

> La formation réticulée médiane : un substrat pour la sélection de l'action ? Modélisation via réseaux de neurones et algorithmes évolutionnistes.



Franck Dernoncourt <Franck.Dernoncourt@gmail.com>

Superviseurs : Stéphane Doncieux <stephane.doncieux@isir.upmc.fr>, Benoît Girard <benoit.girard@isir.upmc.fr>

22 Juin 2011

Projet financé par l'ANR (ANR-09-EMER-005-01 - EvoNeuro)

1. Introduction

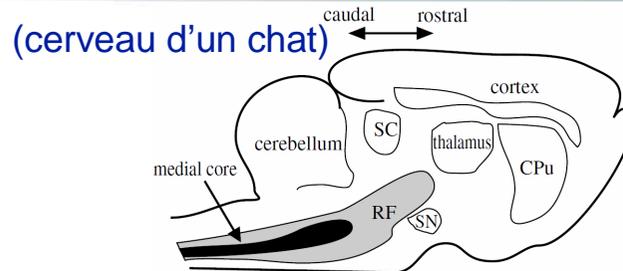
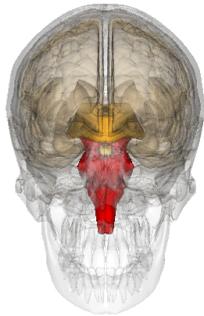
2. Méthode

3. Tâche désincarnée

4. Tâche incarnée

5. Conclusions

1. Introduction

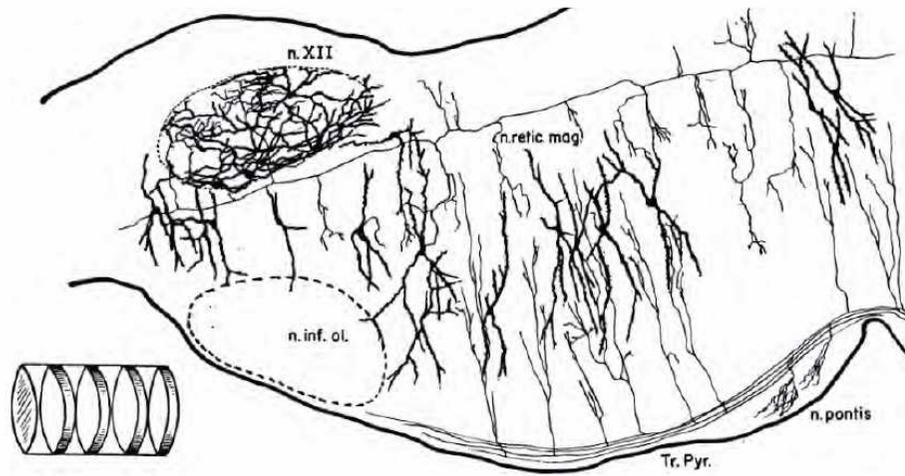


- **L'anatomie de la mRF est semblable chez tous les animaux** [Nauta & Ramon-Moliner 1966] et la mRF est phylogénétiquement très ancienne.
- **La mRF semble constituer un système de sélection de l'action de bas niveau.**
 - [Birkmayer and Pilleri, 1966] : des rats ayant des lésions au niveau de la RF ont des comportements pathologiques concernant les décisions de bas niveau.
 - [Woods, 1964] : des rats ayant subi une coupe complète au niveau postérieur du tronc cérébral présentaient un comportement surprenamment cohérent.

Cohérent avec l'anatomie :

- Entrées sensorielles très nombreuses ;
- Connexions nombreuses vers la moelle épinière (= actions motrices possibles).

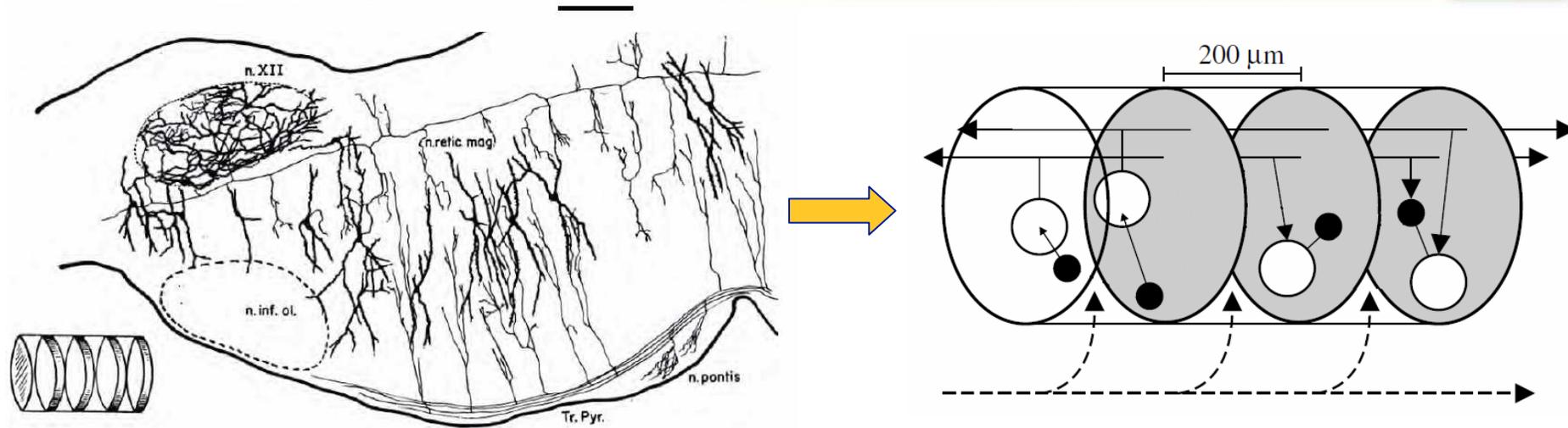
1. Introduction



Seulement 2 modèles :

- Modèle 1 : Kilmer-McCulloch 1969

1. Introduction



Seulement 2 modèles :

- Modèle 2 : Humphries 2006.

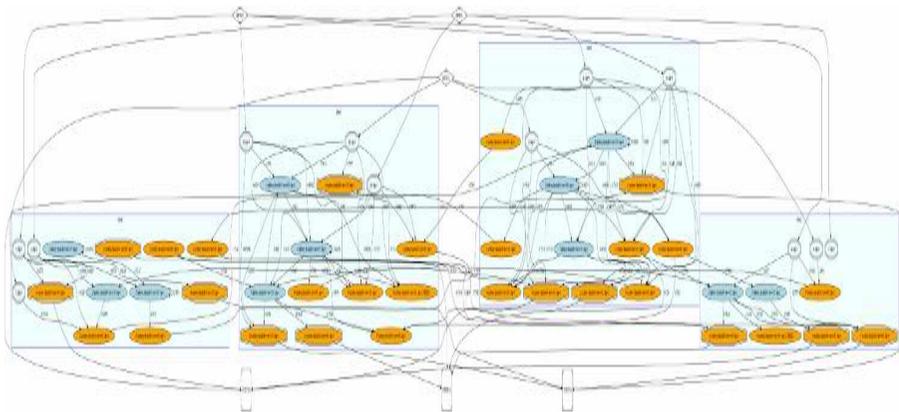
- ✗ Ne prend pas en compte toutes les données anatomiques.
- ✗ Hypothèse non fondée : à un cluster est associée une action.
- ✗ Faible durée de survie dans la tâche de survie minimale [Humphries2006].

1. Introduction
2. Méthode
3. Tâche désincarnée
4. Tâche incarnée
5. Conclusions

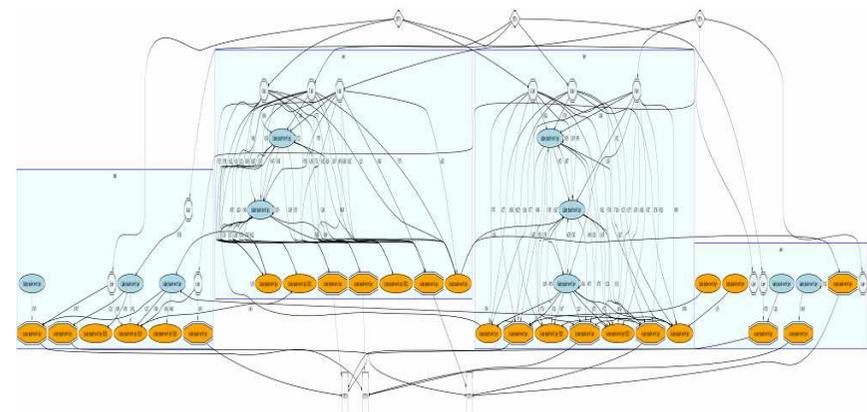
2. Méthode

Synopsis de la méthode :

- Recenser les données anatomiques de la mRF ;
- Utiliser des tâches de sélection de la littérature ;
- Générer des réseaux de neurones de type mRF aptes à réaliser les tâches (utilisation d'un algorithme évolutionniste multi-objectif).



Exemple d'un modèle de mRF

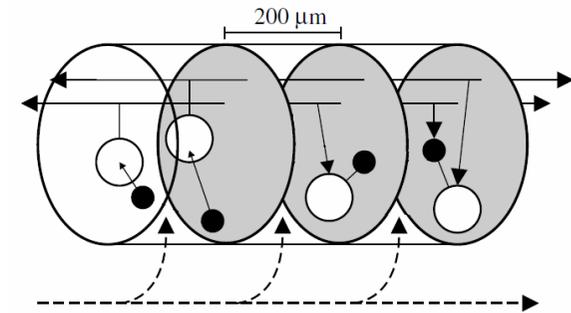


Exemple d'un autre modèle de mRF

2. Méthode

Ensemble des paramètres décrivant un réseau mRF :

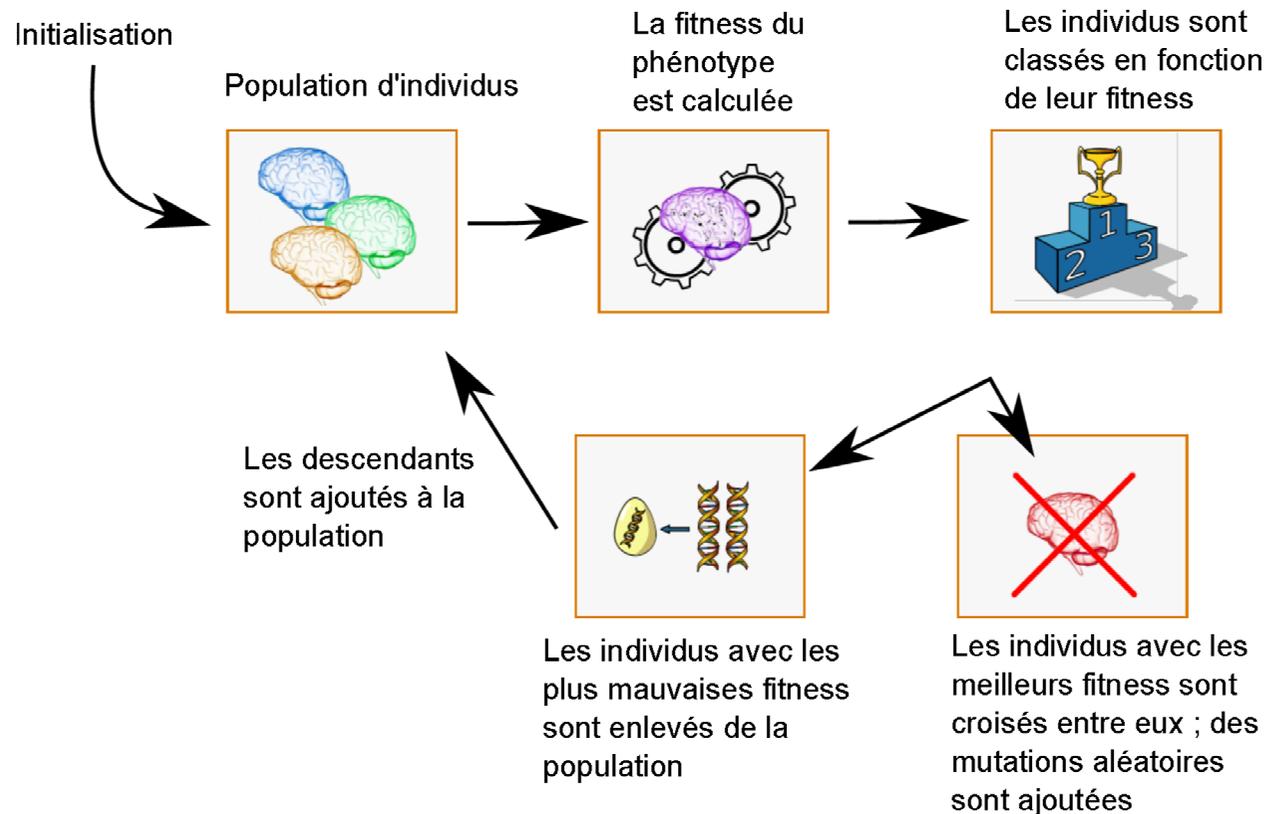
1. **c** : le nombre de clusters (entre 35 et 75) ;
→ **4**
2. **n** : le nombre de neurones dans un cluster (environ 30 000) ;
→ **entre 10 et 30 IPDS**
3. **p** : le pourcentage de neurones de projection (environ 80%). Le pourcentage d'interneurones est donc de $1 - p$;
4. **P(c)** : la probabilité qu'un neurone de projection projette sur un cluster donné ($P(c) = 0.25$) ;



...

2. Méthode

Algorithme évolutionniste (=évolutionnaire) multiobjectif.



Taille de la population : 500 ; Nombre de générations : 500 --> 500² modèles testés

2. Méthode



Algorithme évolutionniste (=évolutionnaire) multiobjectif.

Objectif 1 : la mRF doit prendre les décisions attendues, en fonction de la tâche de sélection effectuée.

Objectif 2 : la mRF doit prendre ces décisions de façon franche (objectif de contraste) [Prescott1999, Girard2003]

$$\text{contrast}(X) = \sqrt{\frac{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - x_k)^2\right)}{n-1}} \quad \text{où } k = \arg \max_i x_i$$

Objectif 3 : la mRF doit respecter les contraintes anatomiques connues sur la mRF (objectif de plausibilité anatomique).

1. Introduction
2. Méthode
3. Tâche désincarnée
4. Tâche incarnée
5. Conclusions

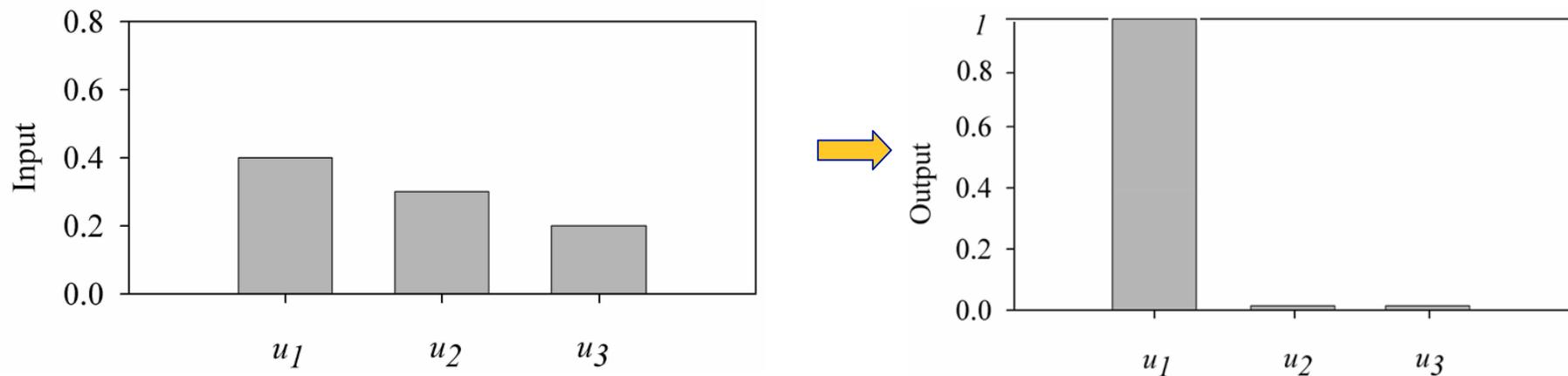
3. Tâche désincarnée



Expérience :

Tâche abstraite de sélection.

Nous voulons que la mRF agisse comme un WTA (**Winner-Takes-All**) :

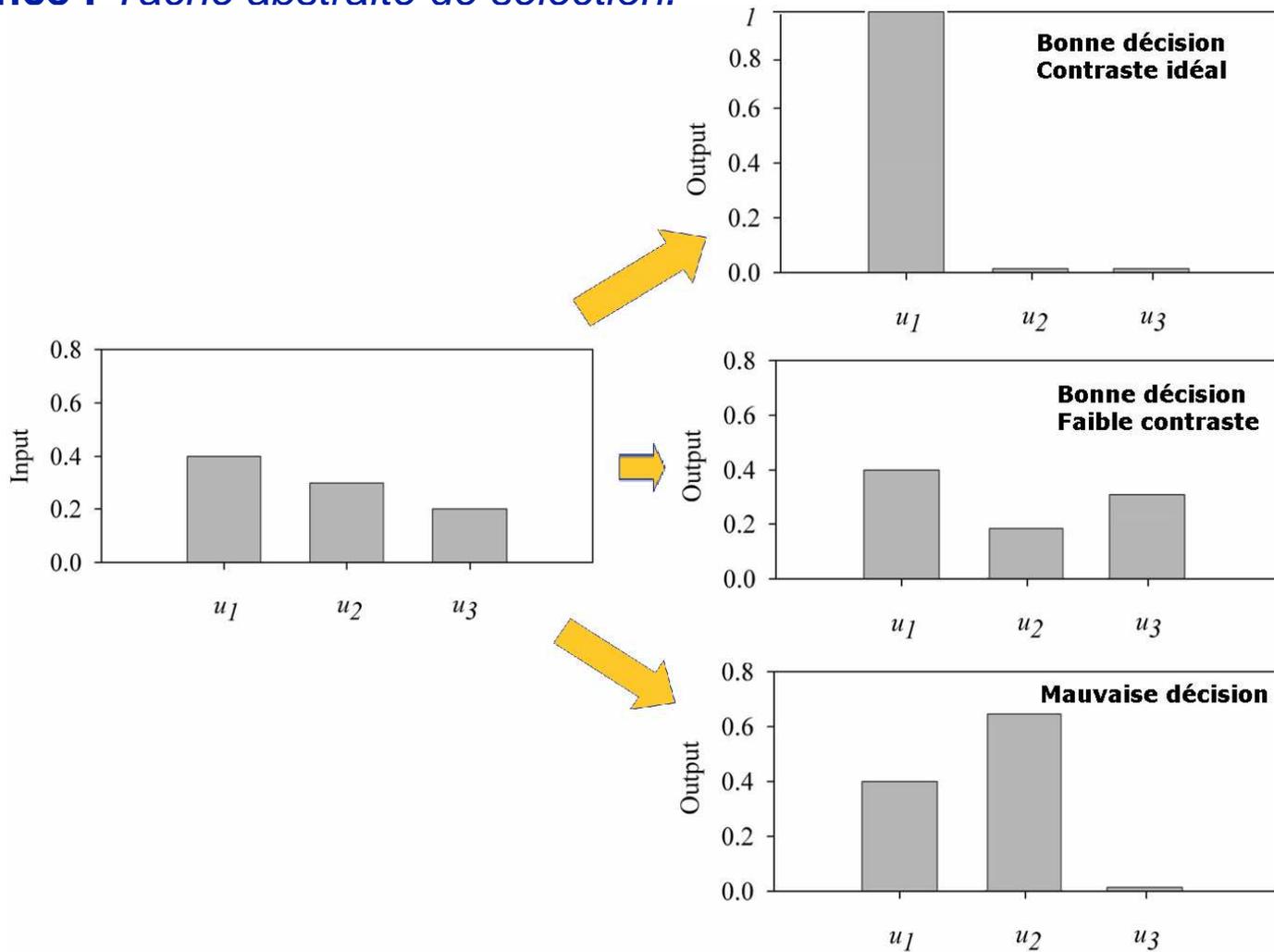


[Humphries2007]

3. Tâche désincarnée



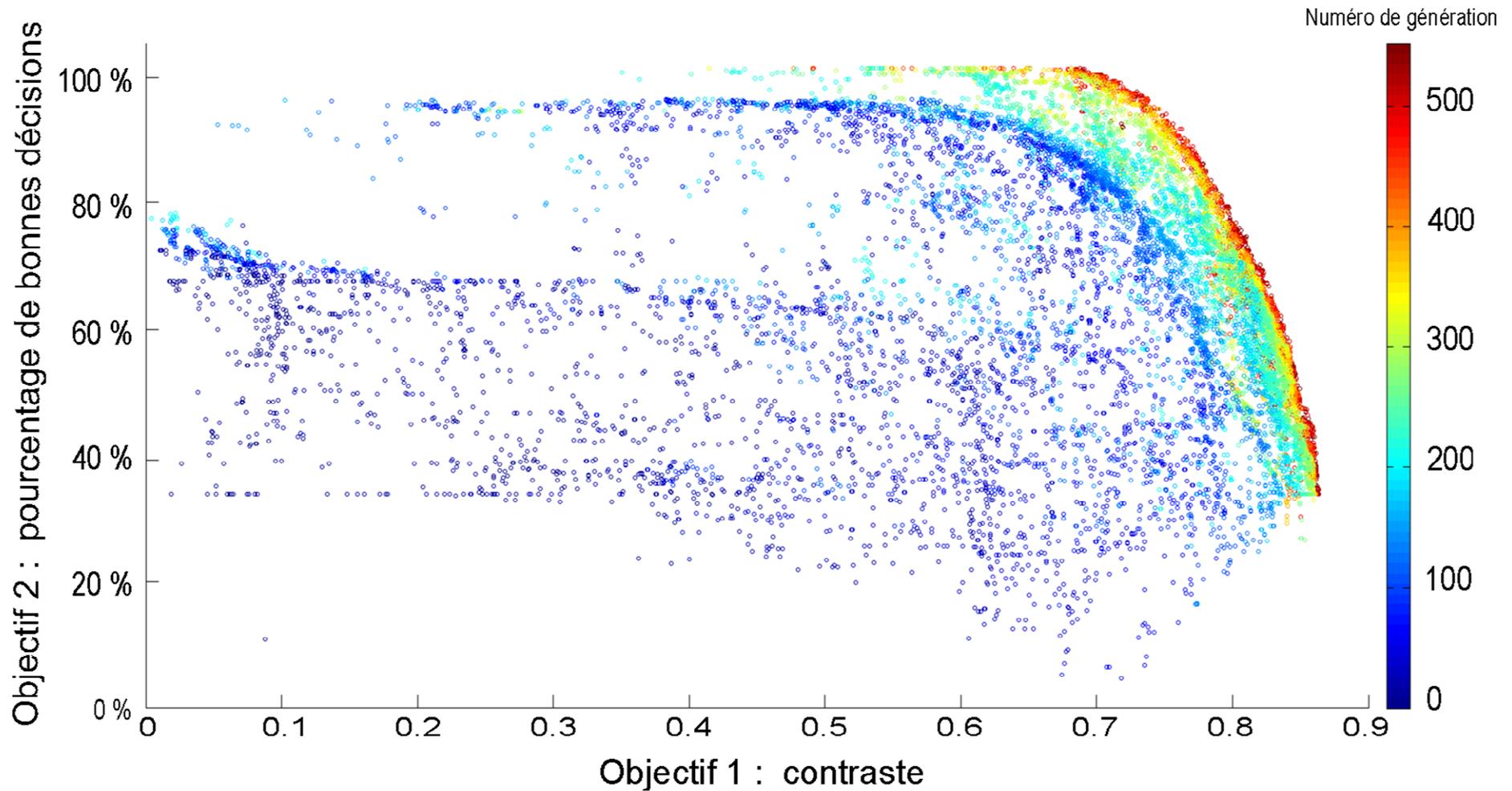
Expérience : *Tâche abstraite de sélection.*



3. Tâche désincarnée



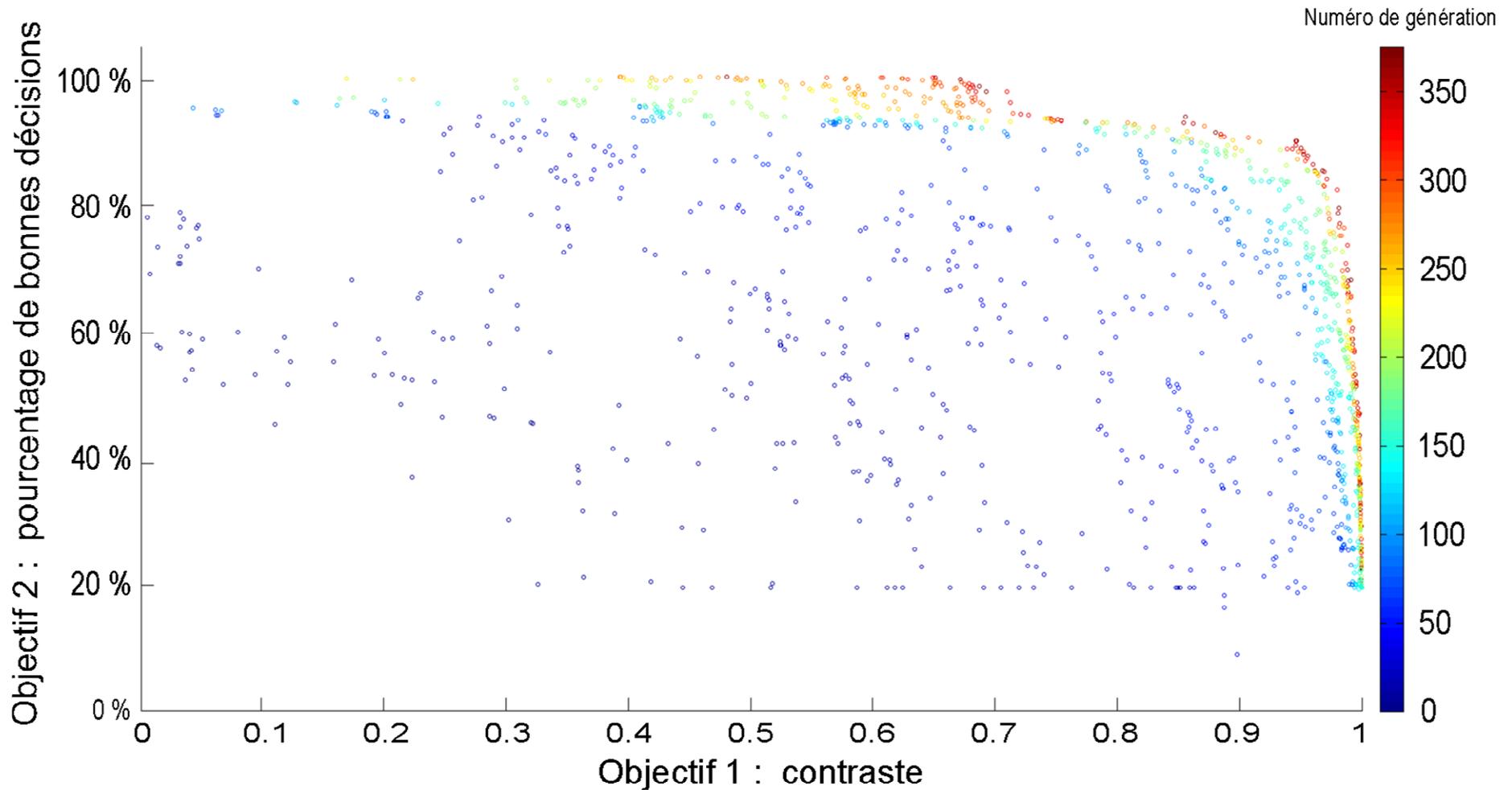
Résultats obtenus avec des réseaux de type mRF :



3. Tâche désincarnée



Résultats obtenus avec des réseaux sans contrainte :



3. Tâche désincarnée



Conclusions :

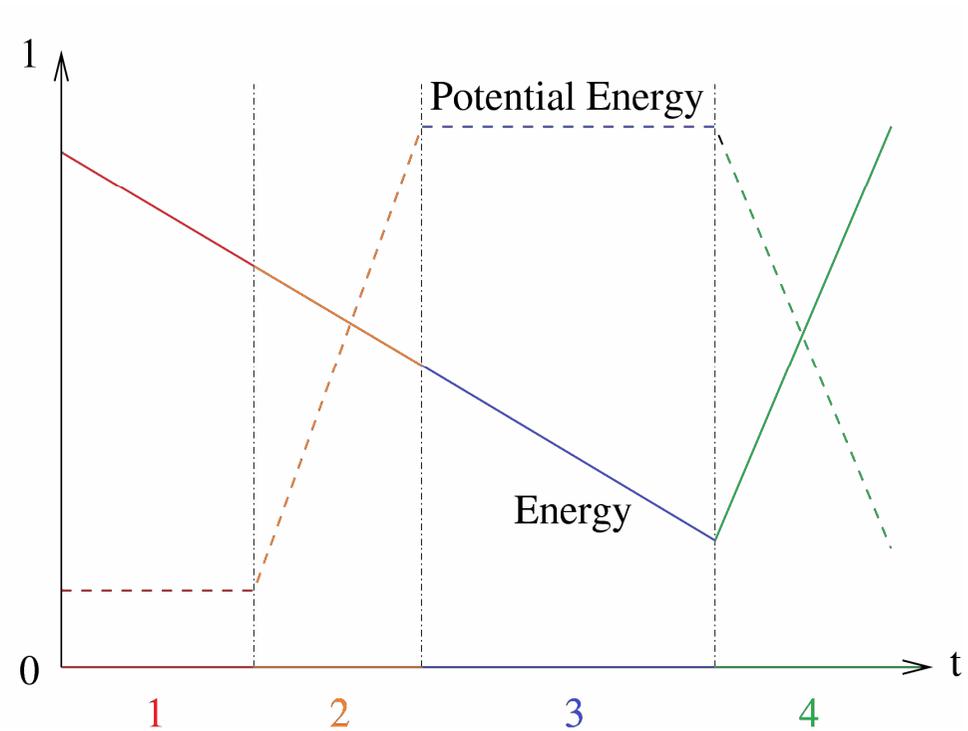
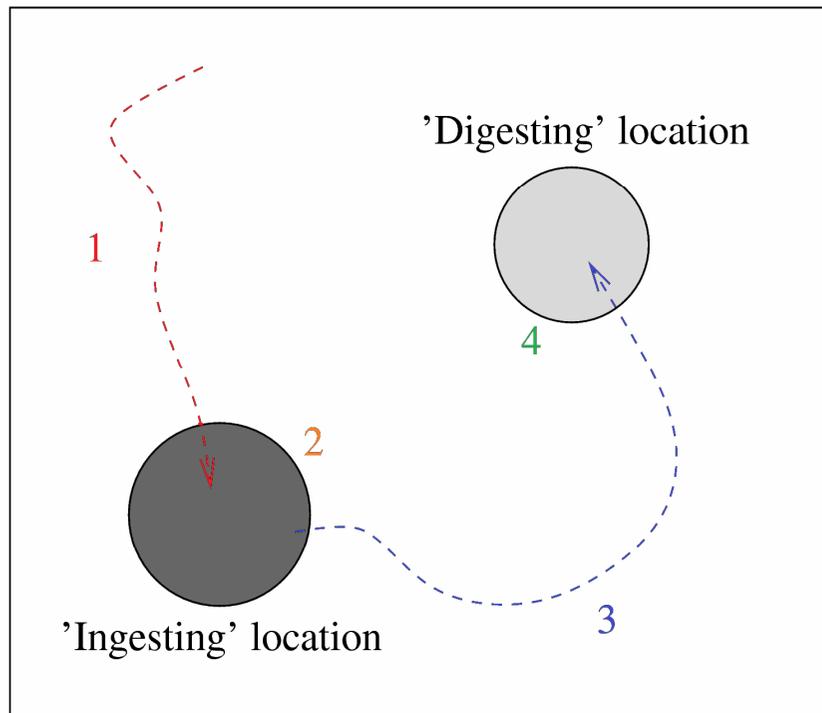
1. Un réseau de type mRF peut effectuer une tâche de sélection
2. Les données anatomiques connues sur la mRF ne représentent ni un avantage (car il existe d'autres structures de réseau tout aussi performantes) ni un inconvénient pour la sélection.
3. Humphries obtenait environ 75% de bonnes décisions avec son modèle sans étudier le contraste. Notre méthode pour évoluer des modèles est donc plus performante, ce qui tend à confirmer les fondements de notre démarche :
 1. Ajouter davantage de neurones par cluster ;
 2. Supprimer l'hypothèse d'un mapping cluster-action ;
 3. Prendre en compte davantage de données anatomiques ;
 4. Utiliser les algorithmes évolutionnistes pour évoluer la structure du réseau.

1. Introduction
2. Méthode
3. Tâche désincarnée
4. Tâche incarnée
5. Conclusions

4. Tâche incarnée



Expérience : Évaluation avec la tâche de survie minimale [Girard2003, Humphries2006]

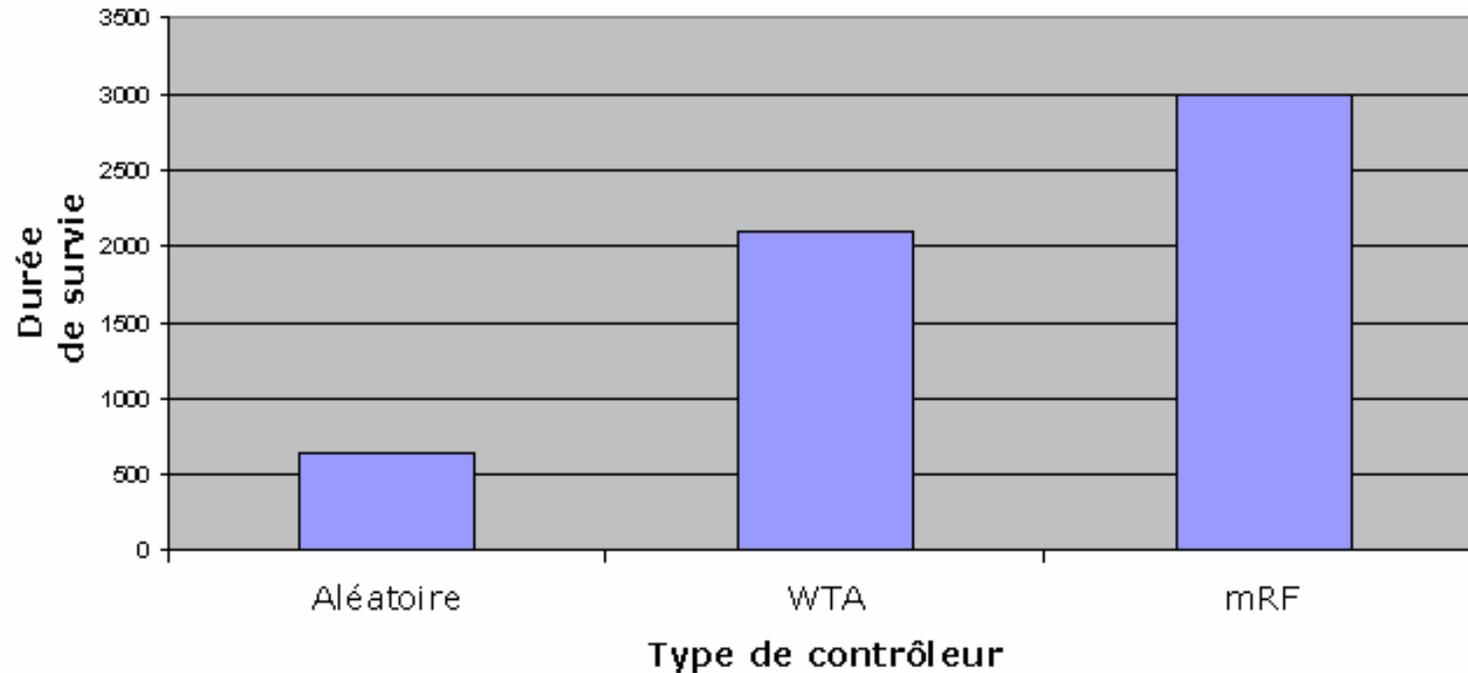


4. Tâche incarnée



Résultat

Meilleure moyenne sur 5 tâches :

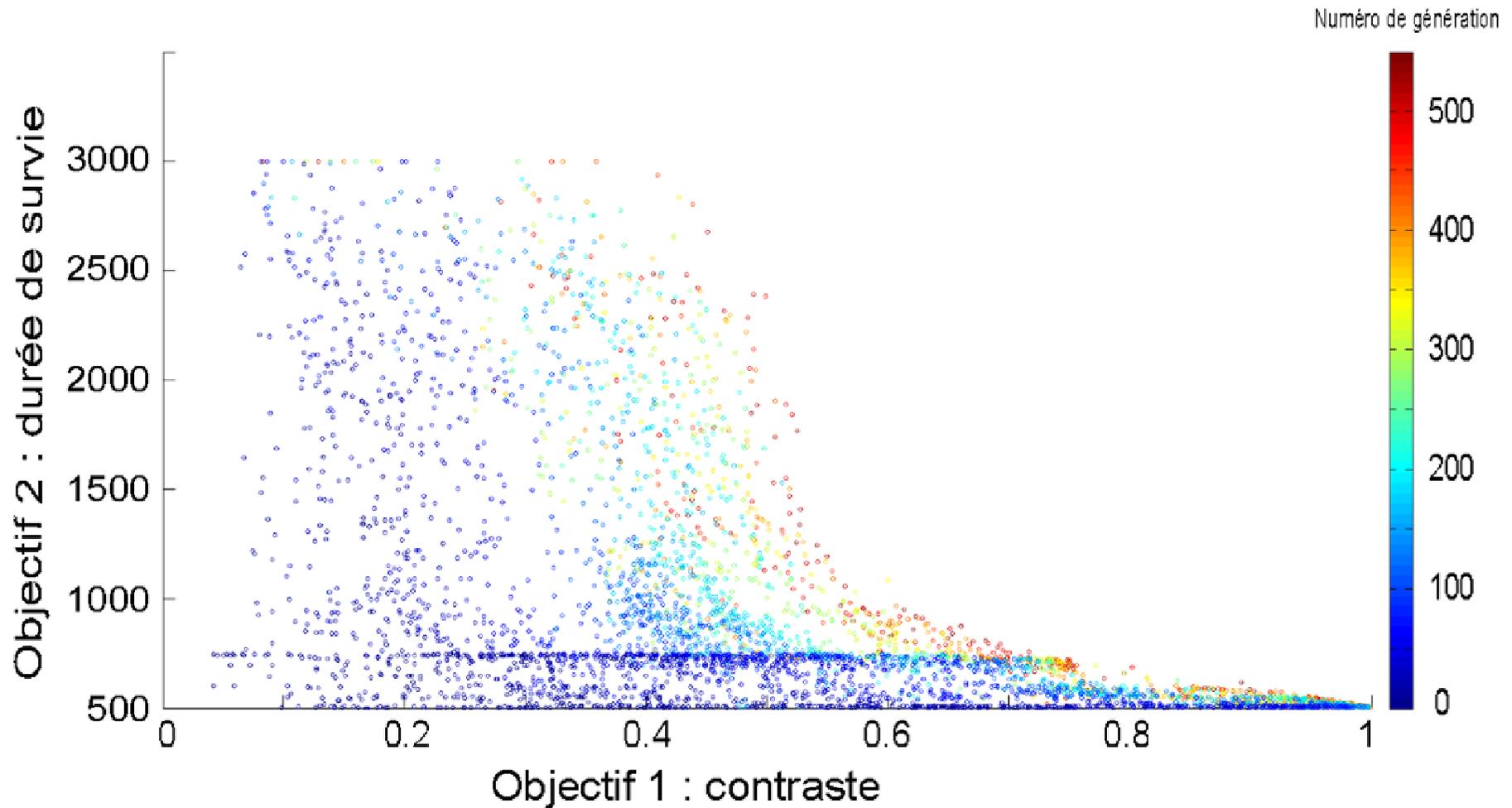


Humphries : performances entre les contrôleurs aléatoire et WTA

4. Tâche incarnée



Résultats :



4. Tâche incarnée



Conclusions :

La mRF est globalement plus efficace qu'un simple WTA et encore plus qu'un contrôleur aléatoire.

- Cela signifie que la mRF est non seulement apte à faire de la sélection de l'action, mais que celle-ci peut faire face à des situations complexes où un WTA ne suffirait pas.
- En outre, selon nos estimations, meilleurs résultats que le modèle de Humphries.

1. Introduction
2. Méthode
3. Tâche désincarnée
4. Tâche incarnée
5. Conclusions

5. Conclusion



En conclusion :

Tâche désincarnée : capacité computationnelle de la mRF à effectuer une tâche de sélection.

Tâche incarnée : capacité computationnelle de la mRF à effectuer une sélection de l'action en condition simulée.

Structure de type mRF : ni un avantage, ni un inconvénient dans ces 2 tâches.

Prédictions :

Comparer les paramètres libres de nos modèles avec les données anatomiques réelles (non connues pour le moment). E.g. : $p(l) = p(p) = 8\%$.



Projet financé par l'ANR (ANR-09-EMER-005-01 - EvoNeuro)

1. Introduction

2. Méthode

3. Résultats

4. Conclusions

5. Références

5. Références



- [Barraud 2003] : Barraud, Charles (2003) Contribution générale à l'étude de la formation réticulée (Formatio Reticularis). Ecole Nationale Vétérinaire de Toulouse – ENVT
- [Eiben 2007] : A. E. Eiben and J. E. Smith. Introduction to Evolutionary Computing. Springer, 2003.
- [Humphries 2005a] : Humphries, M., Gurney, K., Prescott, T., 2005. Is There an Integrative Center in the Vertebrate Brain-Stem ? A Robotic Evaluation of a Model of the Reticular Formation Viewed as an Action Selection Device. Adaptive Behavior 13 (2), 97–113.
- [Humphries 2005b] : Humphries, M.D., Gurney, K., Prescott, T.J.: The brainstem reticular formation is a small-world, not scale-free, network. Proc. Roy. Soc. B. 273 (2006) 503–511
- [Humphries 2006] : *Humphries, M. D. & Prescott, T. J. (2006), Distributed action selection by a brainstem neural substrate: An embodied evaluation, From Animals to Animats 9: Proceedings of the Ninth International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour, pp. 199-210, Springer-Verlag: Berlin.*
- [Kilmer 1969] : Kilmer, W., McCulloch, W., Blum, J., 1969. A model of the vertebrate central command system. International Journal of Man Machine Studies 1, 279–309.
- [Scheibel 1967] : Scheibel, M.E. and Scheibel, A.B. (1967) Anatomical Basis of Attention Mechanisms in Vertebrate Brains, Pages 577-602 in The Neurosciences: A Study Program, edited by G.C. Quarten, T. Melnechuk and F.O. Schmitt; Rockefeller University Press, New York

5. Références



- [Siegel 1977] : Siegel, J. M. and McGinty, D.J., Pontine reticular formation neurons and motor activity, Science, 199(1978)207-208.
- [Siegel 1978] : Siegel, J. M. and McGinty, D. J. Pontine reticular formation neurons and motor activity.. Science 1978; 199: 207-208.
- [Siegel 1979a] : Siegel, J. M. Behavioral functions of the reticular formation.. Brain Res. Rev. 1979; 1: 69-105.
- [Siegel 1979b] : Siegel, JM Behavioral relations of medullary reticular formation cells. Experimental neurology. . 1979; 65(3): 691-8.
- [Siegel 1979c] : Siegel, JM Wheeler, RL McGinty, DJ Activity of medullary reticular formation neurons in the unrestrained cat during waking and sleep.. Brain research. . 1979; 179(1): 49-60.

6. Annexes – Annexe 0 : perspectives



Perspectives :

- Introduire de objectifs de généralisation et de diversité ;
- Explorer $P(l)$ et $P(p)$, ainsi que la relation $P(l) > 45 P(p)$ que nous avons démontrée
- Simuler une activité de métabolisme connue d'un animal
- Connecter notre modèle de la mRF avec les modèles de ganglions de la base existants
- ...

6. Annexes – Annexe 1: démonstration $P(l) > 45P(p)$



Démonstration de $P(l) > 45 \times P(p)$

Soient, en plus des notations vues dans la section précédente :

- $P(I \rightarrow I)$ la probabilité qu'un interneurone forme une connexion avec un interneurone donné du même cluster (le signe \rightarrow symbolise une connexion dans le graphe) ;
- $P(I \rightarrow P)$ la probabilité qu'un interneurone forme une connexion avec un neurone de projection donné du même cluster ;
- nb_I le nombre d'interneurones dans un cluster de la mRF ;
- nb_P le nombre de neurones de projection dans un cluster de la mRF.

Supposons :

- qu'un interneurone ne projette que dans son propre cluster (le nombre de projections d'interneurones en dehors de leur cluster est négligeable) ;
- que $P(c) = 0.25$. C'est un des deux modèles anatomiques connus pour $P(c)$. Le second modèle, faisant dépendre $P(c)$ de la distance entre le cluster source et le cluster destination, favorise une structure de type small-world par rapport à 0.25 comme le montre la figure 1.6. Par conséquent, l'hypothèse prise ici permettra de généraliser le résultat de la démonstration au second modèle, étant donné que pour obtenir une structure small-world, intuitivement et comme le montre aussi la figure 1.6, il faut un nombre élevé de connexions dans un même cluster (défini par $P(l)$) par comparaison au nombre de connexions inter-cluster (défini par $P(p)$), ce que favorise le second modèle par rapport au premier où $P(c) = 0.25$.

6. Annexes – Annexe 1 : démonstration $P(l) > 45P(p)$



Démonstration de $P(l) > 45 \times P(p)$

Par construction :

- nous avons $P(l) = P(I \rightarrow I) + P(I \rightarrow P)$ (car nous considérons qu'un interneurone ne projette que dans son propre cluster) ;
- nous avons $nb_P / (nb_P + nb_I) = 80\%$ (c'est la proportion de neurones de projection, connue dans la littérature), donc $nb_P = 4 \times nb_I$.

Comme nous l'avons vu précédemment, 45% des synapses de neurones de projection sont GABAergiques. Autrement dit, 45% des connexions entrantes sur un neurone de projection proviennent d'un interneurone, car les interneurones sont tous inhibiteurs et GABAergiques (il se peut qu'il y ait des exceptions, mais négligeables).

Formellement, cela signifie que $\frac{nb_I \times P(I \rightarrow P)}{nb_I \times P(I \rightarrow P) + nb_P \times P(p) \times P(c) \times c} = 45\%$
ce qui est équivalent à $nb_I \times P(I \rightarrow P) = (45\%/55\%) \times (nb_P \times P(p) \times P(c) \times c)$
ce qui peut s'écrire également $P(I \rightarrow P) = 4 \times (45\%/55\%) \times (P(p) \times P(c) \times c)$
(car $nb_P = 4 \times nb_I$).

Remplaçons par les valeurs par $P(c) = 0.25$ et $c = 55$ (moyenne entre 35 et 75) :

Cela donne donc $P(I \rightarrow P) = 45 \times P(p)$

Or $P(l) = P(I \rightarrow I) + P(I \rightarrow P)$

D'où $P(l) > 45 \times P(p)$

6. Annexes – Annexe 1 : démonstration $P(l) > 45P(p)$



Démonstration de $P(l) > 45 \times P(p)$

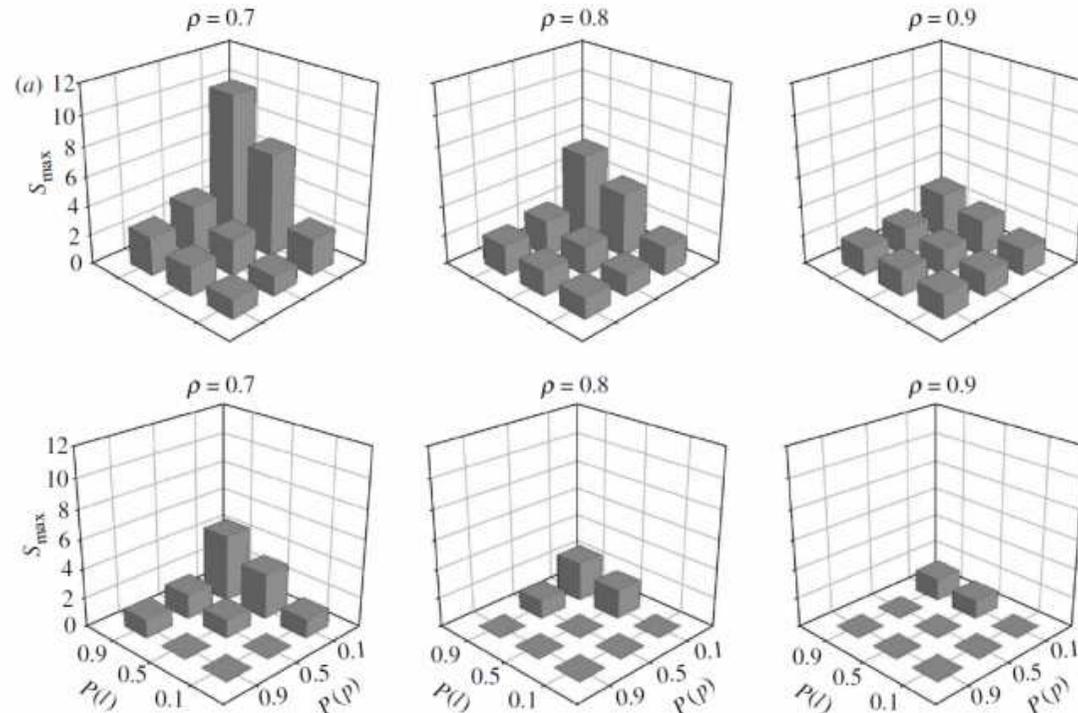


FIGURE 1.6: Cette figure montre à quel degré la mRF peut être considérée comme étant un réseau de type small-world selon les valeurs de $P(l)$, $P(p)$ et p . En hauteur, la valeur S_{max} montre le degré de small-world : si elle est supérieure à 1, alors le réseau est considéré comme étant small-world. Nous voyons clairement que la démonstration de $P(l) > 45 \times P(p)$ accroît fortement les chances que la mRF ait une structure de type small-world. Source : [Humphries et al., 2006]

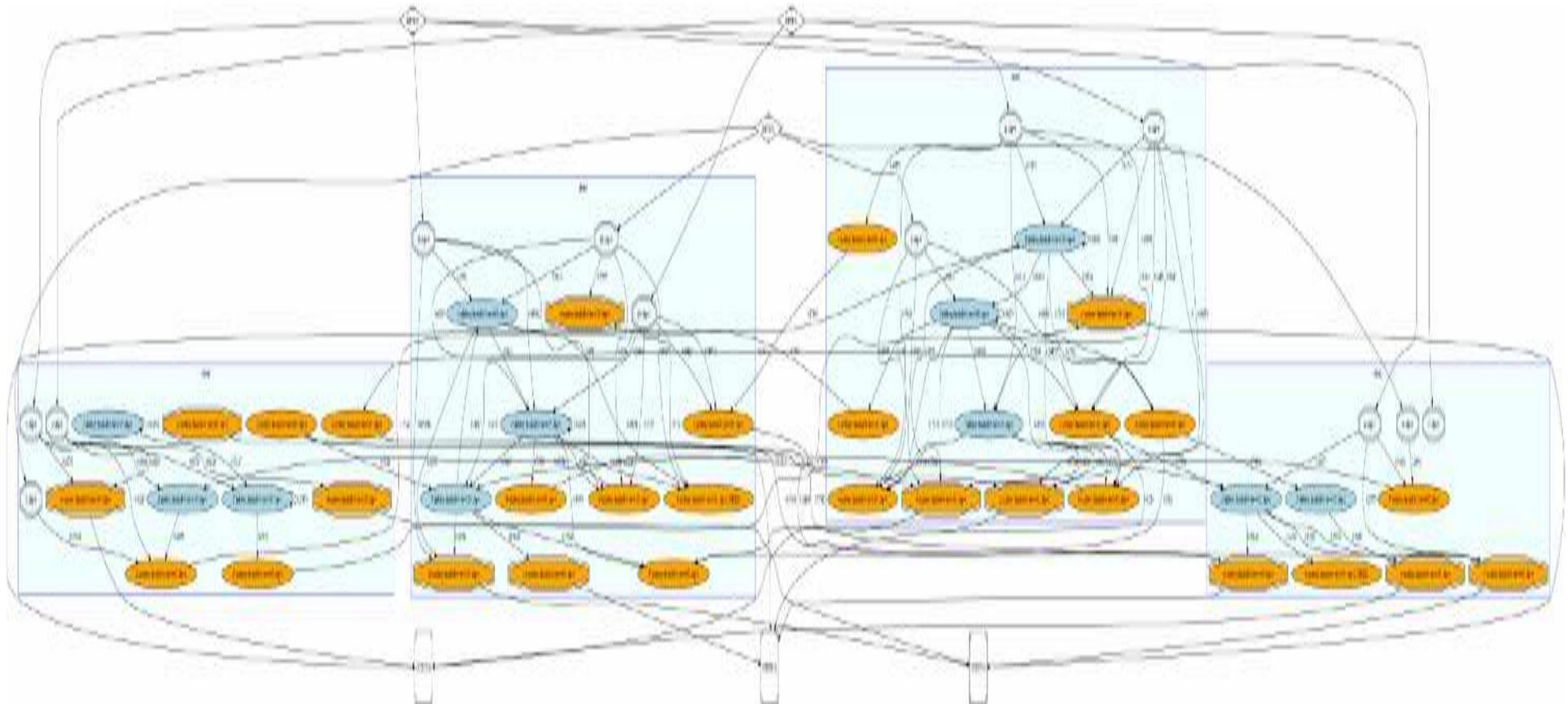
6. Annexes – Annexe 2 : implémentation



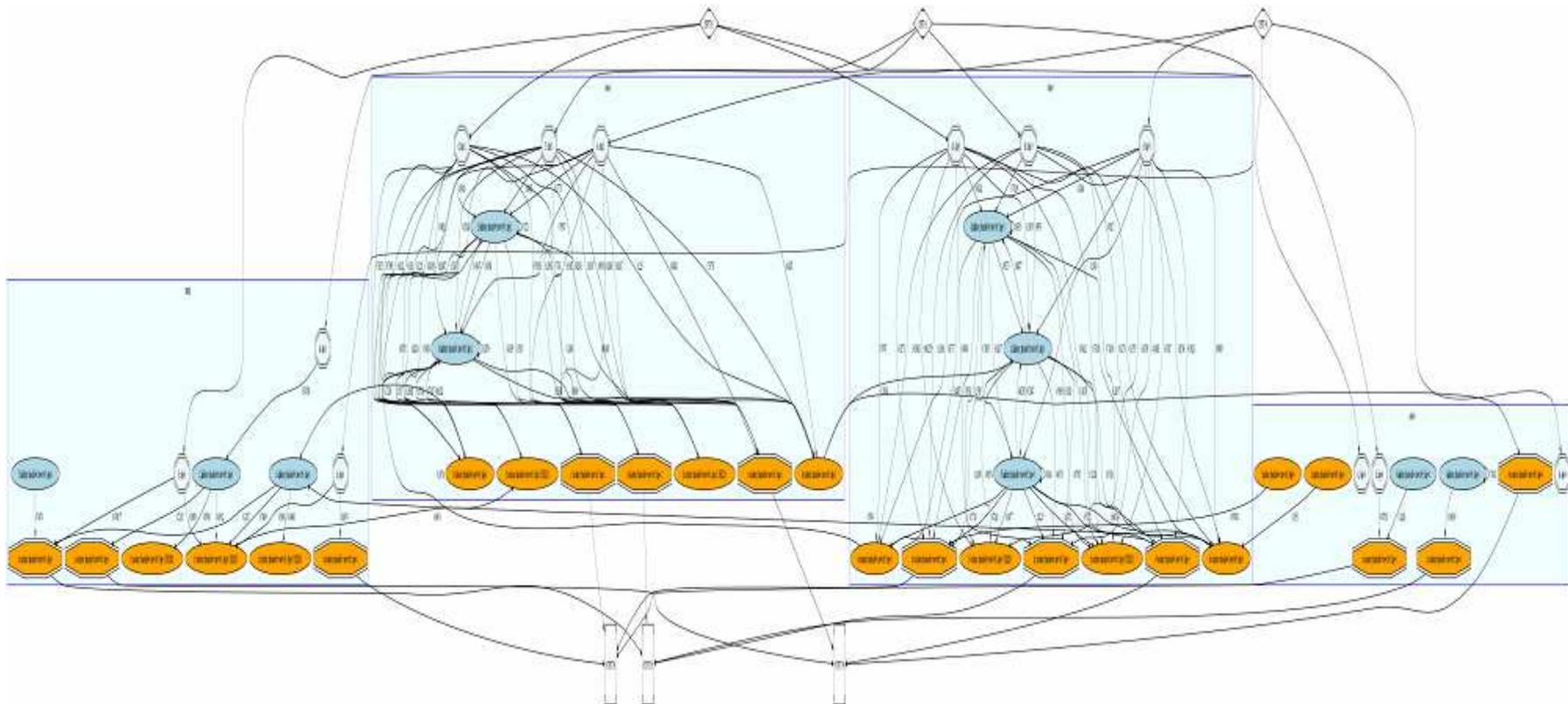
- C++ pour l'évolution, Python/MATLAB pour l'analyse ;
- Programme multi-threadé
- Qualité de code professionnelle
- Utilisation de la grappe de serveurs de Jussieu
- Esprit de l'initiative Plume du CNRS

Language	files	blank	comment	code
C/C++ Header	14	371	915	2571
C++	4	337	630	1940
Python	5	128	139	537
MATLAB	5	51	193	163
Bourne Shell	1	9	13	39
SUM:	29	896	1890	5250

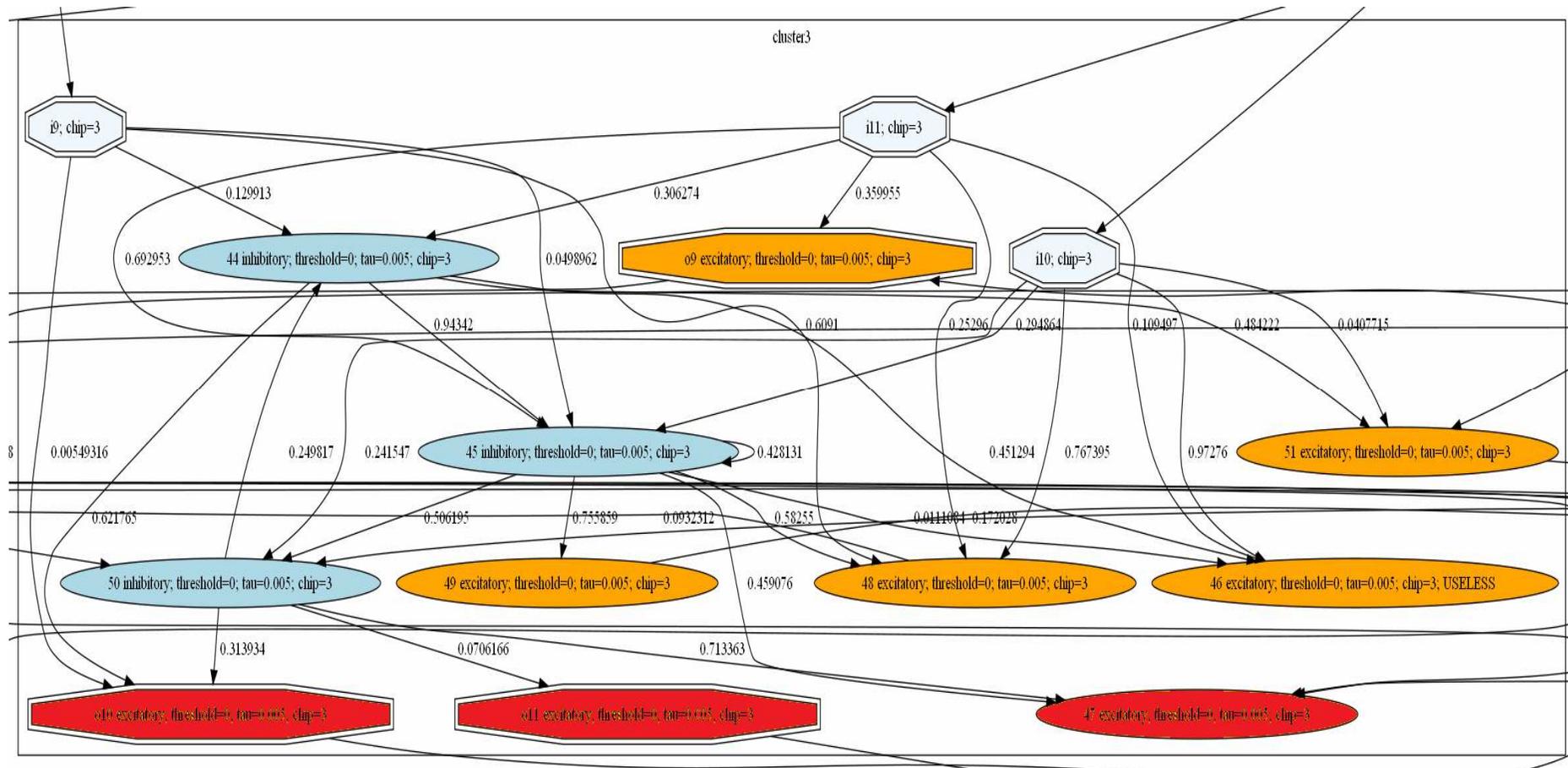
6. Annexes – Annexe 3 : exemple 1 de mRF



6. Annexes – Annexe 3 : exemple 2 de mRF



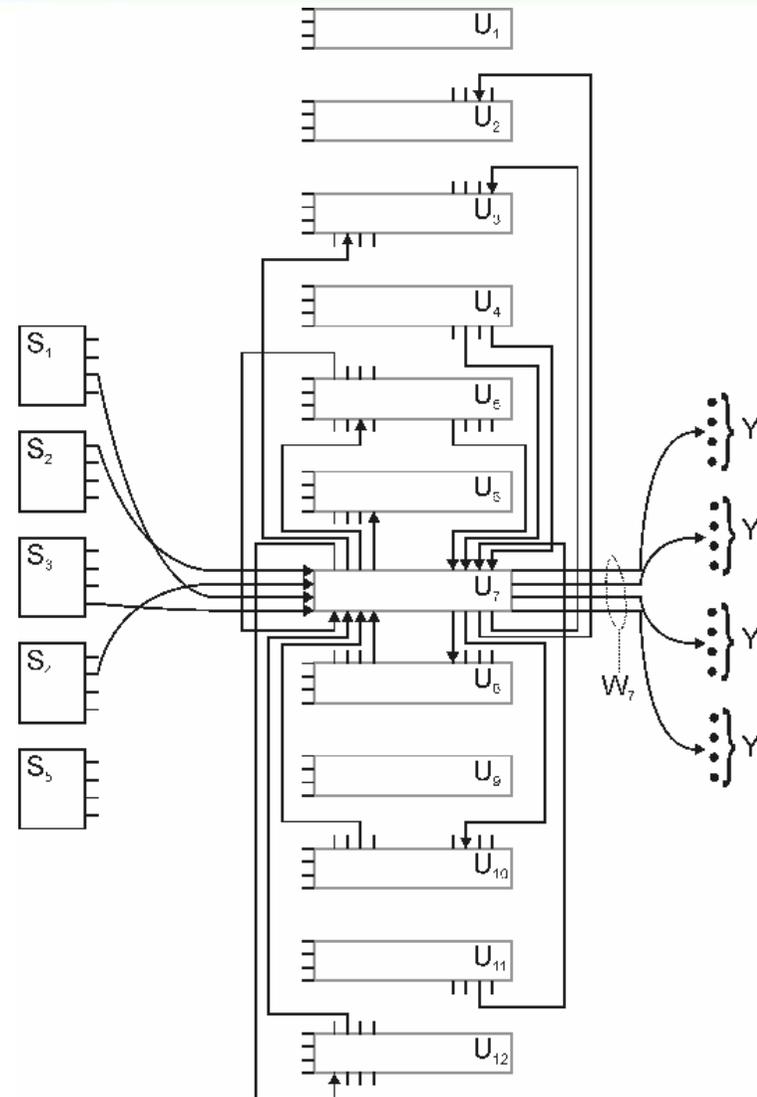
6. Annexes – Annexe 4 : exemple d'un cluster de mRF



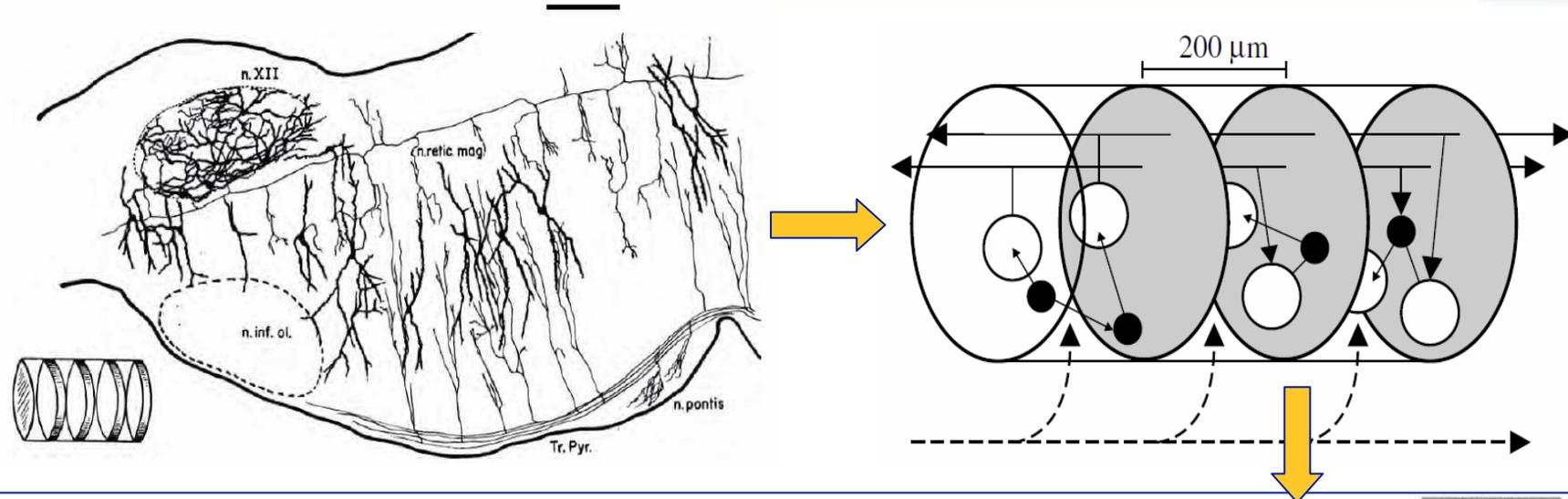
6. Annexes – Annexe 5 : Modèle Kilmer-McCulloch 1969

■ Modèle 1 : McCulloch 1969

- ✗ Anatomiquement peu plausible
- ✗ Mathématiquement non formalisé de façon standard (eg contrairement aux réseaux de neurones)
- ✗ Difficilement analysable
- ✗ Résultats non clairement analysés dans l'article original
- ✗ Pas efficace en terme de durée de survie dans la tâche de survie minimale [Humphries2005]



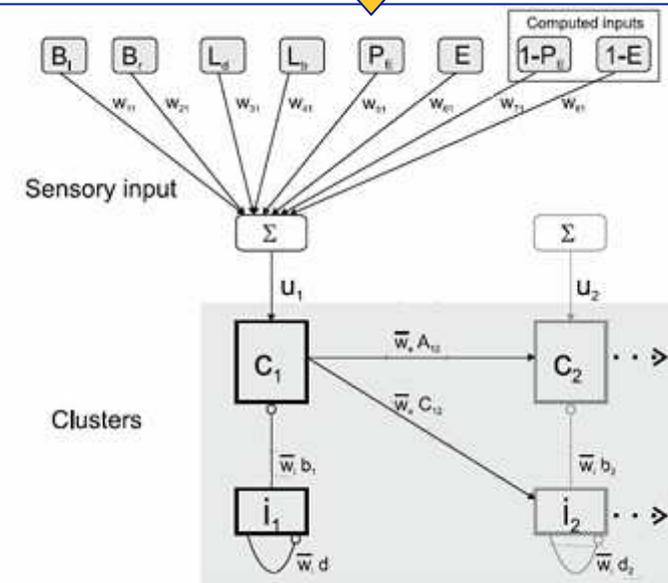
6. Annexes – Annexe 6 : Modèle Humphries 2006



Seulement 2 modèles :

- Modèle 2 : Humphries 2006.

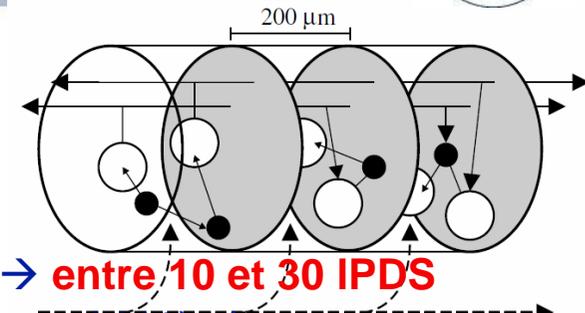
- ✗ Anatomiquement peu plausible.
- ✗ Hypothèse non fondée : à un cluster est associée une action.
- ✗ Pas beaucoup efficace en terme de durée de survie dans la tâche de survie minimale [Humphries2005].



6. Annexes – Annexe 7 : Ensemble des paramètres mRF

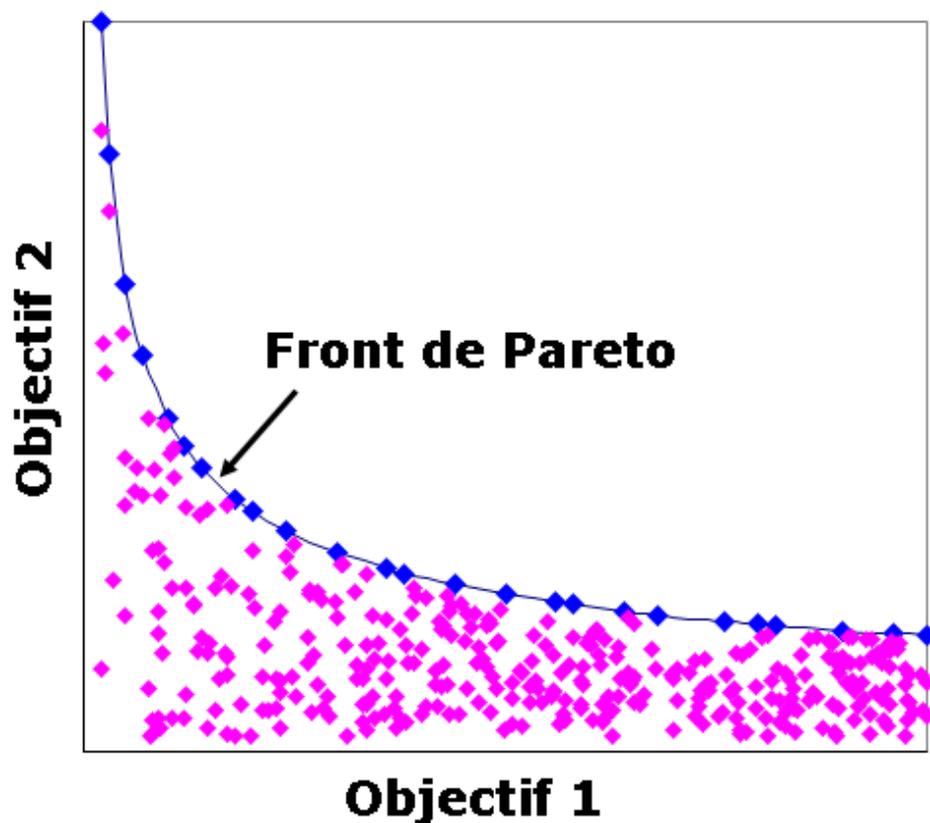


Ensemble des paramètres décrivant un réseau mRF :



1. **c** : le nombre de clusters (entre 35 et 75) → **4**
2. **n** : le nombre de neurones dans un cluster (environ 30 000) → **entre 10 et 30 IPDS**
3. **p** : le pourcentage de neurones de projection (environ 80%). Le pourcentage d'interneurones est donc de $1 - p$ → **contrainte**
4. **P(c)** : la probabilité qu'un neurone de projection projette sur un cluster donne ($P(c) = 0.25$) → **contrainte**
5. **P(p)** : la probabilité qu'un neurone de projection projette sur neurone donne, sachant qu'il projette dans le cluster de ce dernier ($P(p) < 0:1$) ;
6. **P(l)** : la probabilité qu'un interneurone forme une connexion avec un neurone donné de son cluster ($P(l) < 0:1$).
7. Les interneurones projettent exclusivement dans leur propre cluster. → **contrainte**
8. Les neurones de projection projettent exclusivement en dehors de leur propre cluster. → **contrainte**
9. 45% des synapses en entrée des neurones de projection sont GABAergiques. → **contrainte**

6. Annexes – Annexe 8 : Intérêt du multiobjectif

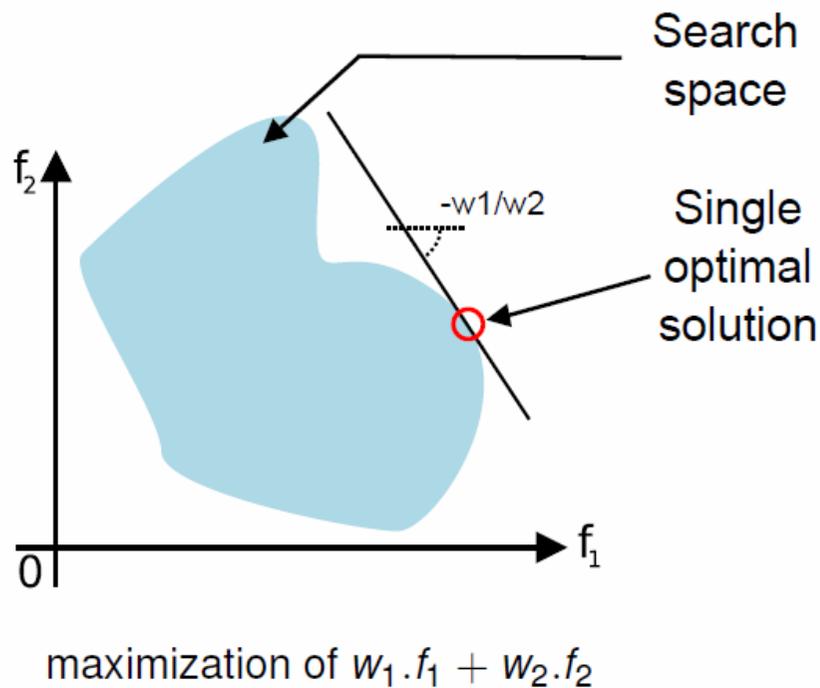


Exemple de **front de Pareto** de dimension 2 : sauf mention contraire, les algorithmes évolutionnistes maximisent les objectifs contrairement à la majorité des algorithmes d'optimisation dont le but est de les minimiser.

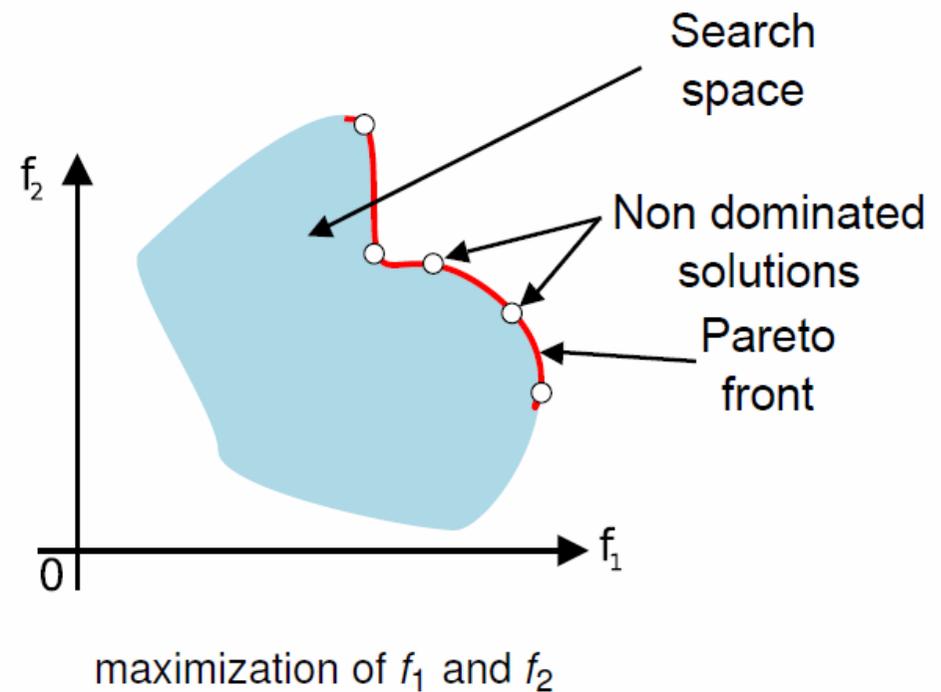
6. Annexes – Annexe 8 : Intérêt du multiobjectif



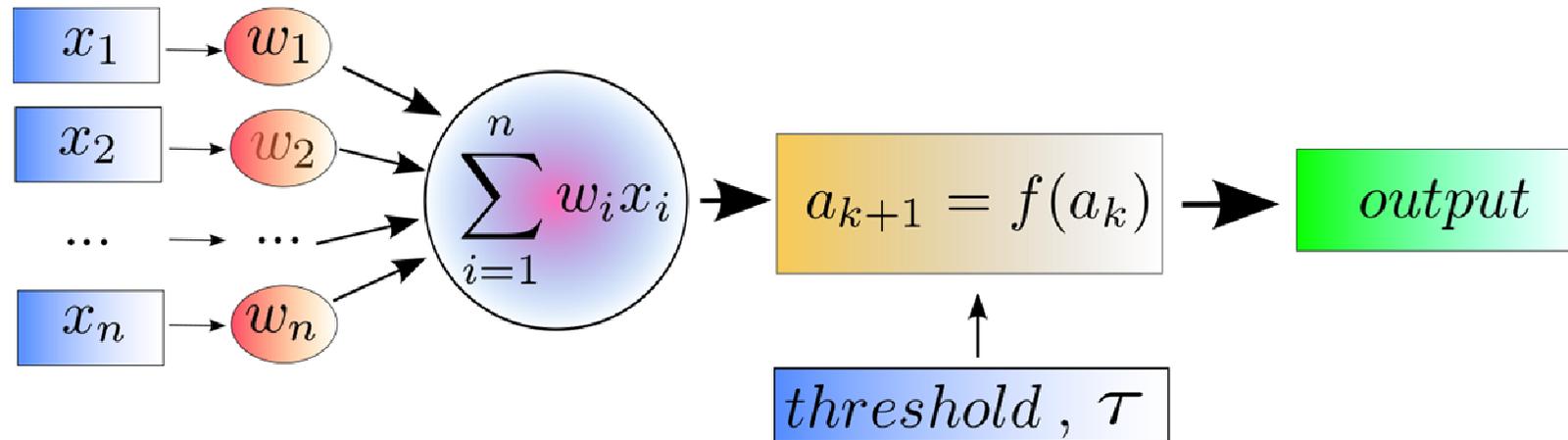
Mono-objective algorithms



Multi-objective algorithms



6. Annexes – Annexe 9 : Les IPDS



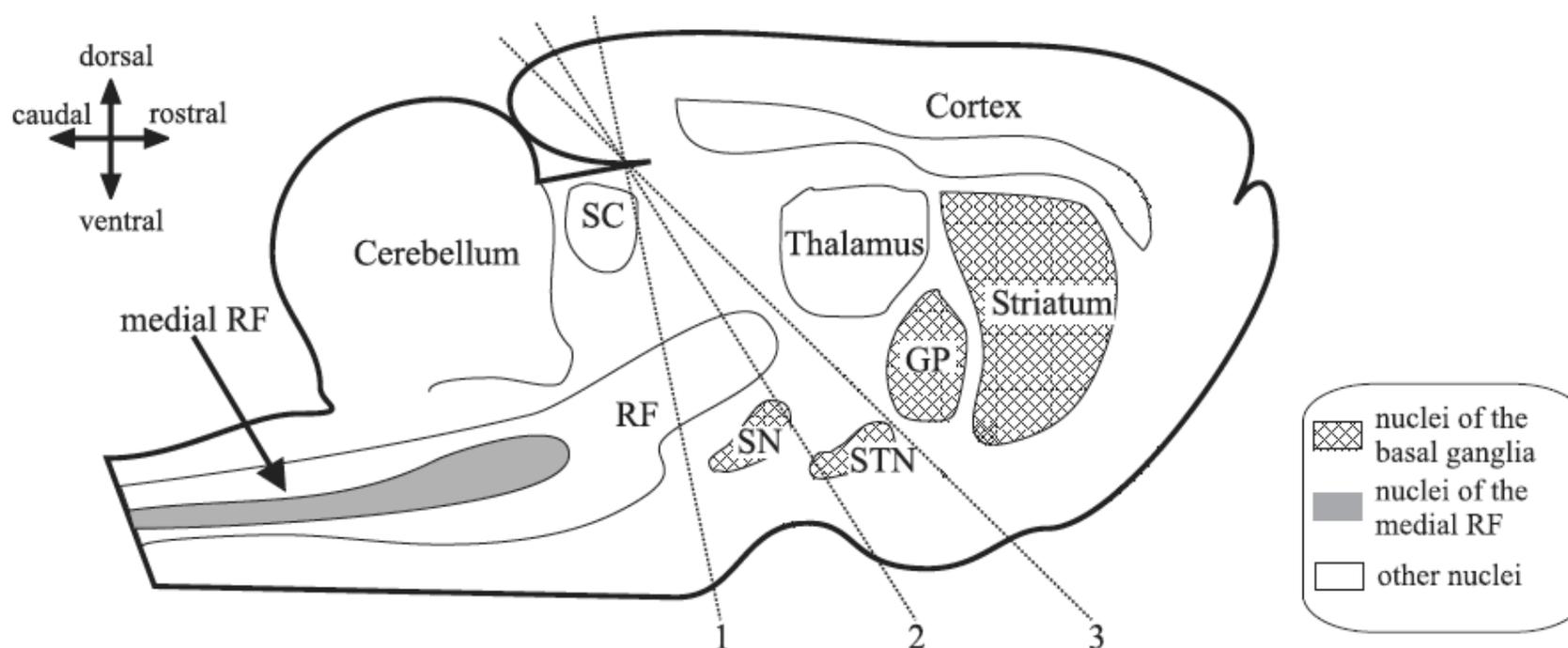
Intégration des IPDS par la méthode approchée d'Euler :

$$a_{n+1} = \pm \max \left(1, \min \left(0, \left(a_n + \left(\text{threshold} + \sum_{j=1}^m w_j x_j - a_n \right) \times \frac{dt}{\tau} \right) \right) \right)$$

Un neurone IPDS est caractérisé par 2 paramètres :

- **tau** : correspondant à la constante de temps ;
- **threshold** : correspondant au seuil d'activation.

6. Annexes – Annexe 10 : Coupes du cerveau

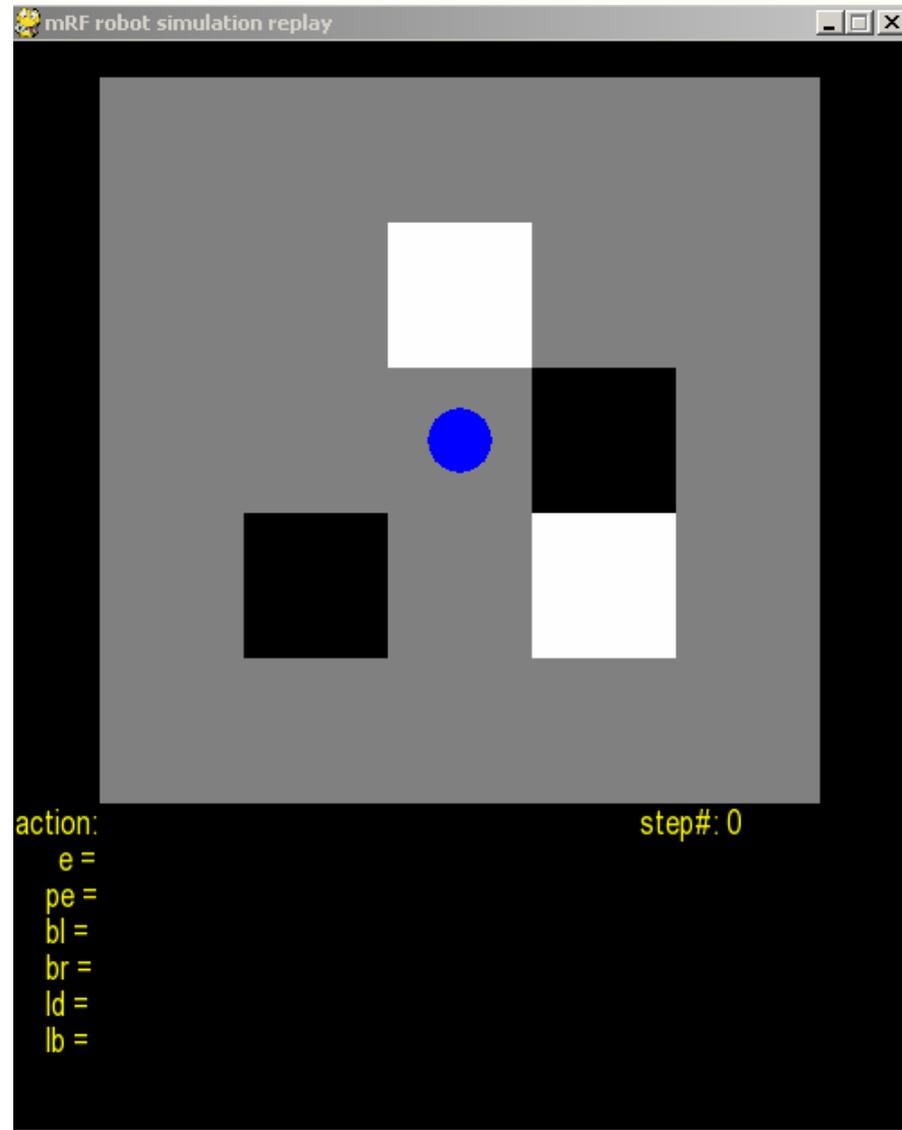


Coupes du cerveau au niveau postérieur du tronc cérébral. Les lignes en pointillés montrent 3 coupes, toute la partie du cerveau située du côté rostral des lignes a été enlevée. GP : globus pallidus. RF : reticular formation. SN : substantia nigra. STN : subthalamic nucleus. SC : superior colliculus. Source : [Humphries2007]

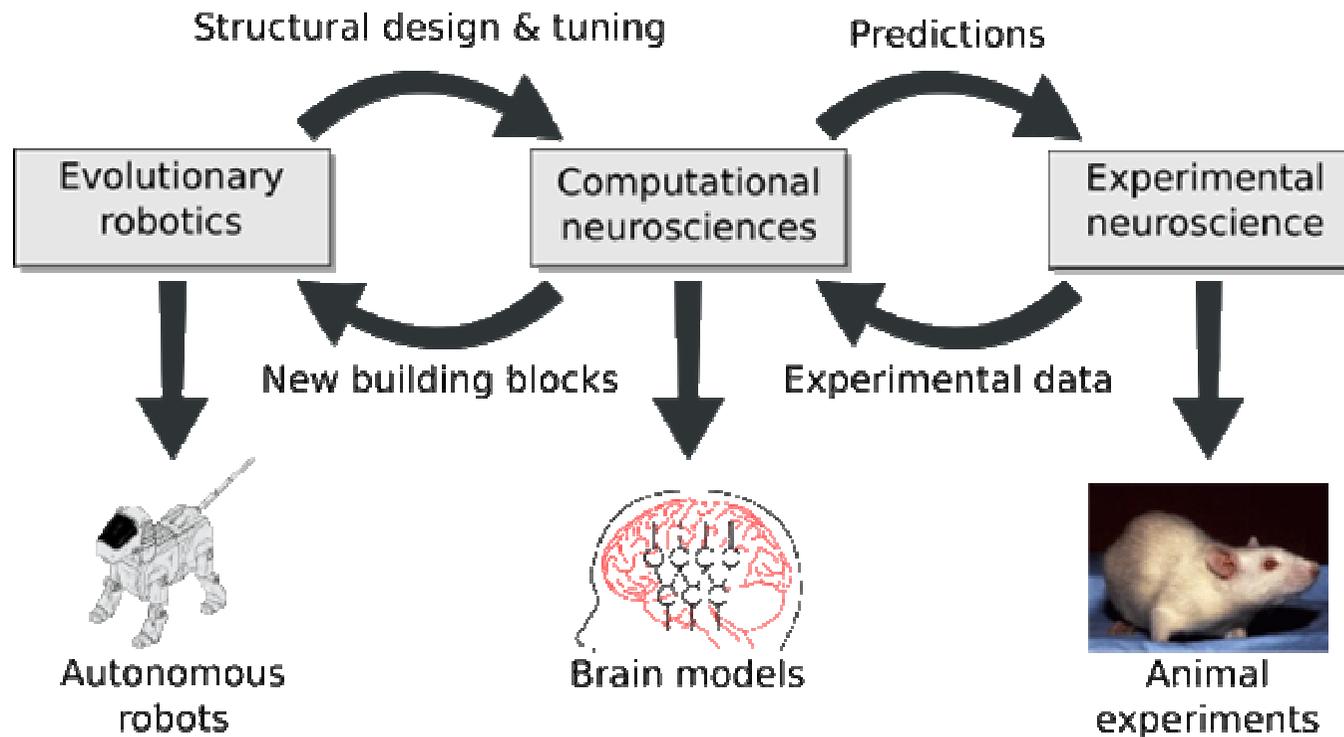
6. Annexes – Annexe 11 : Tâche incarnée



Démo !



6. Annexes – Annexe 12 : Projet EvoNeuro



<http://pages.isir.upmc.fr/EvoNeuro> - ANR-09-EMER-005