Son absence, comme dans la réalité, ne serait pas synonyme d'incapacité totale. Le cortex cérébral de Kaladjian répond au cahier des charges du perceptron à simple couche cachée cher à Claude Touzet[18]. Simplement, Kaladjian n'en parle pas de la même manière. Notre auteur offre, page 85, la règle de Hebb adaptée exploitée :

$$\Delta W_{ij}^{cc} = \alpha(M_i(t-1) - M_i(t)) \cdot P_j(t)$$

Nous retrouvons la règle fournie par Touzet[18] p. 67 :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \mu \cdot y_i \cdot x_i$$

Chez Touzet, x_i est la sortie du neurone i , y_i est son erreur. Chez Kaladjian, P_j est l'unité j du pariétal se projetant sur l'unité M_i du cortex moteur. μ comme α sont des coefficients d'apprentissage visant une correction maîtrisée de l'erreur, Δ nous indique que Kaladjian exprime la variation des poids alors que Touzet exprime le nouveau poids par rapport à l'ancien.

Kaladjian produit aléatoirement des mouvements pour réaliser l'apprentissage. $M_i(t-1)$, nous dit-il, est « l'activité qui produit la commande motrice » et $M_i(t)$ « l'activité qui résulte des entrées corticales », donc ce qui est réalisé. Si Kaladjian force un mouvement aléatoire, il peut *a priori* consulter l'état de son bras, obtenir les entrées motoneuronales donnant l'état du bras (équivalentes contractions musculaires, pour simplifier) gérées par celui. Kaladjian a besoin de matière pour mettre en phase cortex et bras.

Kaladjian ne nous dit pas comment il procède. Pour le modèle présenté en page XXVII, nous pouvons proposer la démarche suivante, utilisée sur support intellectuel de la thèse pour les modélisations réalisées dans le cadre de ce stage :

1. le bras est dans une position donnée, placé au centre bien souvent dans les exemples du futur psychiatre,
2. un mouvement aléatoire est généré, l'état du bras change au fil du déplacement, et arrive à un emplacement donné, qui n'est rien d'autre que celui d'une cible virtuelle,
3. le perceptron cérébral est mis à l'épreuve :

- (a) la direction de la cible virtuelle depuis la “case” départ lui est fournie (variable globale),
- (b) les entrées motoneuronales du bras sont disponibles,
- (c) la distance parcourue lui arrive en entrée,
- (d) la couche cachée est parcourue, un vecteur de six valeurs est produit en sortie : des signaux supraspinaux bien évidemment faux,
- (e) les entrées motoneuronales du bras sont utilisées pour calculer le gradient,
- (f) le gradient est rétropropagé,
- (g) un autre exemple peut être utilisé.

$M_i(t - 1)$ est donc la valeur désirée, obtenue à $t - 1$, et $M_i(t)$ la valeur obtenue. Cela correspond à ce que nous dit Touzet pour le calcul de l’erreur $2f'(a_i).(d_i - x_i)$; pour un neurone de sortie d_i est la sortie désirée, x_i . A noter, la multiplication par deux qui renforce le signal d’erreur. Nous l’avons testée : elle peut être nuisible. Quand les données sont complexes, donner trop de poids à chaque cas particulier est parfois contre-productif.

Certes nous ne retrouvons pas l’usage de la dérivée chez Kaladjian, exprimée par Touzet (f'), pour modifier la forme de la courbe suivie par les données afin qu’elle approche de celle souhaitée. Ce n’est que du non dit. La dérivée est intrinsèque à la loi de Hebb, et Kaladjian nous dit se baser sur Hebb. Il fait donc un raccourci quand il expose les choix mathématiques. L’idée qu’il utilise une couche cachée est elle-même un petit pari, pari plausible mais pari. Le contraire, dans l’axe de lecture ici offert en tout cas, n’est absolument pas crédible.

Passage au cervelet intermédiaire

Nous avons un cervelet qui après la phase B (voir graphique D.5, p.XXXI) dispose du socle de poids menant aux bonnes commandes motrices sans déviation. Ce cervelet va démarrer son propre apprentissage sur la base d’un signal, une distance. Pour cette distance donnée, qui se rapporte à une erreur complexe, il devra sortir les poids à utiliser en lieu et place de ceux du pariétal (couche cachée) afin que le cortex moteur parvienne à la bonne destination.

Kaladjian nous dit, pour le cervelet intermédiaire :

- Le « contenu informationnel [du signal d’erreur] se rapporte à une erreur résultant de la trajectoire ou de la position du bras pendant le mouvement en direction d’une cible. », p. 88,
- le « premier [signal d’erreur] correspond à la distance entre la cible et la position finale de l’extrémité du bras », p. 96,
- « le cervelet reçoit des informations d’origine sensorielle ou motrice et projette sur le cortex moteur », p. 83.

La règle d’apprentissage du cervelet nous est donnée page 86 :

$$\Delta W_{kl}^{pu}(t) = \beta(e_k(t) \cdot Z_l(t))$$

L'auteur fait pour ce perceptron référence à Rosenblatt (1962), référence qui nous indique, cette fois, l'absence de couche cachée.

La variation du poids des synapses de ce perceptron fait cette fois référence à e_k , « signal d'erreur transmis par l'olive inférieure », qui, en phase C (voir graphique D.5 p.XXXI) émane du bras. Kaladjian nous dit que « $\Delta W_{kl}^{pu}(t)$ est le changement du poids synaptique de la connexion entre la fibre parallèle l et la microzone cérébelleuse k à l'instant t ». La fibre parallèle est ce qui relie les cellules de Purkinje (nos microzones du cervelet) aux fibres moussues, elles-mêmes, dans la réalité, connectées entre autres à la moelle épinière. L'olive inférieure, elle, exploite aussi des informations issues de la moelle épinière, tout comme du cortex cérébral. Kaladjian a résumé la modélisation des origines à l'olive inférieure, cette évocation des fibres parallèles représente la communication illustrée en phase C.

Modèle avec données émanant du bras Si l'olive se nourrit du bras, alors le cervelet se construit un modèle parallèle et rectifié des poids. Il serait une reproduction fonctionnelle du pariétal à la courbe décalée pour que pour telle entrée, ce soit les sorties de telle autre qui viennent.

Les sorties de la couche cachée du cervelet évoluent pour amener à des commandes motrices exactes suite à perturbation depuis les valeurs en entrée seraient alors transmises au moteur.

En pratique :

1. le pariétal lance une commande pour toucher une cible,
2. une perturbation amène le bras à une destination imprévue,
3. le pariétal relance une commande pour toucher la cible, elle est parallèle à un signal d'erreur issu de l'olive inférieure : l'état des entrées motoneuronales,
4. le cervelet, microzone à deux couches reçoit le signal d'erreur, il traite en entrée l'état motoneuronal du bras et en sortie les nouvelles entrées issues de la seconde commande du pariétal, celles-là même qui mènent à la bonne destination,
5. à la fin de l'apprentissage, il est à même de fournir directement au cortex moteur ce que le pariétal aurait transmis avec à-coups,
6. comme la perturbation est systématique, le cervelet va venir s'intercaler sans causer de dégât lorsque que le pariétal aura à atteindre une nouvelle cible. Il amènera la main fluidement à destination.

Modèle avec données du pariétal Nous avons un cervelet qui n'a pour raison d'être que la correction d'une erreur. C'est initialement le pariétal qui va opérer les corrections, fournissant les données nécessaires au cervelet dans le cadre de la boucle cérébello-motrice (voir p.XVIII). Ici nous avons encore un perceptron à deux couches qui traite en entrée les poids lors d'un biais pour sortir les

poids désirés ceux qui permettent d'obtenir, avec le cortex moteur, la commande quand l'erreur est résolue.

Le pariétal va tenter de toucher sa cible en envoyant à chaque itération (tentative d'atteinte de la cible chez l'auteur) un signal d'erreur : ses poids en couche cachée. Quand la distance sera à zéro, le perceptron du cervelet disposera de la valeur des poids du pariétal de quand l'erreur s'est amorcée jusqu'à ce que l'erreur ait été résolue. Il pourra réaliser un apprentissage, et *in fine* venir agir quand il recevra un signal d'erreur. Il pourra alors "parler" à la couche cachée reliant le pariétal et le "cortex moteur". Le bras atteindra sa cible et le pariétal, qui a juste amorcé le mouvement, n'aura pas à entrer dans une phase d'essais-erreurs.

L'auteur nous dit que le second signal d'erreur est $e_k(t) = \sum_{ij} W_{ij}^{cc} \cdot P_j(t)$ page 86 tout en posant page suivante que ce même signal « reflète les flux d'informations cortico-corticales et les interactions entre les structures corticales ». Juste une somme effacerait les interactions. Le signal d'erreur serait transmis au sein de la boucle cérébello-motrice jusqu'à ce que la cible soit atteinte (c.f. p.XVIII, graphique C.2).

En pratique :

1. le pariétal lance une commande pour toucher une cible,
2. une perturbation amène le bras à une destination imprévue,
3. le pariétal relance une commande pour toucher la cible, elle est parallèle à un signal d'erreur issu de l'olive inférieure : les poids donnant corps au lien pariétal/moteur,
4. le cervelet, microzone à deux couches reçoit le signal d'erreur, il traite en entrée les poids du signal d'erreur et en sortie les nouvelles poids issues de la seconde commande du pariétal, ceux-là même qui mènent à la bonne destination,
5. à la fin de l'apprentissage, il est à même de fournir directement au cortex moteur ce que le pariétal aurait transmis avec à-coups,
6. comme la perturbation est systématique, le cervelet va venir s'intercaler sans causer de dégât lorsque que le pariétal aura à atteindre une nouvelle cible. Il amènera la main fluidement à destination.

Il s'agit en fait d'une autre façon d'apprendre la même chose. Page 97, l'auteur illustre les performances de chacun des signaux d'erreurs.

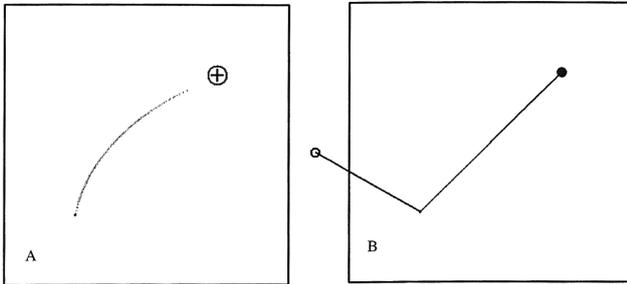


figure 20. Performance motrice lorsque la variable d'erreur est la distance entre la position finale et la cible.

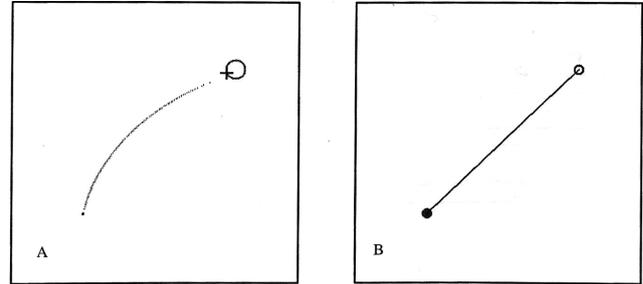


figure 21. Performance motrice lorsque la variable d'erreur est la composante corticale.

L'angle réalisé par l'ajustement en figure 20 est à mettre en relation avec ce que pose Kaladjian page 99 (voir figure 23 reproduite ci-après, page 14) : pendant l'apprentissage, ce serait "saccadé", mais plus après.

Le cervelet s'appuie bien sur une correction réalisée par le cortex cérébral. L'auteur dit explicitement que celui-ci est pensé/implémenté pour corriger l'erreur (page 100 : le « cortex cérébral est[...] à même de compenser la perturbation introduite sans l'assistance du cervelet »).

Cela signifierait que la commande du cervelet viendrait s'intercaler, dans le cadre de la modélisation informatique, au moment adéquat. Dans la réalité, un signal associé ou une situation spécifique (non trouvé même entre les lignes chez Kaladjian) déclenche l'intervention du réflexe du cervelet.

La figure 24 de la page 101 de la thèse, reproduite page 14, montre que l'adaptation du cervelet se fait par étape. Il ne faut pas oublier que jusqu'à ce que le cervelet puisse prendre le relais, le pariétal contribue notablement aux commandes (et de moins en moins). Ce graphique illustre l'apprentissage de quatre mouvements sur directions différentes à l'aide du premier signal d'erreur.

1. Le mouvement *a* vers cible atteinte en *e* est produit, il y a déviation, signal d'erreur, correction du pariétal et apprentissage du cervelet,
2. Le mouvement *b* vers cible atteinte en *e* est produit, il y a même déviation, signal d'erreur, correction du pariétal et apprentissage du cervelet,
3. ...
4. le mouvement *e* vers cible atteinte en *e* est produit, il y a même déviation, signal d'erreur, le cervelet est mûr, il intervient et corrige avec justesse.

Initialement, le cervelet émet quasiment les mêmes valeurs (voire les mêmes si elles sont informatiquement initialisées de manière brutale, ce que laisse suggérer la thèse) que le pariétal vers la couche cachée. La couche cachée va coupler les données pariétales avec les données issues du cervelet pour à la fin voir l'erreur entièrement corrigée par le cervelet.

Au début de l'apprentissage, nous déclare Kaladjian en illustrant par une figure très angulaire page 99 (voir page 14), « la contribution cérébelleuse permettant la correction présente un angle important

par rapport à la trajectoire théorique ». « Après apprentissage, le cervelet est capable d'élaborer des commandes motrices adaptées[...] ». A biais systématique action systématique ?

Discussion

Il est à supposer que le cervelet emploie parallèlement deux perceptrons avec deux signaux d'erreur donc deux modèles différents de valeurs désirées/obtenues pour les apprentissages ont été mis en œuvre par Kaladjian. Des contradictions apparaissent. Ce qu'on peut comprendre c'est qu'ils sont en ce cas testés isolément ou combinés. Il reste néanmoins certain que les tests ont revêtus diverses formes ici non détaillées, un schéma global cohérent du travail de Kaladjian étant la cible première.

Les deux modèles ici esquissés montrent néanmoins une forte proximité quant aux valeurs utilisées pour communiquer avec le cortex moteur, qui représente *a minima* un tiers du perceptron cérébral, selon qu'on y inclut ou non la couche cachée. Deux signaux d'erreurs testés/utilisés pourraient donc bien s'imbriquer dans un système fonctionnel.

Kaladjian nous dit page 85 que le cervelet comprend « deux, quatre ou plus [microzones] pour certaines séquences de mouvement ». Il est alors dans la présentation générale du système et englobe les "deux" cervelets.

Par ailleurs, il est fort envisageable, dans le cadre ici posé, que les sorties du cervelet intermédiaire soient plutôt acquises au niveau des sorties de la couche cachée, ce qui libérerait vraiment, au niveau global, du processus de calcul.

Cervelet latéral

Le modèle utilisé pour le cervelet intermédiaire peut, adapté, être utile pour concevoir le cervelet latéral. L'auteur nous dit que pour le cervelet latéral, p. 106, le signal d'erreur est cette fois l'amplitude la composante cortico-corticale. Page 104, il nous définissait les amplitudes de commandes comme étant, pour le modèle précédent, représentables « en fonction du nombre d'itérations (mouvements aléatoire) ». Par contre, et c'est ce que nous retiendrons, page 96 il pose le « second type de signal d'erreur [comme correspondant] à l'amplitude de la composante cortico-corticale de la commande motrice le long des deux mêmes axes latéral et antéro-postérieur. ». Grossièrement, il s'agirait de la distance parcourue lors d'une redirection : la taille de la diagonale jusqu'au point suivant. L'« amplitude de la commande initiale » correspond en ce cas à la distance entre la main et le « premier mouvement de pointage vers la cible » (v. p.108).

L'auteur nous annonce, page 107, que les entrées cérébelleuses de ce cervelet sont les activités motrices, et les signaux d'erreur la représentation de la composante cortico-corticale.

Le cervelet latéral apprend quelque chose de similaire à un biais. Ce qui est important c'est que d'un point à l'autre, les changements de direction soient *a minima* semblables (v. p.108 toujours, l'auteur nous dit les changements égaux pour un carré, semblables pour un triangle non équilatéral). Quand

la figure est complexe, telle une étoile, il faut introduire une gestion sur plusieurs microzones, sur une duplication des microzones.

Formation du cervelet latéral

Nous avons vu, en clôture d'évaluation du cervelet intermédiaire, que Kaladjian évoquait page 85 « deux, quatre ou plus [microzones] pour certaines séquences de mouvement ». Si nous disons deux pour les deux gestions de signaux côté cervelet intermédiaire, cela nous fait quatre ou plus pour le cervelet latéral. De plus, il nous précise bien, page 108, qu'il y a duplication du nombre de microzones pour pouvoir rendre compte de « changements successifs de direction de sens opposé [...] ». Nous avons donc côté latéral un nombre paire de perceptrons.

Page 120, dans la partie "Discussion" de la thèse, Kaladjian nous apporte un complément d'information très pertinent. Non seulement il nous affirme que la commande appropriée obtenue grâce au cervelet « [inhibe] les activités corticales inutiles », mais en plus il nous dit :

« Le résultat des différents niveaux d'apprentissage est une automatisation des mouvements par un stockage de leurs paramètres dans les circuits cortico-cérébelleux. »

Nous avons donc des paramètres stockés dans les circuits cortico-cérébelleux. L'auteur est sans équivoque. Cette « sorte de mimétisme » dont est doté le cervelet vis-à-vis du pariétal et qui implique stockage de paramètres s'applique, « par exemple) l'utilisation du modèle de dynamique inverse. ». Or, c'est le cervelet latéral qui apprend le modèle de dynamique inverse.

Le cortex cérébral voit ses cellules dotées de direction préférentielle, et selon la direction où le bras a à aller, celles-ci ont leur activité minimisée ou maximisée.

Le cervelet intermédiaire, qui serait doté de deux microzones, se voit basé sur deux signaux d'erreur, testé avec l'un, l'autre ou les deux combinés (voir p. 98). Rien de tel n'apparaît dans la thèse pour le cervelet latéral. On peut donc sans trop de risques avancer que les microzones (au niveau d'une paire) y sont utilisées de façon concomitante.

Fonctionnement potentiel

L'auteur nous montre des exemples d'apprentissage, tel le cercle présenté en page 16 ici même. Celui-ci offre une structure réalisée en seize points traités indépendamment les uns des autres. Les informations utiles au cervelet latéral lui sont transmises pas par pas, comme le montre le déjà usité à des fins explicatives le schéma de la boucle cérébello-motrice (page XVIII (graphique C.2)).

Pour les cas simples, où deux microzones sont utilisés, la direction est modifiée pas par pas, dans une sorte de tour d'horloge régulier. La question la plus lourde est paradoxalement comment le système

s'arrête t'il. A étudier le sujet, on voit, comme le montre la boucle cérébello-motrice, qu'un système de réverbération se met en branle. Ce sont là les mots même d'Arthur Kaladjian, page 106. Page 124, partie "discussion", Kaladjian, évoquant le système biologique dont il s'inspire, exprime le fait qu'« [a]près apprentissage, le mouvement s'effectue d'une traite jusqu'à la cible ».

On peut supposer qu'une microzone évalue la direction qui sera celle du mouvement suivant, quelle est stockée dans les paramètres des circuits cortico-cérébelleux, et vient suppléer celle normalement fournie par le pariétal, ceci n'est bien entendu le cas que si la version du perceptron cérébrale proposée page XXVII est exacte. Cela permet, au moment voulu, d'« inhiber les activités corticales inutiles », ce progressivement puisque l'intégration des "savoirs" cérébelleux est progressive, par un jeu, on peut le supposer, de coefficients évoluant en parallèle de la bonne conduite des apprentissages.

L'autre microzone permet elle de déterminer la commande motrice qui d'un point *a* mènera à un point *b*. Chaque sortie motrice amène une situation pour laquelle le cervelet a son mot à dire, et il fait ainsi progresser le bras de *b* à *c* puis de *c* à *d*.

Par contre, à part avec un stockage/une utilisation du nombre de segments à réaliser, il est difficile d'imaginer comment de manière fluide, non inscrite en "dur", comment le jeu de réverbération prend fin. Cette opération peut néanmoins être dynamique, réalisée par le pariétal pendant l'apprentissage. Une variable gérée permettant un décompte de ce qui a été réalisé et une évaluation de ce qu'il reste à faire semble nécessaire, sans quoi le cervelet continuerait sans fin.

Il semble *a priori* évident que notre humble microzone à deux couches ne peut gérer les "yoyos" de directions opposées. La duplication permet de gérer cela. Nous sommes sur des figures géométriques et régulières. Une utilisation successive de la première, de la seconde, puis à nouveau de la première paire de microzones permettrait de réaliser, par exemple, l'étoile.

Conséquences

Les signaux supraspinaux étant des valeurs continues simples, non chaotiques, l'idée paraît tenable qu'un mouvement initial à une autre position produise une mise à l'échelle de la figure. Distance moins grande en entrée côté microzone motrice, direction identique fournie par la microzone directionnelle : la commande motrice serait en conséquence proportionnée à celle apprise.

De même, quand le point de travail est « déplacé en cours de séquence » (voir p.110, figure 31), il paraît logique qu'une translation s'observe.

Ces propositions restent néanmoins à prouver. Le travail de Kaladjian mène sur ce chemin.

Exemple de fonctionnement potentiel de cortex cérébral

Le cortex cérébral serait donc un perceptron fournissant, chez Kaladjian, six sorties pour les six valeurs attendues de son bras.

Il offre douze entrées, et douze cellules en couche cachée. Le cervelet viendra “parasiter” les dites sorties, c’est-à-dire que la couche cachée prendra en compte de plus en plus, au fil de l’apprentissage de celui-ci, ce qu’il lui a mis à disposition. Pour l’heure, ce point est flou.

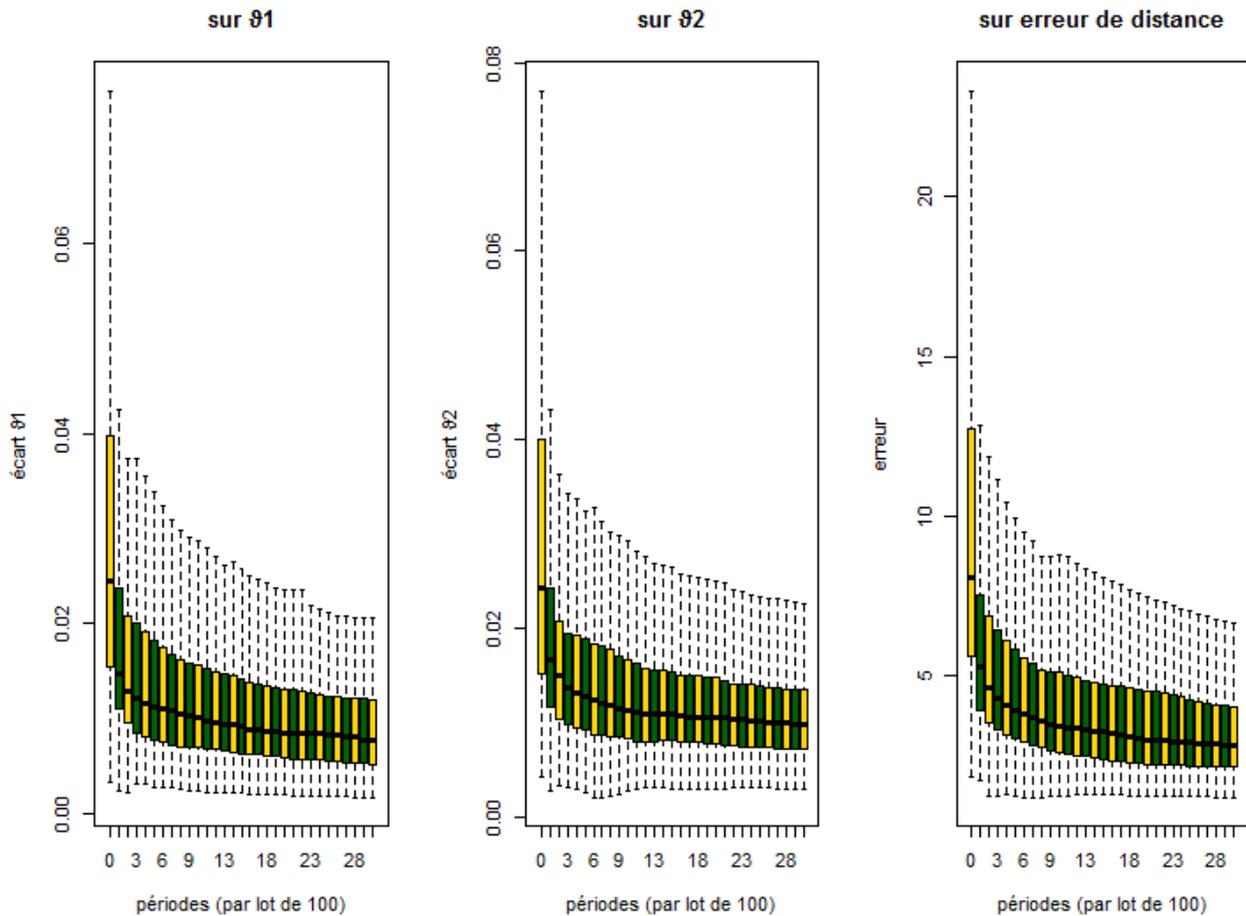
Dans le cadre de nos tests, chaque entrée cérébrale reçoit la distance. Une distance modulée par direction préférentielle. Si la cible est à 2° , ou à 358° , que la direction préférentielle de la cellule est de zéro, la cellule recevra la distance à son niveau quasi maximal. Dans le cas contraire, si la cible est orientée à 180° , la cellule en question ne recevra rien.

Il a d’abord fallu définir une fonction permettant de mettre au même niveau 358° et 2° pour une préférence de 0° , aussi bien que pour les valeurs relatives aux autres références. Pour information, la voici :

```
/**
 * Évaluation de la force à appliquer à l'activité de la cellule
 * @param dir la direction de la cible en radians
 * @param dirPref la direction préférencielle de la cellule
 * @return l'activité de la cellule
 */
public static double getValue(double dir, double dirPref) {
    Position cible = new Position(getX(1, dir), getY(1, dir));
    Position pref = new Position(getX(1, dirPref), getY(1, dirPref));
    double f = cible.getDistance(pref);
    //(PI-f) permet d'obtenir, une fois divisé par PI, 1 si les
    directions sont égales, 0 si dir opposées.
    double activite = (PI - f) / PI;
    return activite;
}
```

Avec cette fonction, il est possible de donner au cortex cérébral douze valeurs significatives codant ensemble distance et orientation. A chaque entrée, sachant qu’on connaît distance à la cible et orientation par rapport à un point de référence, on fournit *distance * valeur(orientation, direction de l’entrée)*, la fonction *valeur()* ci-contre correspondant à *getValue()* du petit morceau de code livré ci-dessus.

Il est impossible de comparer les résultats de ce perceptron en terme de précision avec ceux présentés dans le cadre de ce mémoire. L'espace voit quasiment tous ses points équivalents en terme d'accessibilité, alors que des zones étaient difficiles d'accès dans le modèle égocentré présenté au cœur du rapport.



Graphique D.6 – Statistiques d'évolution sur près de 200 perceptrons pariétaux, cellules directionnelles

Nous avons fait ces tests avec seulement deux sorties, puisque notre bras attend deux angles, qui normalisés deviennent θ_1 et θ_2 , alors que le bras de Kaladjian attend six valeurs. Les deux premières courbes indiquent les écarts entre θ_1 et θ_2 normalisés attendus et obtenus, par rapport à une base d'apprentissage d'en moyenne 2000 exemples. La dernière indique l'écart à la cible en pixels. Elle s'infléchit au même taux que celle du graphique 3.1.1 présenté page 24, le perceptron issu de l'analyse préalable.

Annexe E

Quelques éléments techniques

Reconnaissance de caractères

La thèse date de 1999, et à cette époque, le numérique n'était guère de rigueur. Cette thèse est disponible sous forme papier, consultable à l'Université Pierre et Marie Curie (Paris) et au Centre Technique du Livre de l'Enseignement supérieur (Marne-la-Vallée, Seine-et-Marne).

nous disposons d'une version pdf, simple scan réalisé. Le fichier est composé d'images au format Portable PixMap [un format d'image utilisé pour les images couleur, datant des années 80] (ppm) que, sous Windows, peu de visualisateurs sont capables de lire. Les lecteurs de pdf le gèrent très bien.

Heureusement, sous Linux, une panoplie d'outils a permis de passer de ce format à un fichier exploitable pour y faire des recherches textuelles, ce qui a favorisé la bonne prise en main du document.

pdfimages pour récupérer un lot de fichiers numérotés dans l'ordre et au format jpg.

```
pdfimages -j kaladjian.pdf ./^
```

tesseract pour récupérer le texte, dans des fichiers par le biais d'un petit script bash.

```
#!/bin/sh
for var in *.jpg; do
    tesseract $var $var -l fra
done
exit 0
```

cat et echo pour assembler le texte par le biais d'un autre petit script bash.

```
#!/bin/sh
for var in *.jpg.txt; do
  echo $var $>>$ resultat.txt ;
  echo $>>$ resultat.txt ;
  cat $var $>>$ resultat.txt ;
  echo "passagepage" $>>$ resultat.txt ;
done
exit 0
```

Il a suffi ensuite d'utiliser un éditeur pour remplacer en masse "passagepage" par des sauts de page. Un dernier parcours des pages a ensuite permis, à l'aide de copier/coller directs de zones d'images issues du pdf pour remettre le tout en forme avec illustrations. C'était imparfait (caractères grecs non reconnus par exemple), mais totalement exploitable.

Petits algorithmes de tests

Le programme présenté page 17 fonctionne sans algorithme majeur, le fond reposant sur le communication interobjets événementielle. L'environnement génère des événements captés par le pariétal. Ces événements l'informent. Le bras souffre si le cortex moteur lui envoie des angles impossibles pour lui, le cortex moteur capte l'évènement pour régler ces minimas/maximas... Nous sommes, dans ce cadre, dans un simulateur qui utilise les possibilités du monde objet pour s'approcher de la réalité.

De programmes de tests réalisés à côté présentent néanmoins de petites fonctions utiles, dont voici un exemple :

Obtenir une position depuis nos angles θ :

```
public static Position getPosFromTethas(double angle1, double angle2)
{
  //on peut positionner le coude par rapport au bras
  double xCoude = getX(humérus, angle1);
  double yCoude = getY(humérus, angle1);
  //on peut positionner la main par rapport au bras
  double xMain = xCoude + getX(cubitus, angle1 + angle2);
  double yMain = yCoude + getY(cubitus, angle1 + angle2);

  Position objet = new Position(xMain, yMain);
}
```

```
//pour une position relative à un espace de référence externe
Position centre = new Position(-25, 30);

//notre objet est dans une position relative au bras, à gauche
    (espace négatif des x) et au dessus de l'épaule.
Position objetRel = new Position(objet.getX() - centre.getX(),
    objet.getY() - centre.getY());
return objetRel;
}

/**
 * Obtention de x
 * param longueur distance du point x, radians angle en radians
 * return la coordonnée x
 */
public static double getX(double longueur, double radians) {
    return longueur * cos(radians);
}

/**
 * getY fonctionne sur le même principe
 */
public static double getY(double longueur, double radians) {
    return longueur * sin(radians);
}
```

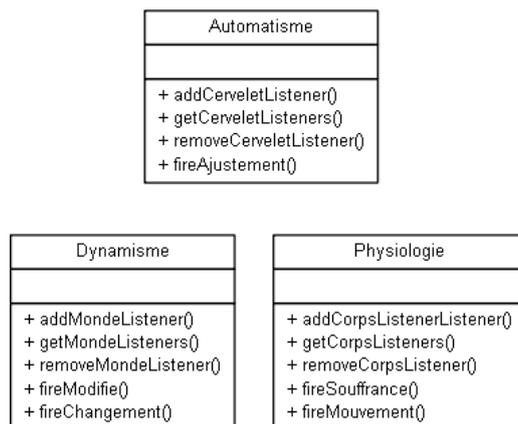
Structure du programme présenté page 17

Le programme est divisé en trois *packages* :

- *environnement* pour ce qui existe physiquement dans le monde,
- *corps* pour ce qui touche aux processus mentaux, ce qui est dans le corps,
- *perceptron* pour la définition des réseaux de neurones utilisés par *environnement.Cervelet* et *environnement.Parietal*.

Nous avons des objets qui génèrent des événements, et des objets qui sont à l'écoute, nativement, de ces événements. Par exemple, *environnement.Corps* génère des événements *corps.Physiologique* (douleur, mouvement) qui sont captés par le moteur. Il génère aussi des événements de type *corps.Dynamisme* qui

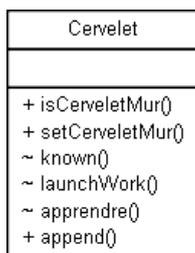
sont captés par le monde et par le pariétal. Le monde va se redessiner, le pariétal réagir différemment selon son état. Dernier type de gestionnaire, *corps.Automatisme* nourri par *environnement.Cervelet* qui va générer des ajustements récupérés par le moteur, interrompant éventuellement des mouvements commandés par le pariétal.



Graphique E.1 – Classes de listeners, rangées dans corps.*

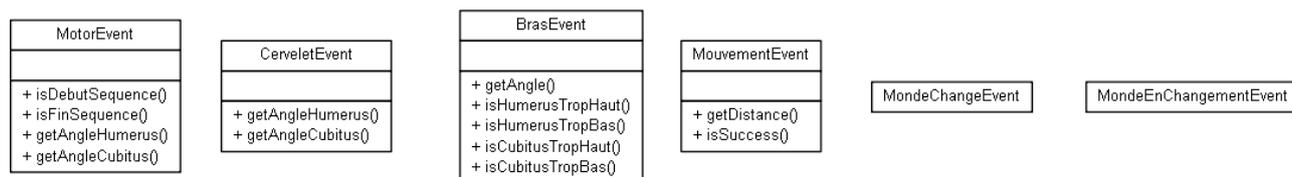
Les objets qui écoutent les évènements implémentent la classe java *EventListener*, ainsi que le montre le graphique E.6 page LI.

Notre cervelet, informé par le pariétal, communique par le biais d'évènements auprès du moteur.



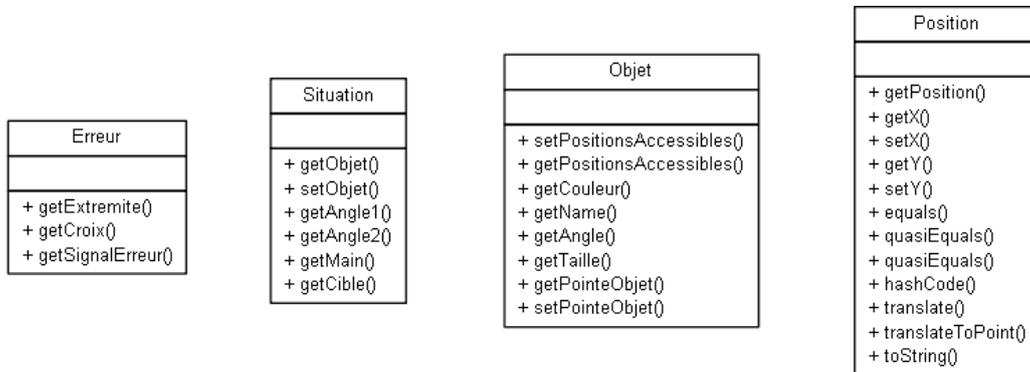
Graphique E.2 – Cervelet

Il génère par contre, à l'instar du moteur, du corps et du monde (objet posé), des évènements.



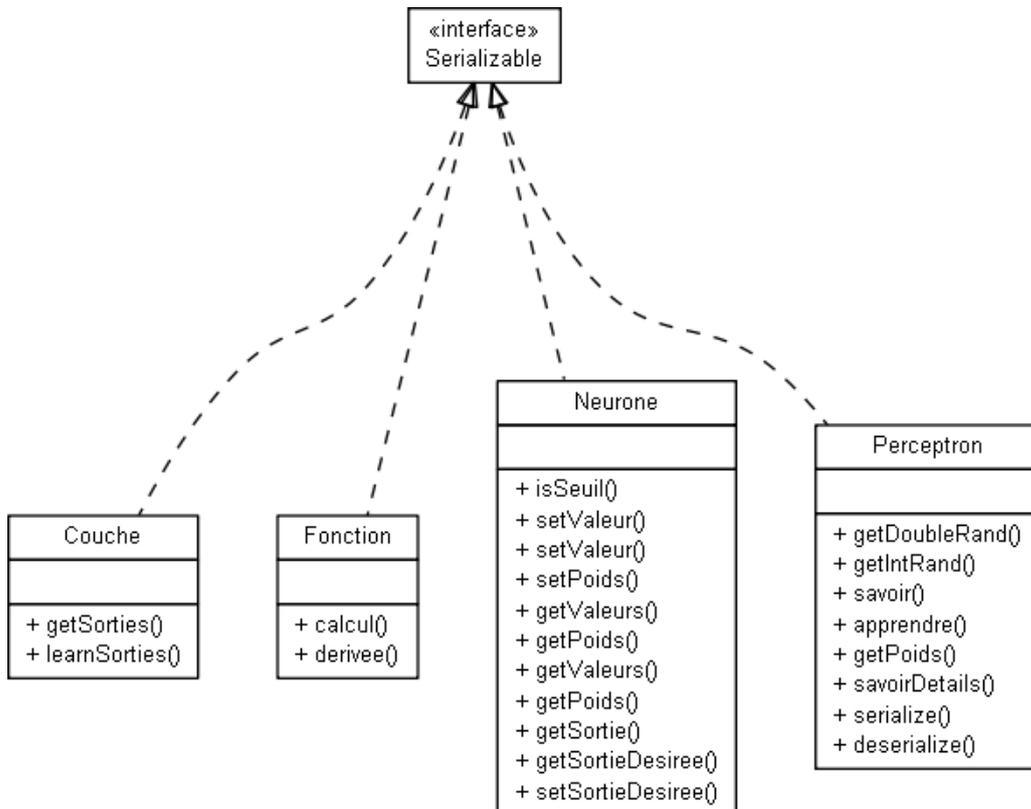
Graphique E.3 – Évènements

De petits objets sont là pour simplifier la vie du programmeur.

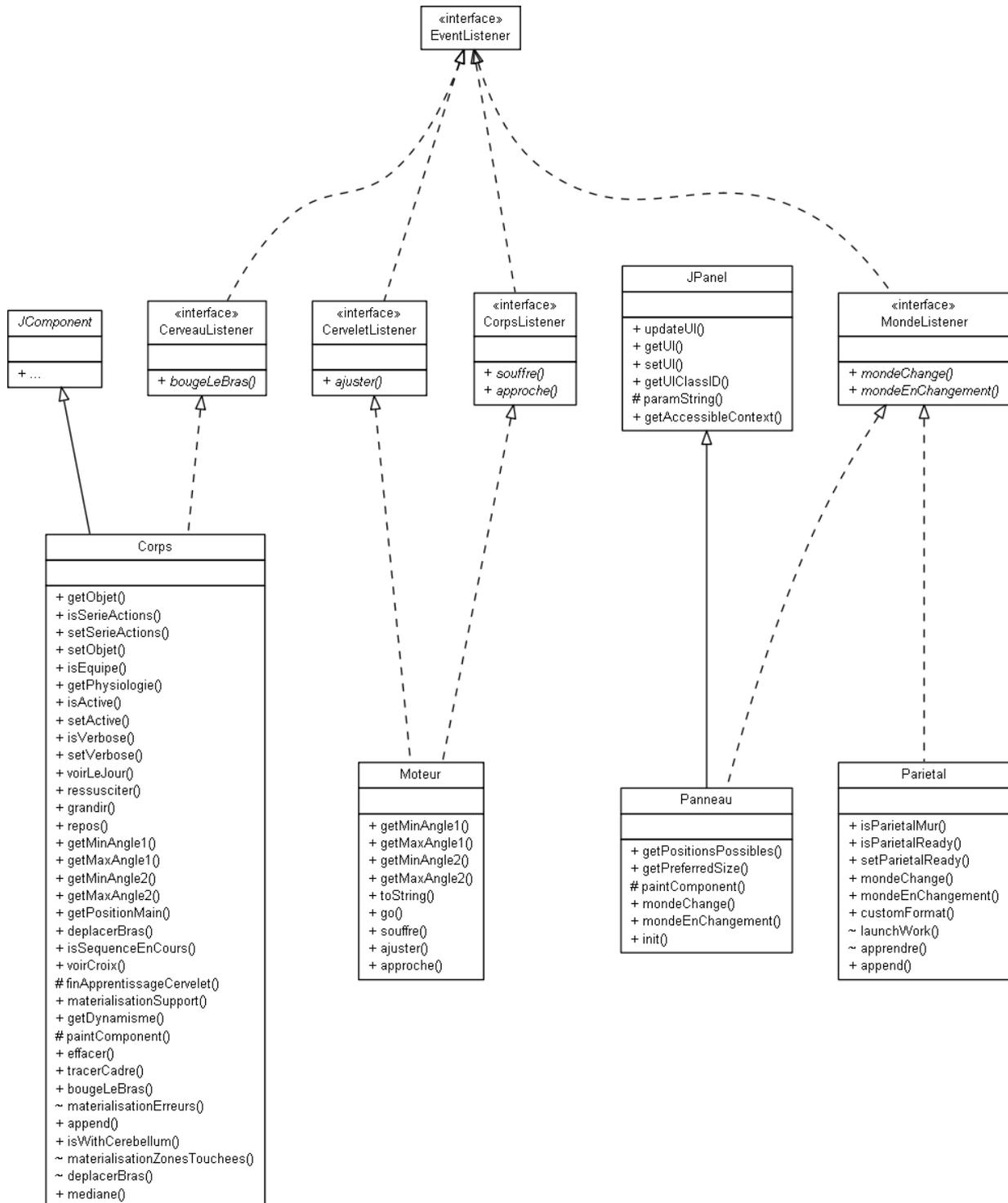


Graphique E.4 – Objets fonctionnels

L'apprentissage d'un perceptron est un peu long, de un à huit minutes selon la machine et le nombre de couches cachées. La sérialisation permet la sauvegarde et la restauration des objets. Notre perceptron permet donc cela.



Graphique E.5 – Implémentations de la classe java *Serializable*



Graphique E.6 – Implémentations d'EventListener