

Mini-Rapport

Exploration de la notion de méta-apprentissage

*Dans quelle mesure un système apprenant peut
prendre conscience de ses performances et altérer
son comportement ?*

Yann Boniface, Alain Dutech, Nicolas Rougier
Matthieu Zimmer

17 avril 2012

1 Introduction

Notre intérêt s'est tourné vers l'article [Cleeremans, A., et al. Consciousness and metarepresentation : A computational sketch] et ses 2 types de réseaux proposés. Dans un premier temps, nous avons cherché à reproduire et expliquer les résultats donnés, et ensuite à des solutions pour tirer profit des paris réalisés. Nous nous sommes également penché sur [Pasquali A., Timmermans B., Cleeremans A., Know thyself : Metacognitive networks and measures of consciousness] dont nous avons reproduit les expériences, mais leurs enjeux nous semblent encore vagues.

2 Dupliquer le premier réseau

Rappelons la structure des réseaux avec le schéma suivant :

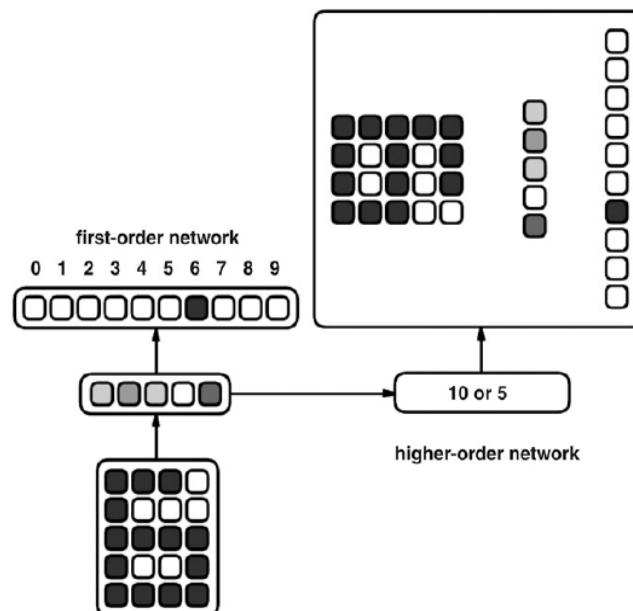


FIGURE 1 –¹Architecture connexionniste avec méta-représentations

Nous avons réalisé que le second réseau² apprenait plus vite sa tâche que le premier³ uniquement parce que les entrées étaient faciles à reproduire. De plus,

-
1. Cleeremans, A., et al. Consciousness and metarepresentation : A computational sketch
 2. high-order network
 3. first-order network

les entrées étant plus nombreuses, elles ont un poids plus élevé dans la formule RMS. Ce qui explique le comportement des courbes de l'article.

Par ailleurs, nous avons remarqué que les neurones de la couche caché du premier réseau se stabilisaient très rapidement (autour de la 50^{ième} époque), le tout permettant au second réseau d'avoir des entrées très peu variables, favorisant donc son apprentissage.

Lorsque nous avons augmenté le nombre d'entrées en passant sur des chiffres manuscrits (et en augmentant proportionnellement le nombre de neurones à l'intérieur des couches cachés), les performances du second réseau se sont écroulées : il n'était alors plus que capable de reproduire la couche de sortie.

Enfin, nous avons remarqué qu'en bloquant l'apprentissage entre la couche cachée et les entrées du premier réseau, puis en changeant de tâche, le réseau était capable de réapprendre la nouvelle tâche, ce qui prouve la présence d'une représentation des entrées dans la couche caché.

Il faut cependant remarquer qu'un simple perceptron est suffisant pour réaliser la tâche du premier réseau, et donc, qu'il est possible que dans le cas d'un problème non linéairement séparable cette architecture soit invalidé.

3 Parier sur le premier réseau

Rappelons également la structure des réseaux :

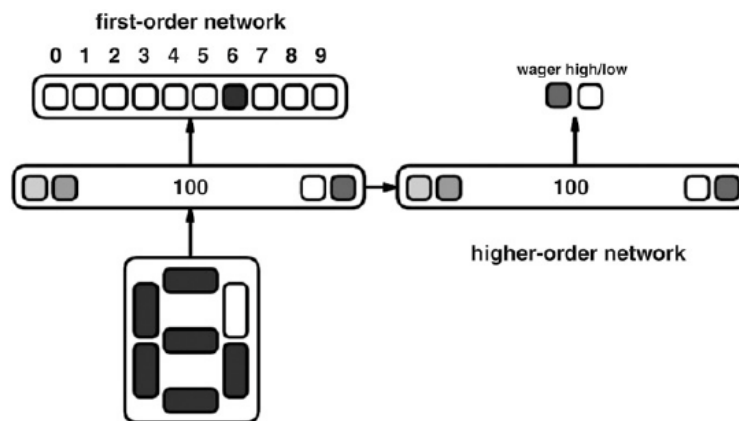


FIGURE 2 –⁴Architecture connexionniste avec paris

4. Cleeremans, A., et al. Consciousness and metarepresentation : A computational sketch

La première chose que nous avons faites à été d'améliorer les performances du second réseau en modifiant quelques paramètres. Contrairement à celui de l'article, il ne se contentera plus simplement de parier haut à chaque coups (après 40 époques). Il aura une longueur d'avance sur le premier réseau sur toute la durée de l'apprentissage.

À partir de cette différence de performances, nous avons imaginer plusieurs architectures, qui améliore plus ou moins les performances de reconnaissance du réseau sur des chiffres manuscrits :

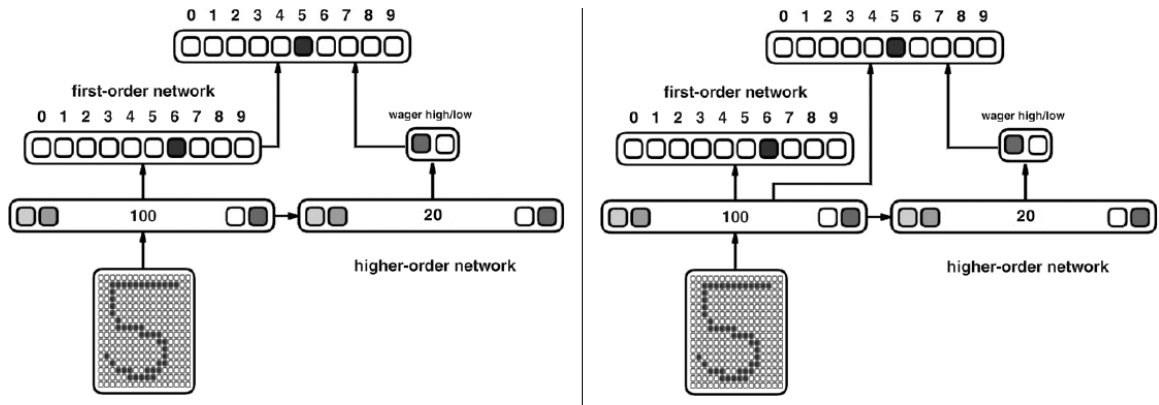


FIGURE 3 – Architecture avec 3^{ième} réseau

Dans ces 2 architectures, nous nous contentons de connecter un 3^{ième} réseau qui doit tirer des conclusions à partir d'informations sur les 2 premiers.

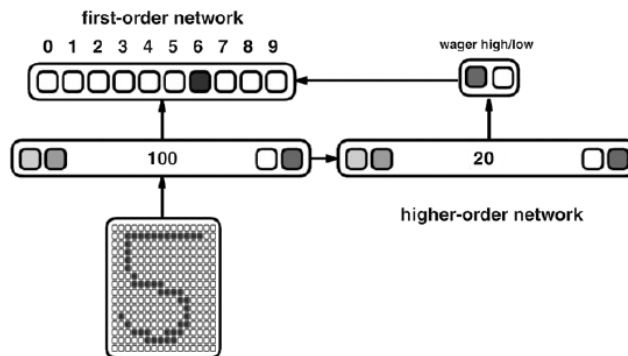


FIGURE 4 – Architecture par fusion

Ici, nous mélangeons un apprentissage par descente de gradient (sur le premier et second réseau) et un apprentissage perceptron (entre les 2 couches de sorties).

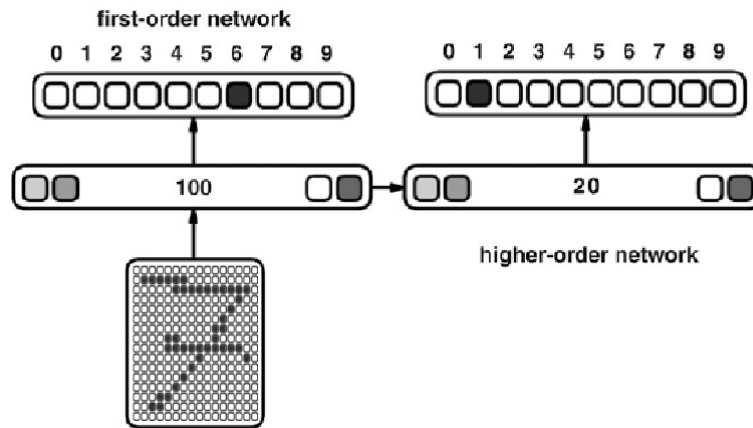


FIGURE 5 – Architecture par intuitions

Cette architecture est légèrement différente dans le sens où elle n'enregistre plus de pari mais l'indice du $n^{\text{ième}}$ neurone le plus actif contenant la bonne réponse. Exemple : le réseau supérieur sort 2 -> la réponse est le 3^{ième} neurone le plus actif de la couche de sortie du premier réseau.

Nous avons aussi essayer quelques modèles où le réseau supérieur servait de superviseur à l'apprentissage du premier réseau. Par exemple, s'il pari haut, l'apprentissage du premier réseau sera faible, sinon il sera accentué.

4 La suite

Ce que nous continuons d'étudier :

- validation sur des expériences plus complexes (qui ne peuvent être résolue directement par un perceptron)
- relation entre la taille de la couche caché du premier réseau et le taux de paris avantageux
- de nouvelles architectures