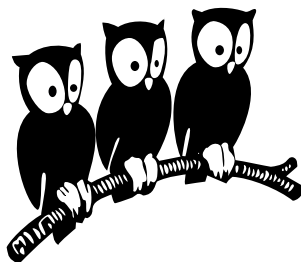


Département de Physique
École Normale Supérieure

Laboratoire de Physique Statistique



THÈSE de DOCTORAT de l'UNIVERSITÉ PARIS 7

Spécialité : Physique Théorique

présentée par

Marc SANTOLINI

pour obtenir le grade de DOCTEUR de l'UNIVERSITÉ PARIS 7

**Réseaux génétiques : modèles d'interaction
et applications biologiques**

Soutenue le **ZZ** septembre 2013

devant le jury composé de :

M.	Vincent HAKIM	Directeur de thèse
M.	ZZZ	Rapporteur
M.	ZZZ	Examineur
M.	ZZZ	Président du jury
M.	ZZZ	Rapporteur
M.	ZZZ	Membre invité
M.	ZZZ	Membre invité

Remerciements

...

Table des matières

Liste des figures	vii
Introduction	1
Chapitre 1 - Modèles d'accrochage des Facteurs de Transcription à l'ADN.	3
1.1 Les modèles de fixation	5
1.2 Description des données biologiques	6
1.3 Présentation de l'algorithme	6
1.4 Performance des modèles	6
1.5 Analyse des corrélations	6
1.6 Comparaison avec des données <i>in vitro</i>	6
Chapitre 2 - <i>Imogene</i> : un algorithme d'identification de motifs et de modules de régulation transcriptionnelle	11
2.1	13
Chapitre 3 - Étude de la différenciation épidermale chez la drosophile	15
3.1	17
Chapitre 4 - Étude de la différenciation musculaire chez la souris	19
4.1	21
Chapitre 5 - Chapitre d'exemples	23
5.1 Titre de la section	25
Conclusion	26
Annexes	29
Bibliographie	35

Liste des figures

Modèles d'accrochage des Facteurs de Transcription à l'ADN.	3
1.1 Description graphique de l'algorithme.	7
 <i>Imogene</i> : un algorithme d'identification de motifs et de modules de régulation transcriptionnelle	 11
 Étude de la différenciation épidermale chez la drosophile	 15
 Étude de la différenciation musculaire chez la souris	 19
 Chapitre d'exemples	 23
5.1 Caption courte, pour la liste des figures.	25

Introduction

Les réseaux de régulation génétique

- **Bref historique**

Monod, Jacob. Promoteurs.

- **Divers modes de régulation**

→ Promoteurs

→ Enhancers

→ Épigénétique

Interactions entre les facteurs de transcription et l'ADN.

Modèles PWM, biophysiques. Données biologiques grande échelle.

Quelques remarques sur la version pdf du manuscrit

Voici quelques remarques sur la version pdf de ce manuscrit, qui peuvent rendre la lecture plus aisée. Dans la table des matières, la liste des figures et la liste des annexes, les titres sont des liens hypertexte qui pointent vers l'item décrit. Dans la liste des notations utilisées et la bibliographie, ce sont les numéros de page qui sont des liens hypertexte.

Chapitre 1

Modèles d'accrochage des Facteurs de Transcription à l'ADN.

1.1	Les modèles de fixation	5
1.1.1	Modèles de maximum d'entropie	5
1.1.2	Modèles de mélange	6
1.2	Description des données biologiques	6
1.2.1	Les données ChIP	6
1.2.2	Statistique « background » des séquences	6
1.3	Présentation de l'algorithme	6
1.4	Performance des modèles	6
1.5	Analyse des corrélations	6
1.5.1	Quantification par l'Information Directe	6
1.5.2	Description par des patterns de Hopfield	6
1.6	Comparaison avec des données <i>in vitro</i>	6
1.6.1	Conclusion de la section 1.6	7

Introduction du chapitre 1

Les Facteurs de Transcription peuvent s'accrocher à l'ADN. La fixation est décrite par une énergie qui peut se décomposer en deux composantes. L'une est indépendante de la séquence et prend en considération la courbure de l'ADN etc. L'autre dépend de la séquence. Cette dernière peut être décrite par divers modèles de fixation.

Description des modèles existants.

Différentes données biologiques utilisées : PBM, SELEX, ChIP.

Différences in vitro et in vivo.

1.1 Les modèles de fixation

1.1.1 Modèles de maximum d'entropie

La théorie de l'information offre un cadre conceptuel permettant de déterminer les probabilités d'un ensemble d'états étant données plusieurs contraintes mesurables, ou *observables*. L'étape clé consiste à maximiser une fonctionnelle connue sous le nom d'entropie [1, 2] sur l'ensemble des distributions de probabilités des états étant données les contraintes imposées. Cette fonctionnelle s'écrit

$$S[P_m] = - \sum_{\{s\}} P_m(s) \ln P_m(s) \quad (1.1)$$

où $P_m(s)$ est la probabilité modèle d'une séquence d'ADN s appartenant à l'ensemble $\{s\}$ des sites de fixation d'un facteur de transcription. Notons $\mathcal{O}_\alpha(s)$ une quantité attachée à s . Dans notre cas, cette quantité peut représenter la présence d'un certain nucléotide à une position donnée, ou d'une paire de nucléotide à deux positions données. Ce que l'on nomme observable correspond en fait à la moyenne de cette quantité sur l'ensemble des états donnés : $\langle \mathcal{O}_\alpha(s) \rangle_r$, où l'indice r signifie que nous moyennons en utilisant la statistique P_r sur les séquences observées. La contrainte associée s'écrit

$$\langle \mathcal{O}_\alpha(s) \rangle_m = \langle \mathcal{O}_\alpha(s) \rangle_r \quad (1.2)$$

où l'indice m signifie que la moyenne est prise sur la distribution modèle. Nous pouvons alors écrire le Lagrangien suivant

$$\mathcal{L} = - \sum_{\{s\}} P(s) \ln P(s) + \lambda \left(\sum_{\{s\}} P(s) - 1 \right) + \sum_{\alpha} \beta_{\alpha} (\langle \mathcal{O}_\alpha(s) \rangle_m - \langle \mathcal{O}_\alpha(s) \rangle_r) \quad (1.3)$$

où λ et les β_{α} sont les multiplicateurs de Lagrange correspondant respectivement à la contrainte de normalisation de la distribution de probabilité et aux différentes observables \mathcal{O}_{α} . La maximisation de ce Lagrangien est obtenue en annulant la dérivée fonctionnelle par rapport à la distribution de probabilité P_m :

$$\frac{\delta \mathcal{L}}{\delta P_m(s)} = 0 = -\ln P_m(s) - 1 + \lambda + \sum_{\alpha} \beta_{\alpha} \mathcal{O}_{\alpha}(s) \quad (1.4)$$

La solution peut finalement se mettre sous la forme

$$P_m(s) = \frac{1}{\mathcal{Z}} e^{-\mathcal{H}(s)} \quad (1.5)$$

où \mathcal{H} est l'Hamiltonien du système :

$$\mathcal{H} = \sum_{\alpha} \beta_{\alpha} \mathcal{O}_{\alpha}(s) \quad (1.6)$$

et \mathcal{Z} est la fonction de partition permettant la normalisation de la distribution P_m :

$$\mathcal{Z} = \sum_{\{s\}} \exp[-\mathcal{H}(s)]. \quad (1.7)$$

- Le modèle PWM
 - Le modèle de corrélation de paires
- Fixation de jauge.

1.1.2 Modèles de mélange

1.2 Description des données biologiques

1.2.1 Les données ChIP

Les données que nous utilisons proviennent d'expériences ChIP-on-chip réalisées chez la mouche (*Drosophila Melanogaster*) et d'expériences ChIP-seq réalisées chez la souris (*Mus Musculus*). Ces données ont été récupérées à partir de la littérature [3, 4] et à partir des données du projet ENCODE [5] accessibles à partir du site internet de UCSC¹, pour un total de 27 Facteurs de Transcription. Parmi eux, il y a 5 Facteurs de Transcription impliqués dans le développement de la mouche : Bap, Bin, Mef2, Tin, Twi, 11 Facteurs de Transcription régulant les cellules souches chez les mammifères : c-Myc, E2f1, Esrrb, Klf4, Nanog, n-Myc, Oct4, Sox2, Stat3, Tcfcp2l1, Zfx, et 11 facteurs impliqués dans la myogenèse chez les mammifères : Cebpb, E2f4, Fosl1, Max, MyoD, Myog, Nrsf, Smad1, Srf, Tcf3, Usf1. Au total, il y a entre 678 et 38292 pics de ChIP, avec une taille moyenne de 280bp.

Les séquences d'ADN peuvent contenir un certain nombre de séquences « polluantes » peu informatives issues de rétrotransposons ou de duplication excessives de dinucléotides. Ces séquences répétées, ou *repeats*, sont en grand nombre et peuvent donc biaiser la statistique lors de la recherche de sites de fixation. Pour éviter ce biais, ces séquences ont été masquées à l'aide du logiciel RepeatMasker [6].

1.2.2 Statistique « background » des séquences

Présence de corrélations.

1.3 Présentation de l'algorithme

Descente de gradient.

1.4 Performance des modèles

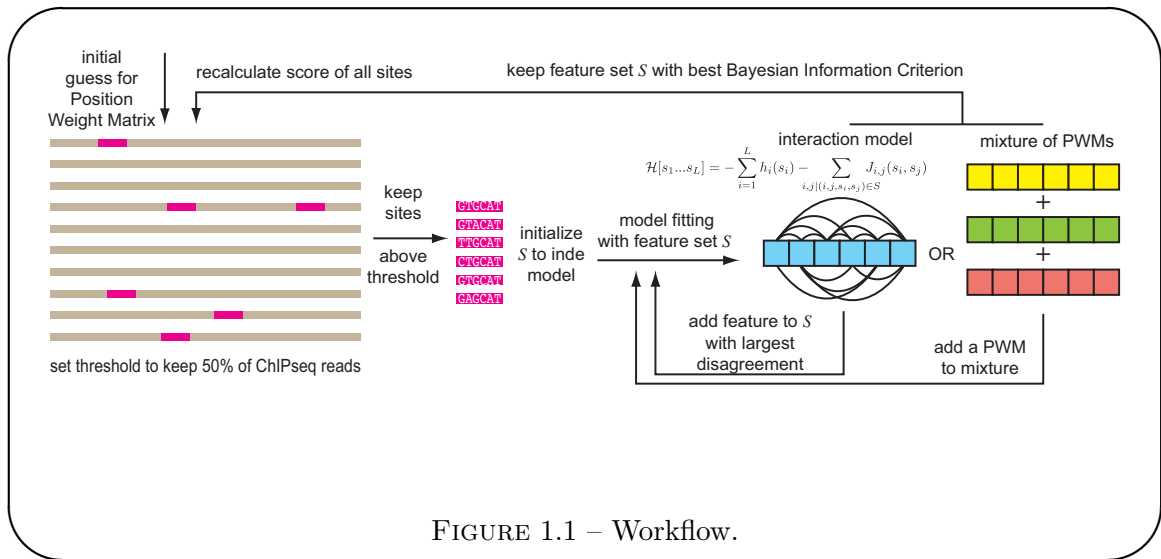
1.5 Analyse des corrélations

1.5.1 Quantification par l'Information Directe

1.5.2 Description par des patterns de Hopfield

1.6 Comparaison avec des données *in vitro*

1. <http://hgdownload.cse.ucsc.edu/goldenPath/mm9/encodeDCC/wgEncodeCaltechTfbs/>



1.6.1 Conclusion de la section 1.6

Article

Chapitre 2

Imogene : un algorithme d'identification de motifs et de modules de régulation transcriptionnelle

2.1	13
-----	-------	----

Introduction du chapitre 2

2.1

Chapitre 3

Étude de la différenciation épidermale chez la drosophile

3.1	17
-----	-------	----

Introduction du chapitre 3

3.1

Conclusion du chapitre 3

Chapitre 4

Étude de la différenciation musculaire chez la souris

4.1	21
-----	-------	----

Introduction du chapitre 4

4.1

Conclusion du chapitre 4

Chapitre 5

Chapitre d'exemples

5.1	Titre de la section	25
5.1.1	Titre de la sous-section	25
5.1.2	Conclusion de la section 5.1	25

Introduction du chapitre 5

5.1 Titre de la section

FIGURE 5.1 – Caption longue, pour mettre sous la figure.

5.1.1 Titre de la sous-section

- Titre de la sous-sous-section
- Titre de la sous-sous-section

$$\hat{H} = \int d^3\vec{r} \int_0^\infty d\omega \hbar\omega \widehat{\vec{f}}^\dagger(\vec{r}, \omega) \cdot \widehat{\vec{f}}(\vec{r}, \omega) + \sum_{\alpha=i,f} \hbar\omega_\alpha \hat{\xi}_\alpha + \hat{H}_Z \quad (5.1)$$

→ le premier terme blabla

→ le deuxième terme blablou

→ enfin, le dernier terme blubly

FIGURE 5.2

$$\begin{cases} \vec{H}_i &= H_0 \vec{u}_y e^{i(\alpha_i x - \gamma_i z)} \\ \vec{H}_r &= r_m H_0 \vec{u}_y e^{i(\alpha_i x + \gamma_i z)} \\ \vec{H}_t &= t_m H_0 \vec{u}_y e^{i(\alpha_i x - \gamma_t z)} \end{cases}$$

$$\Gamma_{i \rightarrow f} = \frac{27}{64} \frac{n_{th} + 1}{\tau_0} \left(\frac{c}{\omega} \right)^3 \frac{1}{d^4} \frac{2}{\mu_0 \omega} \text{Re}(Z_S) \quad (5.2)$$

Remarque

Remarque en footnotesize.

Application numérique

$$\lambda_V(x, y) \simeq \lambda_L \sqrt{\frac{\mu_0 \varepsilon}{B_0(x, y) + \mu_0 \varepsilon}}.$$

λ_L

5.1.2 Conclusion de la section 5.1

Conclusion

Résumé

Perspectives

Liste des Annexes

Annexe A	Titre	31
----------	-------------	----

Annexe A

Titre

Bibliographie

Dans la version pdf, les numéros de page sont des liens qui renvoient à l’occurrence de la citation dans le texte.

- [1] E. JAYNES, “Information theory and statistical mechanics. II”, *Physical review* **108**, n° 2, 171 (1957). (Page [5.](#))
- [2] C. SHANNON, “A Mathematical Theory of Communication”, *Bell Syst Tech J* **27**, n° 4, 623–656 (Jan 1948). (Page [5.](#))
- [3] R. ZINZEN, C. GIRARDOT, J. GAGNEUR, M. BRAUN et E. FURLONG, “Combinatorial binding predicts spatio-temporal cis-regulatory activity”, *Nature* **462**, n° 7269, 65–70 (2009). (Page [6.](#))
- [4] X. CHEN, H. XU, P. YUAN, F. FANG, M. HUSS, V. B. VEGA, E. WONG, Y. L. ORLOV, W. ZHANG, J. JIANG, Y.-H. LOH, H. C. YEO, Z. X. YEO, V. NARANG, K. R. GOVINDARAJAN, B. LEONG, A. SHAHAB, Y. RUAN, G. BOURQUE, W.-K. SUNG, N. D. CLARKE, C.-L. WEI et H.-H. NG, “Integration of external signaling pathways with the core transcriptional network in embryonic stem cells”, *Cell* **133**, n° 6, 1106–17 (Jun 2008). (Page [6.](#))
- [5] E. P. CONSORTIUM, “A user’s guide to the encyclopedia of DNA elements (ENCODE)”, *Plos Biol* **9**, n° 4, e1001046 (Apr 2011). (Page [6.](#))
- [6] A. F. A. SMIT, R. HUBLEY et P. GREEN, “RepeatMasker Open-3.0”, (1996-2010). (Page [6.](#))

Résumé

Mots-clés: Régulation génétique, Facteur de transcription, Modèle de Potts, Phylogénétique, Algorithme bayésien, différenciation musculaire, trichomes.

Abstract

Cellular differentiation and tissue specification depend in part on the establishment of specific transcriptional programs of gene expression. These programs result from the interpretation of genomic regulatory information by sequence-specific transcription factors (TFs). Decoding this information in sequenced genomes is a key issue. First, we present models that describe the interaction between the TFs and the DNA sequences they bind to, called Transcription Factor Binding Sites (TFBSs). Using a Potts model inspired from spin glass physics along with high-throughput binding data for a variety of *Drosophila* and mammals TFs, we show that TFBSs exhibit correlations among nucleotides and that the account of their contribution in the binding energy greatly improves the predictability of genomic TFBSs. Then, we present a Bayesian, phylogeny-based algorithm designed to computationally identify the Cis-Regulatory Modules (CRMs) that control gene expression in a set of co-regulated genes. Starting with a small number of CRMs in a reference species as a training set, but with no a priori knowledge of the factors acting in trans, the algorithm uses the over-representation and conservation of TFBSs among related species to predict putative regulatory elements along with genomic CRMs underlying co-regulation. We show several applications of this algorithm both in *Drosophila* and vertebrates. We also present an extension of the algorithm to the case of pattern recognition, showing that CRMs with different patterns of expression can be distinguished on the sole basis of their DNA motifs content.

Keywords: Gene regulation, Transcription Factor, Potts Model, Phylogeny, Bayesian algorithm, muscle differentiation, trichomes.

