

AIX-MARSEILLE UNIVERSITÉ

MÉMOIRE DE MASTER

Optimisation de la vision artificielle bio-inspirée par exploration saccadique de l'environnement

Auteur:

Pierre ALBIGÈS

Superviseur:

Laurent PERRINET

Un mémoire présenté à

ECOLE DOCTORALE DES SCIENCES DE LA VIE ET DE LA SANTÉ

en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER DE NEUROSCIENCES, SPÉCIALITÉ INTÉGRATIVES ET COGNITIVES

et réalisée au sein de

Institut de Neurosciences de la Timone

Durant la période : 12/03/2018 - 08/06/2018

AIX-MARSEILLE UNIVERSITÉ

Résumé

Faculté des Sciences, département de Biologie

Master de Neurosciences

Master de Neurosciences, spécialité Intégratives et Cognitives

Optimisation de la vision artificielle bio-inspirée par exploration saccadique de l'environnement

by Pierre ALBIGÈS

Contents

1	Introduction	1
2	Matériel et méthodes	4
2.1	Matériel	4
2.2	Pré-traitements de l'image	4
2.2.1	Redimensionner et replacer	4
2.2.2	Bruit écologique	4
2.3	Filtre LogPolaire	5
2.4	Modèle	5
3	Résultats	6
4	Discussion et perspectives	7
	Bibliography	8
A	Figures	9
B	Code source et documents complémentaires	14

1 Introduction

Au cours de l'histoire évolutive et sous la pression de la sélection naturelle, tous nos systèmes perceptifs ont tendu (et tendent encore) vers une optimisation de leur fonctionnement, dépendamment nos besoins et nos ressources. L'ensemble de notre système visuel, de la rétine jusqu'aux aires corticales les plus associatives, a ainsi évolué pour pouvoir réaliser une description robuste et rapide de notre environnement, nous permettant d'interagir efficacement avec lui et d'en appréhender les dangers.⁶ Cette pression évolutive a notamment mené au développement de deux caractéristiques du système visuel qui vont plus particulièrement nous intéresser : l'acuité visuelle variable et l'exploration saccadique.⁶

L'acuité visuelle peut être définie comme la précision avec laquelle les stimuli visuels peuvent être analysés. Celle-ci varie au sein de notre champ visuel, qui est la portion de l'espace observée par un oeil immobile. Il est ainsi possible de séparer le champ visuel en deux parties : la vision centrale et la vision périphérique.⁶

La vision centrale est soutenue anatomiquement par la fovéa, une région rétinienne comprenant exclusivement des cônes. Cette composition, couplée à une forte densité de photorécepteurs permet à cette région de présenter l'acuité visuelle la plus importante du système visuel, ainsi qu'une bonne perception des couleurs.⁶

La composition et la densité en photorécepteurs de la rétine soutenant la vision périphérique change avec son excentricité par rapport à la fovéa, mais elle comprends majoritairement des bâtonnets. En conséquence, l'acuité visuelle et la perception des couleurs dans la vision périphérique diminuent avec la distance de la fovéa, mais on peut y observer une importante sensibilité aux variations de luminance et de fréquence spatiale.⁶

Cette variabilité des caractéristiques de notre système visuel, et notamment de son acuité, permet de fortement réduire la quantité d'informations à traiter par les réseaux nerveux en aval de la rétine, celle-ci recevant quasi-continuellement un flux d'information estimé à 10^8 bits/s, qui subit une réduction de plus de 99% pour engendrer une sortie par le nerf optique estimée à 10^2 bits/s.^{2,6,7}

La variabilité de l'acuité visuelle en fonction de l'excentricité à la rétine, ainsi que l'organisation spatiale des stimuli sur celle-ci sont d'ailleurs conservées tout au long des réseaux nerveux réalisant leur traitement, formant ce que l'on nomme l'organisation rétinotopique des régions cérébrales visuelles.⁶

Mais cette optimisation du flux d'informations présente un inconvénient majeur: une description précise d'un stimulus visuel ne peut être réalisée avec une certitude élevée que dans une partie très réduite du champs visuel (environ 2 degrés chez l'Humain).

Pour palier à cela un agent va devoir réaliser, lors de l'exploration visuelle de son environnement, une suite de mouvements oculaires brefs (les saccades oculaires) afin de placer les régions visuelles d'intérêt dans sa vision centrale et ainsi pouvoir en réaliser des descriptions précises. Par exemple, l'observation passive d'une scène (sans consigne ou recherche précise d'une cible) va impliquer la réalisation de 2-4 saccades par seconde.^{3,6}

La sélection attentionnelle et motrice de la cible à décrire fait intervenir un réseau complexe d'aires cérébrales et corticales et nécessite l'intégration de signaux *top-down* comme *bottom-up*.⁶

Depuis les débuts de l'intelligence artificielle dans les années 60, l'un des domaines phares de son développement a été la vision artificielle. L'objectif est de s'inspirer, voir de mimer le fonctionnement des systèmes biologiques afin de permettre aux systèmes informatisés d'accéder à la compréhension de leur environnement. La modélisation de l'activité du système visuel a ainsi connu l'application de nombreuses méthodes, à diverses échelles et niveaux de complexité.⁶

Les modèles à carte de saillance permettent par exemple de reconstruire l'influence qu'ont les signaux *bottom-up* sur l'orientation du regard. Ces modèles décrivant chaque point de l'espace visuel par une valeur, ceux qui ressortent le plus de l'environnement sont considérés comme portant l'intérêt le plus grand pour le système et attirent le regard. Après avoir été explorée, une région voit sa saillance devenir nulle, car elle ne peut alors fournir plus d'informations à l'agent. Les prédictions de ces modèles sont meilleures que le hasard sans être exactes car elles ne prennent pas en compte certains paramètres de l'orientation du regard, notamment la recherche de cible. De plus, la plupart de ces modèles considèrent l'ensemble de l'environnement visuel à la fois et de façon équivalente, ce qui est loin de ce qui se déroule dans les systèmes biologiques.⁶

L'étude et le développement de ces modèles permettent non seulement d'améliorer les performances des systèmes informatisés, mais aussi de mieux appréhender les zones d'ombre dans nos connaissances du fonctionnement du système visuel.⁶

Dans ce travail nous avons tenté, en nous inspirant des caractéristiques du système visuel que nous venons d'introduire et en les appliquant à des réseaux nerveux artificiels, de construire un modèle pouvant réaliser de façon autonome une recherche de cible dans son environnement visuel. L'objectif est double: d'une part aider à l'optimisation des systèmes de vision par ordinateur en proposant une méthode neuromimétique rapide et peu coûteuse de la recherche de cible notamment pour les systèmes embarqués pour lesquels ces caractéristiques sont primordiales, et d'autre part d'explorer les connaissances neuroscientifiques sur le sujet afin d'offrir un point de départ dans l'identification de zones d'ombre dans la compréhension du fonctionnement du système visuel.

2 Matériel et méthodes

2.1 Matériel

L'ensemble des simulations (comprenant apprentissage et évaluation) ont été réalisées sur une machine connectée à distance via un protocole ssh et dont les caractéristiques sont visibles dans la [Table A.1](#).

2.2 Pré-traitements de l'image

Avant d'être utilisées par notre modèle, les images subissent un certain nombre de pré-traitements. L'objectif de ces pré-traitements est de les rendre plus écologiques, c'est à dire plus proches des stimuli que rencontrent les systèmes biologiques.

2.2.1 Redimensionner et replacer

Dans ce travail, nous avons utilisé comme stimuli les images provenant de MNIST, une base de données contenant 70000 chiffres manuscrits dont l'utilisation est très répandue pendant le développement des modèles d'apprentissage automatique (sa classification est considérée comme l'évaluation standard pour ces modèles). A l'origine les exemples MNIST sont codées en niveau de gris dans une image normalisée de 28*28 pixels ([figure A.1](#)). Afin de réduire la taille du stimulus au sein de l'image, nous introduisons cette image de 28*28 pixels dans une image vide de 128*128 pixels ([figure A.2](#)). Cette insertion se fait systématiquement à un emplacement aléatoire pour permettre de produire un stimulus utilisable dans notre tâche de détection de la position d'une cible.

2.2.2 Bruit écologique

Pour permettre à nos stimuli de s'approcher de ceux pouvant être reçus et traités par les systèmes biologiques, nous avons superposé à nos signaux un bruit généré de manière aléatoire et selon deux

méthodes possibles. La première consiste en la génération de bruit Perlin⁵ (figure A.7), permettant à l'origine de produire automatiquement des textures à l'aspect naturel destinées à être utilisées pour des effets spéciaux numériques. La seconde consiste en la génération de bruit *MotionCloud* (figure A.8), permettant d'obtenir des textures aléatoires et semblants naturelles, destinées à l'origine à être utilisées dans des études sur la perception des mouvements.⁴

2.3 Filtre LogPolaire

Finalement, afin de simuler une variabilité de l'acuité visuelle chez notre modèle, nous avons utilisé un filtre LogPolaire (figure A.3). Ce filtre, construit avec une approche neuromimétique, est constitué d'un ensemble de filtres Gabor et vise à reproduire la forme et l'organisation réelle des champs récepteurs présents dans les régions visuelles des systèmes nerveux biologiques. De précédentes études ont montré qu'il présente un certain nombre d'avantages pour la modélisation des systèmes biologiques, notamment car il est aisément modifiable pour simuler les champs récepteurs de différentes régions impliquées dans la vision (rétine, corps genouillé latéral, colliculis supérieur, V1 puis aires associatives). Le filtre LogPolaire correspond en réalité à une matrice de valeurs qui, lorsque appliquée à une image par multiplication matricielle, permet une décroissance de la résolution en fonction de l'excentricité (distance) par rapport au centre de l'image. Le résultat de l'application de ce filtre sur l'un de nos stimuli est visible sur la figure A.4.¹

Une version de ce filtre dans laquelle les filtres Gabor d'un même emplacement (mais ne possédant pas la même orientation) sont moyennés est appliquée à la carte de certitude, servant de label pour l'apprentissage de notre modèle (figures A.5 et A.6).

2.4 Modèle

Notre modèle étant construit à l'aide de méthodes d'apprentissage automatisé (ou *machine learning*), il est plus aisé de décrire son fonctionnement en deux temps: pendant la phase d'apprentissage puis pendant la phase d'évaluation.

3 Résultats

4 Discussion et perspectives

Bibliography

- [1] Jeremy Freeman and Eero P. Simoncelli. “Metamers of the ventral stream”. In: *Nature Neuroscience* 14.9 (2011), pp. 1195–1204. ISSN: 10976256. DOI: [10.1038/nn.2889](https://doi.org/10.1038/nn.2889).
- [2] Philip Kortum and Wilson S. Geisler. “Implementation of a foveated image coding system for image bandwidth reduction”. In: *SPIE Proceedings* 2657 (1996), pp. 350–360. ISSN: 0277786X. DOI: [10.1117/12.238732](https://doi.org/10.1117/12.238732).
- [3] Richard J. Krauzlis, Laurent Goffart, and Ziad M. Hafed. “Neuronal control of fixation and fixational eye movements”. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 372.1718 (2017), p. 20160205. ISSN: 0962-8436. DOI: [10.1098/rstb.2016.0205](https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0205). URL: <http://rstb.royalsocietypublishing.org/lookup/doi/10.1098/rstb.2016.0205>.
- [4] P. S. Leon et al. “Motion clouds: model-based stimulus synthesis of natural-like random textures for the study of motion perception”. In: *Journal of Neurophysiology* 107.11 (2012), pp. 3217–3226. ISSN: 0022-3077. DOI: [10.1152/jn.00737.2011](https://doi.org/10.1152/jn.00737.2011). arXiv: [arXiv: 1208.6467v1](https://arxiv.org/abs/1208.6467v1). URL: <http://jn.physiology.org/cgi/doi/10.1152/jn.00737.2011>.
- [5] Ken Perlin. “An image synthesizer”. In: *Computer Graphics* 19.3 (1985), pp. 287–296. DOI: [10.1145/325334.325247](https://doi.org/10.1145/325334.325247).
- [6] John S. Werner and Leo M. Chalupa, eds. *The new visual neurosciences*. MIT Press. 2014, p. 1675. ISBN: 9780262019163.
- [7] Li Zhaoping. *Understanding vision : theory, models and data*. Oxford Uni. 2014, p. 383. ISBN: 9780199564668.

A Figures

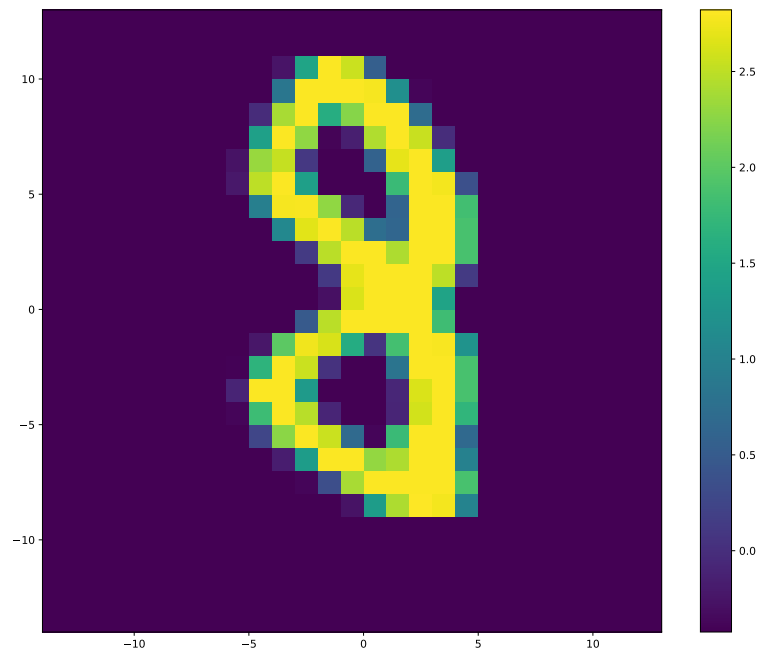


FIGURE A.1: Reconstruction en carte de chaleur d’une image provenant de la base de données MNIST

Système d’exploitation	Processeur	Mémoire vive	Carte graphique
Ubuntu 16.04.4	Intel Xeon E5-1607 (3,1GHz)	40 GB	NVIDIA GeForce GTX1060

TABLE A.1: Matériel utilisé pour réaliser les modélisations

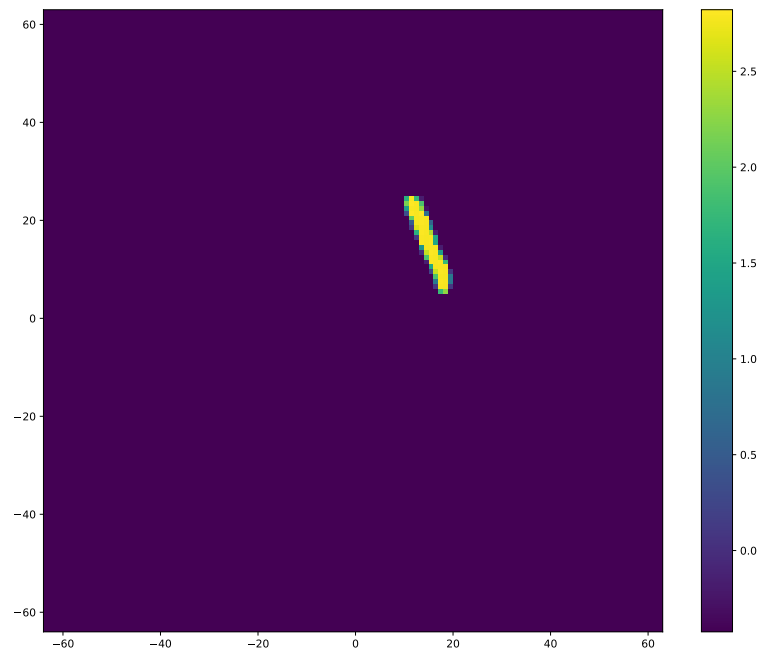


FIGURE A.2: Reconstruction en carte de chaleur d'une image provenant de la base de données MNIST, après transformation pour la placer dans une image de dimension 128*128 pixels

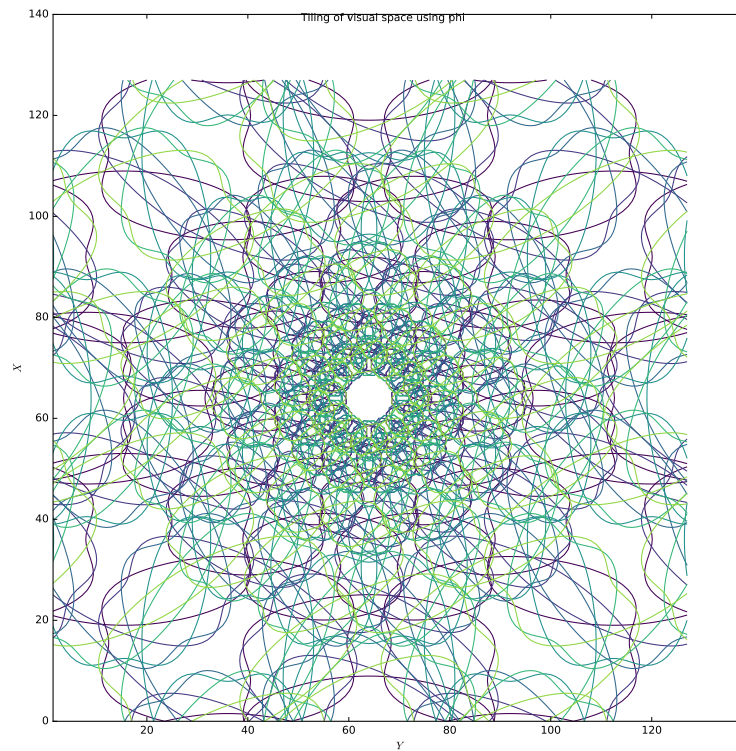


FIGURE A.3: Schéma simplifié

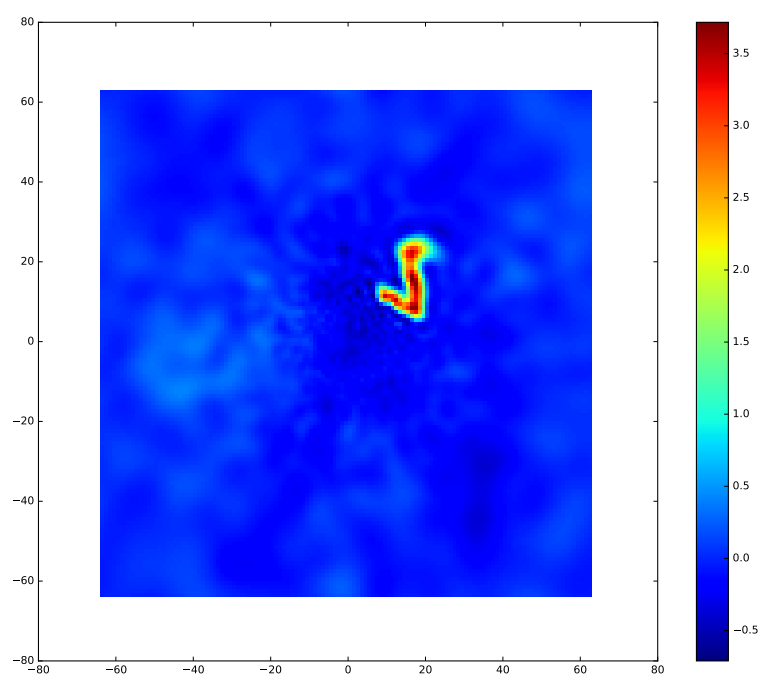


FIGURE A.4: Schéma simplifié

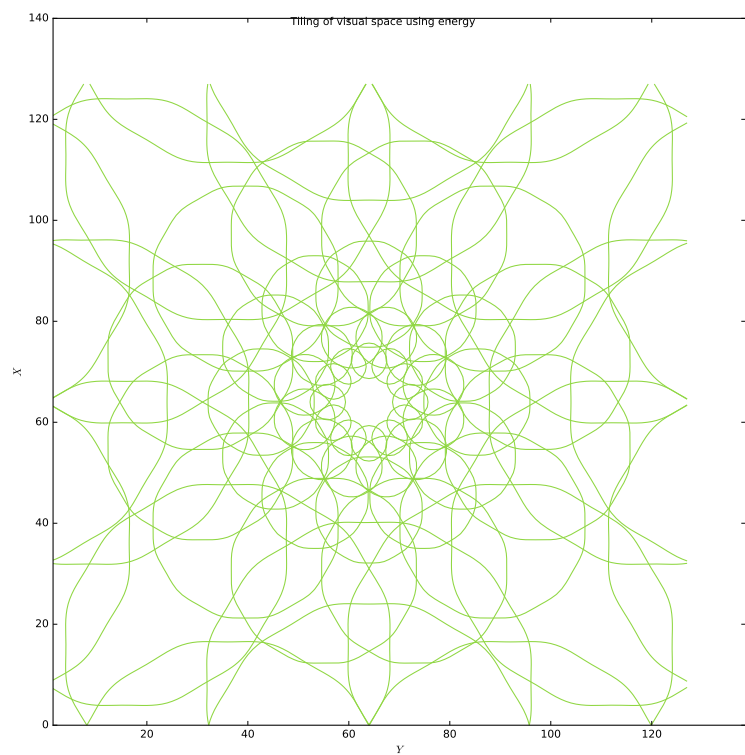


FIGURE A.5: Schéma simplifié

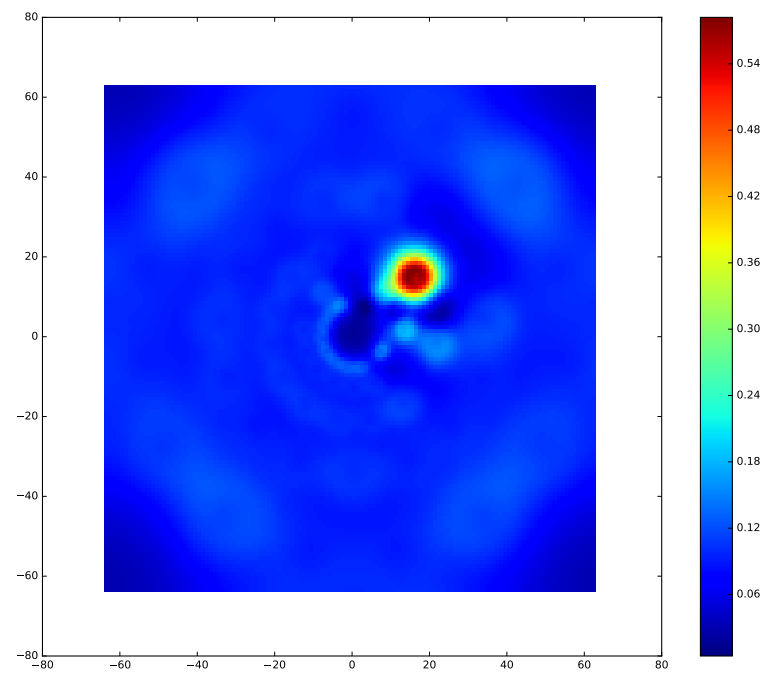


FIGURE A.6: Schéma simplifié

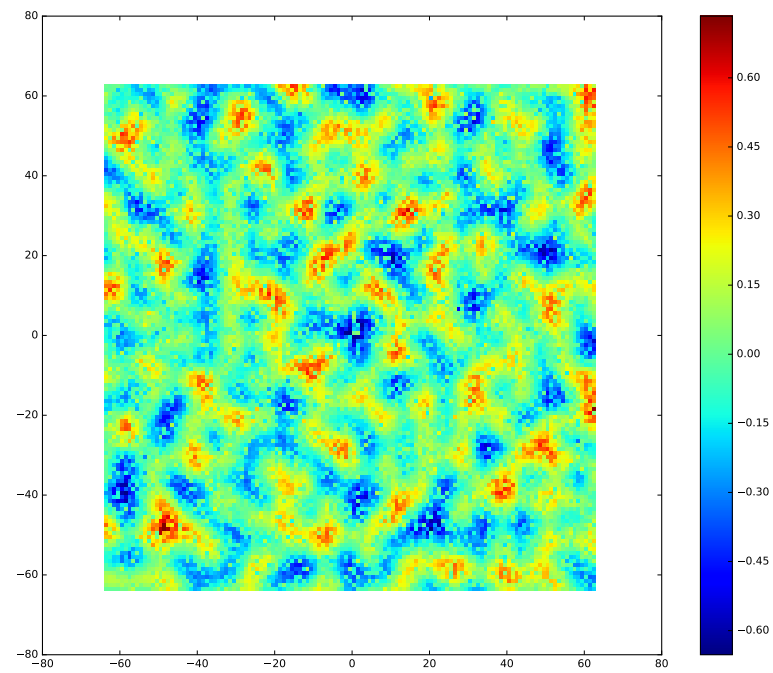


FIGURE A.7: Schéma simplifié

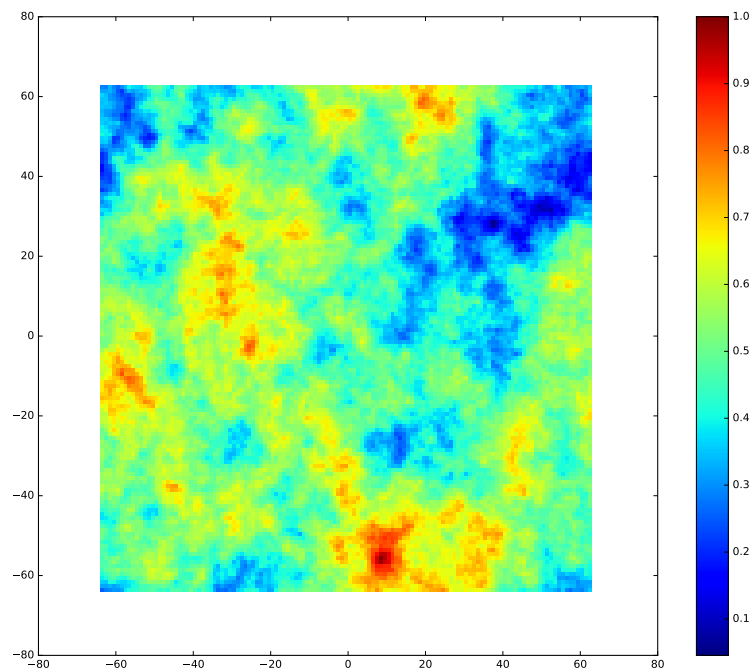


FIGURE A.8: Schéma simplifié

B Code source et documents complémentaires

L'ensemble du code source du modèle sous forme de ipython notebooks, de ce rapport au format \LaTeX ainsi que de l'ensemble des autres documents issus de ce travail (dont les notes personnelles) sont entièrement disponibles **en ligne** ou en contactant directement l'**auteur**.