

# Une approche neuro-dynamique de conception des processus d'auto-organisation

Lucian Alecu

INRIA Nancy Grand-Est, Supélec

30 juin 2011



La Région  
**Lorraine**

## 1. Architecture d'auto-organisation distribuée

conception cortico-inspirée d'une architecture de calcul  
distribuée d'auto-organisation

## 1. Architecture d'auto-organisation distribuée

conception cortico-inspirée d'une architecture de calcul  
distribuée d'auto-organisation

## 2. Critères d'évaluation

formalisation des critères d'évaluation pour les contextes de  
modélisation d'auto-organisation

# Plan de la présentation

## 1. Architecture d'auto-organisation distribuée

conception cortico-inspirée d'une architecture de calcul  
distribuée d'auto-organisation

## 2. Critères d'évaluation

formalisation des critères d'évaluation pour les contextes de  
modélisation d'auto-organisation

## 3. Étude empirique d'évaluation

évaluation des modèles classiques de champs neuronaux

## 1. Architecture d'auto-organisation distribuée

conception cortico-inspirée d'une architecture de calcul  
distribuée d'auto-organisation

## 2. Critères d'évaluation

formalisation des critères d'évaluation pour les contextes de  
modélisation d'auto-organisation

## 3. Étude empirique d'évaluation

évaluation des modèles classiques de champs neuronaux

## 4. Champs neuronaux dynamiques rétro-inhibés

conception d'un modèle de champ capable d'implémenter  
l'architecture distribuée d'auto-organisation

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

## L'auto-organisation

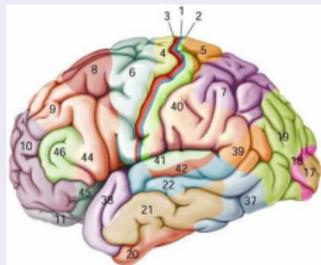
- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

## Auto-organisation corticale

- différentes échelles d'auto-organisation :
  - ▶ aires corticales – plasticité neuronale
  - ▶ cartes d'auto-organisation
- mécanisme générique de structuration de l'information
  - ▶ local
  - ▶ distribué
  - ▶ adaptatif

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

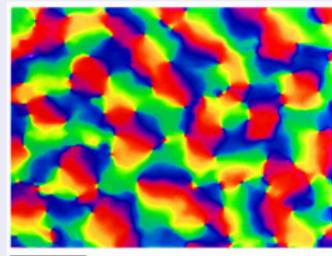


## Auto-organisation corticale

- différentes échelles d'auto-organisation :
  - ▶ aires corticales — plasticité neuronale
  - ▶ cartes d'auto-organisation
- mécanisme générique de structuration de l'information
  - ▶ local
  - ▶ distribué
  - ▶ adaptatif

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

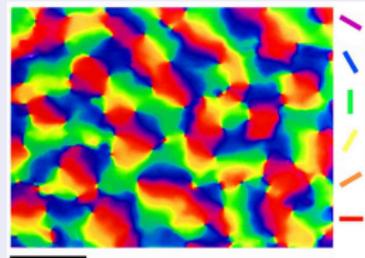


## Auto-organisation corticale

- différentes échelles d'auto-organisation :
  - ▶ aires corticales – plasticité neuronale
  - ▶ cartes d'auto-organisation
- mécanisme générique de structuration de l'information
  - ▶ local
  - ▶ distribué
  - ▶ adaptatif

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

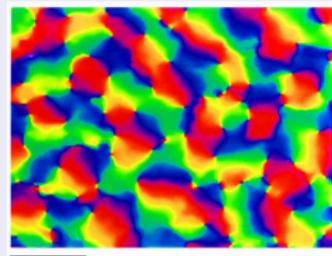


## Auto-organisation corticale

- différentes échelles d'auto-organisation :
  - ▶ aires corticales – plasticité neuronale
  - ▶ cartes d'auto-organisation
- mécanisme générique de structuration de l'information
  - ▶ local
  - ▶ distribué
  - ▶ adaptatif

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique

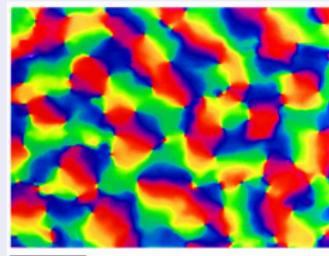


## Auto-organisation corticale

- différentes échelles d'auto-organisation :
  - ▶ aires corticales – plasticité neuronale
  - ▶ cartes d'auto-organisation
- mécanisme générique de structuration de l'information
  - ▶ local
  - ▶ distribué
  - ▶ adaptatif

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique



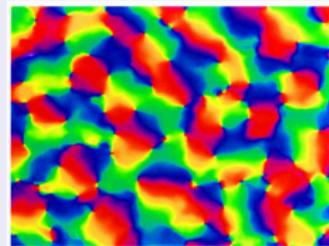
## Problématique

Développement des architectures de traitement d'information capables de :

- exploiter pleinement le paradigme de calcul distribué
- intégrer des mécanismes cortico-inspirés d'auto-organisation

## L'auto-organisation

- effet émergent des processus de traitement **local et distribué**
- défi pour l'informatique



## Objectif

concevoir un modèle de calcul distribué  
cortico-inspiré d'auto-organisation

# Visions, approches et outils de modélisation

- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

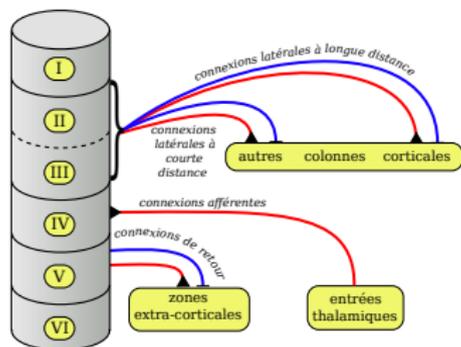
- perspective **informatique** – approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** – approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** – approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

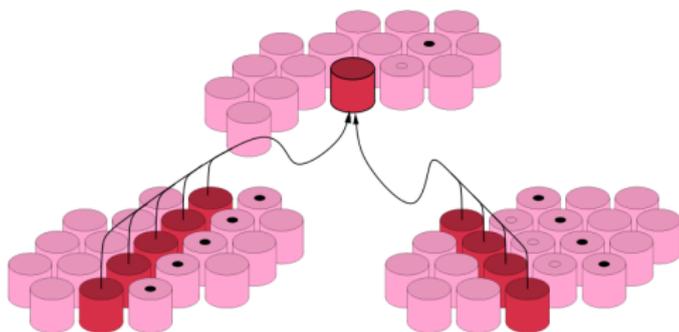
- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**

# Visions, approches et outils de modélisation

- perspective **informatique** — approche **computationnelle**
- perspective **système dynamique** — approche de type **champ neuronal dynamique**
- perspective **corticale** — approche **connexionniste**



Mountcastle (1997), Burnod (1989)



Ménard, Frezza-Buet (2005)

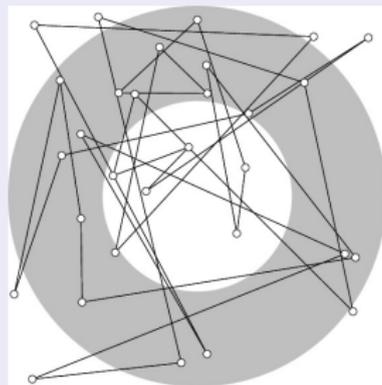


# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



## Etat initial des prototypes

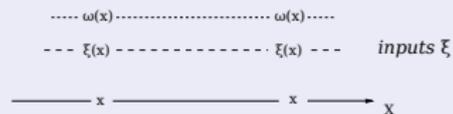


liste de **prototypes**  $\omega(x)$

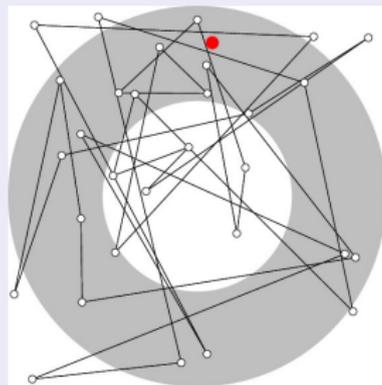
but : auto-organisation – quantification vectorielle **distribuée** sur un espace topologique

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



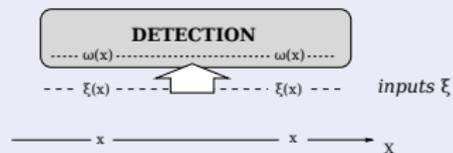
## Echantillonnage



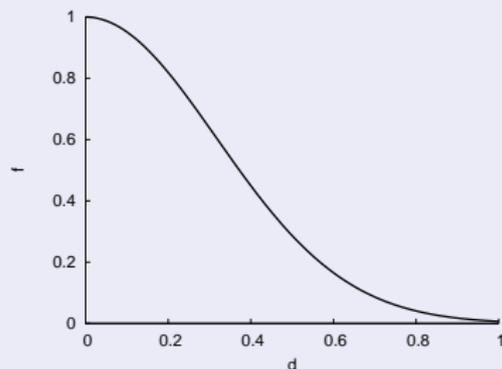
tirer aléatoirement un **échantillon**  $\xi \in D$

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



## Détection

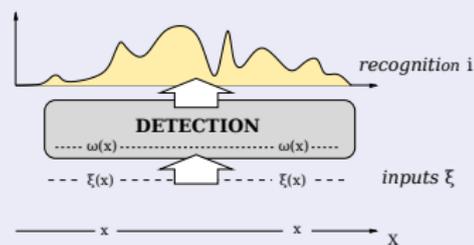


« **tuning curve** » :

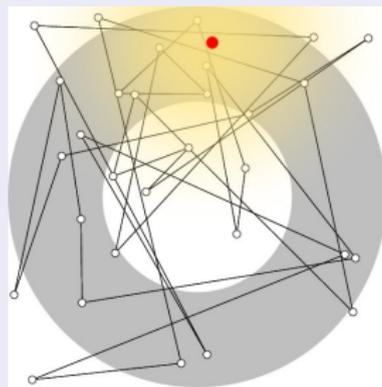
$$i(x, t) = f(d(\omega(x, t), \xi(x, t))) = e^{-a \cdot d^2(\omega(x, t), \xi(x, t))}$$

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



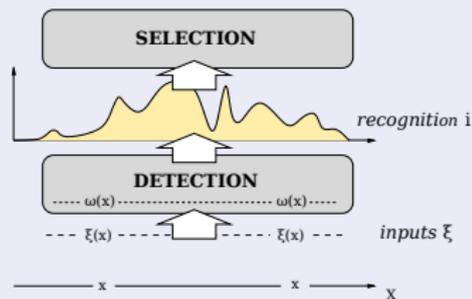
## Détection



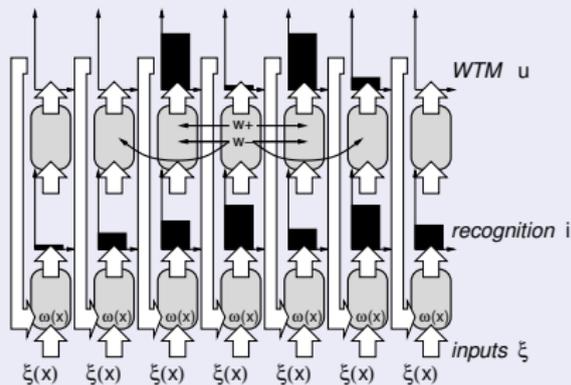
calculer la **réponse**  $i(x, t)$  pour tous les prototypes

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



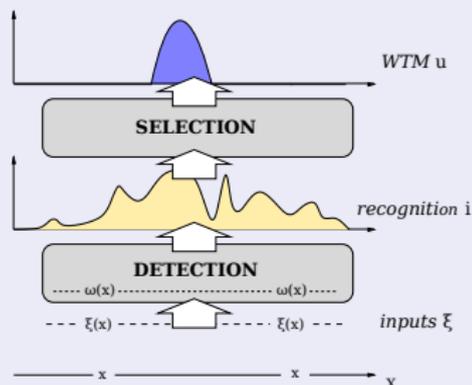
## Compétition distribuée



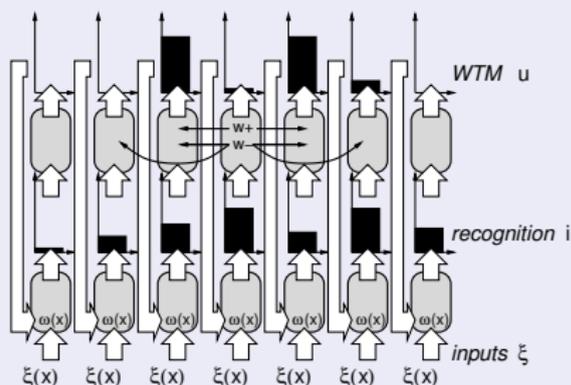
**sélectionner** la réponse qui concorde le mieux avec  $\xi(x, t)$

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



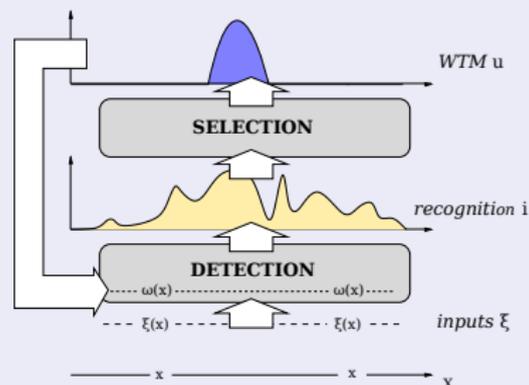
## Compétition distribuée



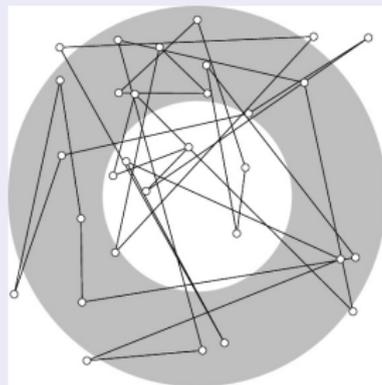
$u$  – résultat d'une **compétition distribuée**

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



## Apprentissage

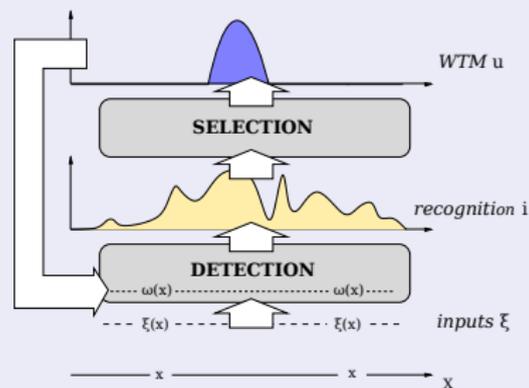


ajuster les prototypes cf. la **règle d'apprentissage** :

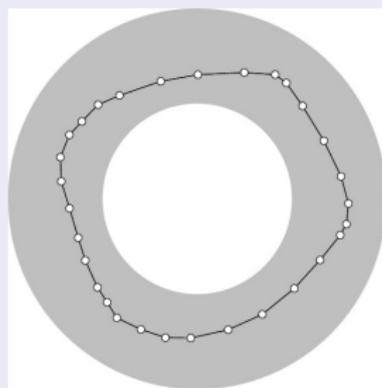
$$\forall x \in X, \omega(x, t + 1) = \omega(x, t) + \alpha \cdot u(x, t)(\omega(x, t) - \xi(x, t))$$

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



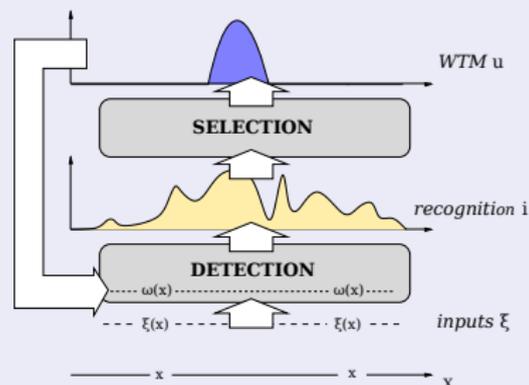
## Résultat final



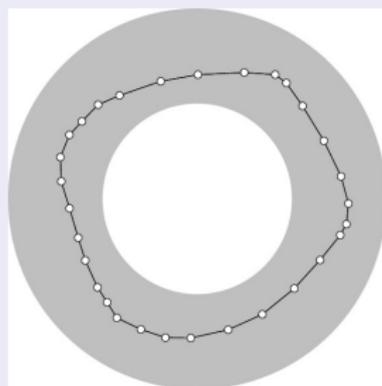
auto-organisation des prototypes

# Architecture cortico-inspirée d'auto-organisation

## Architecture d'auto-organisation



## Résultat final



Comparaison avec l'algorithme SOM (Kohonen) :

- $u$  – résultat d'un calcul **centralisé** (maximum)
- pour SOM distribué  $u$  – **remis à zéro** avant chaque nouvel échantillon  $\xi \in D$



## Architecture distribuée d'auto-organisation

### Modèle cortico-inspiré de traitement d'information

- *approche computationnelle*
- implantation *distribuée*

### Défis

- auto-organisation *vraiment* distribuée
- **quel mécanisme pour le module de sélection ?**

## *Champs neuronaux dynamiques*

# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$\begin{aligned}w(|x - x'|) &= A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2} \\ \tau \frac{du(x, t)}{dt} &= -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t) \\ \frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} &= -v(x, t) + u(x, t)\end{aligned}$$



# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$\begin{aligned}w(|x - x'|) &= A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2} \\ \tau \frac{du(x, t)}{dt} &= -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t) \\ \frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} &= -v(x, t) + u(x, t)\end{aligned}$$



# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$\begin{aligned}w(|x - x'|) &= A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2} \\ \tau \frac{du(x, t)}{dt} &= -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t) \\ \frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} &= -v(x, t) + u(x, t)\end{aligned}$$



# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t)$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} = -v(x, t) + u(x, t)$$



# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t)$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} = -v(x, t) + u(x, t)$$



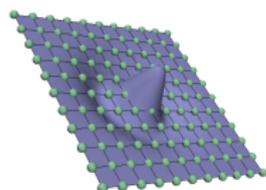
# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle d'Amari (CNDA)

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t)$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} = -v(x, t) + u(x, t)$$

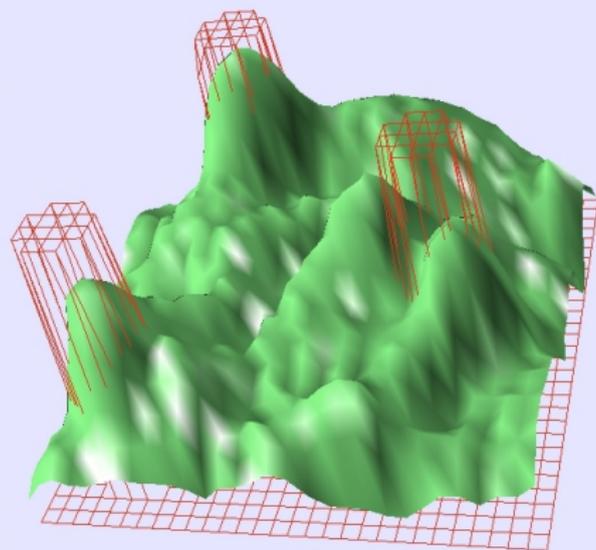


# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

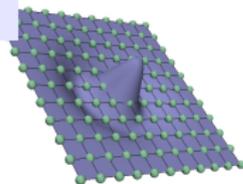
## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme

$$w(|x - x'|) =$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} =$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} =$$



$$i(x, t) + h - v(x, t)$$



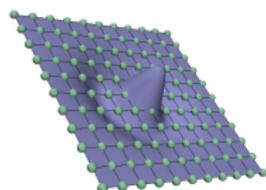
# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle de Pinto et Ermentrout (CNDPE)

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t)$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} = -v(x, t) + u(x, t)$$



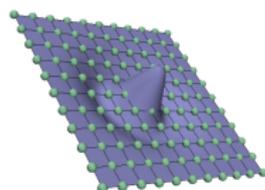
# Le modèle général des champs neuronaux dynamiques

## Formalisme mathématique

- description formelle de l'activité corticale au niveau **mésoscopique**
- mécanisme de **compétition neuronale**

## Modèle de Pinto et Ermentrout (CNDPE)

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$
$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h - v(x, t)$$
$$\frac{1}{\eta} \frac{dv(x, t)}{dt} = -v(x, t) + u(x, t)$$

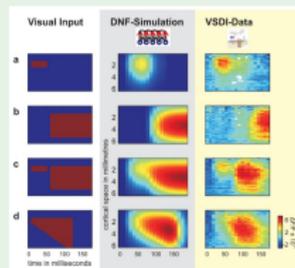


## Autres modèles de champ

- ajustement dynamique du **niveau de repos** du champ (Erlhagen et al. 2003)
- prise en compte de la **vitesse de propagation** dendritique des activités du champ (Hutt et al. 2003, Roxin et al. 2005, Bressloff et al. 2004, Folias et al. 2004)
- **apprentissage des connexions latérales** (Miikkulainen et al. 1997, Gläser et al. 2008)

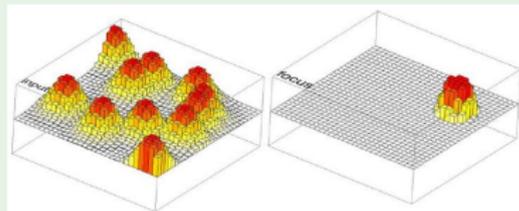
# Applications des champs neuronaux dynamiques

## Simulation physiologique



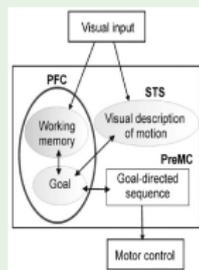
Meyer (2007),  
Ben-Yishai et al.  
(1995), Bressloff  
et al. (2002)

## Processus cognitifs



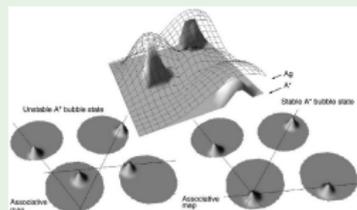
Rougier et al. (2006), Simmering et al. (2007)

## Systèmes situés



Erlhagen et al.  
(2006), Stringer  
al. (2003),  
Cuperlier et al.  
(2005)

## Apprentissage



Ménard et al. (2005), Miikkulainen et al. (2005)



## Le paradigme des champs neuronaux dynamiques

### Propriétés

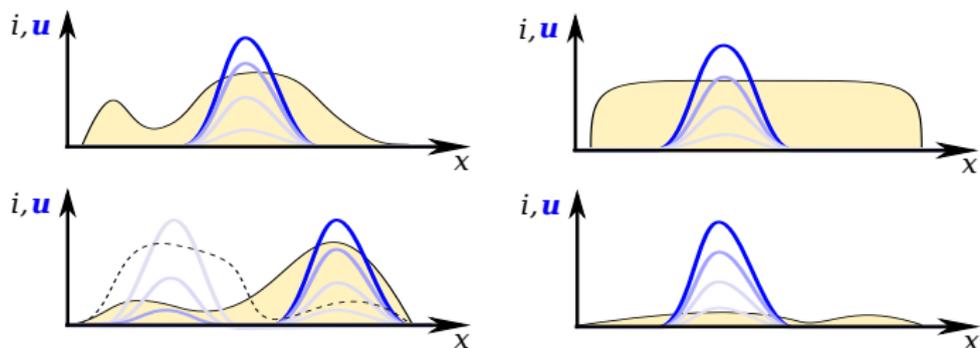
- modèle *connexionniste* de calcul neuronal
- modèle de *compétition neuronale*
- niveau *mésoscopique* de description

### Pour notre objectif

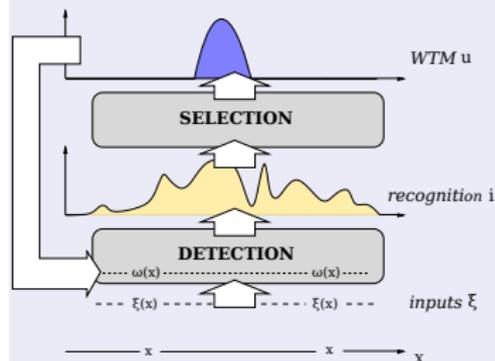
- modéliser le processus d'auto-organisation
  - ▶ implémenter le *module de sélection* de l'architecture d'auto-organisation

*Critère d'évaluation pour le comportement des  
champs neuronaux dynamiques*

# Comportements souhaités pour les champs neuronaux dynamiques



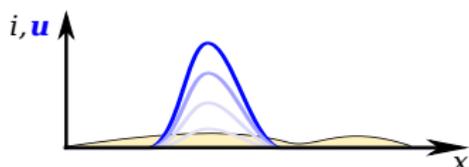
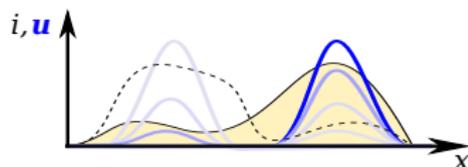
## Rappel



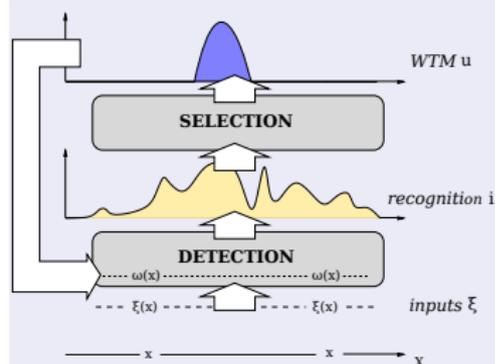
règle d'apprentissage :

$$\forall x \in X, \omega(x, t + 1) = \omega(x, t) + \alpha \cdot u(x, t) (\omega(x, t) - \xi(x, t))$$

# Comportements souhaités pour les champs neuronaux dynamiques

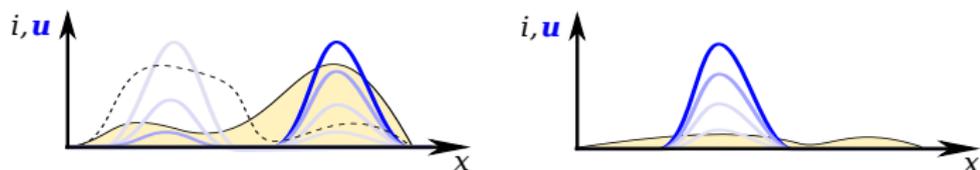


## Rappel



règle d'apprentissage :

$$\forall x \in X, \omega(x, t + 1) = \omega(x, t) + \alpha \cdot u(x, t) (\omega(x, t) - \xi(x, t))$$

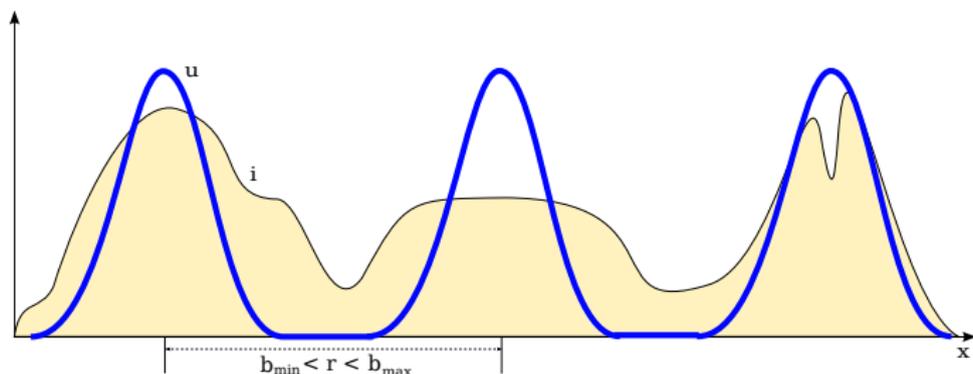


## Propriétés souhaitables

État stable de l'activité  $u$  du champ :

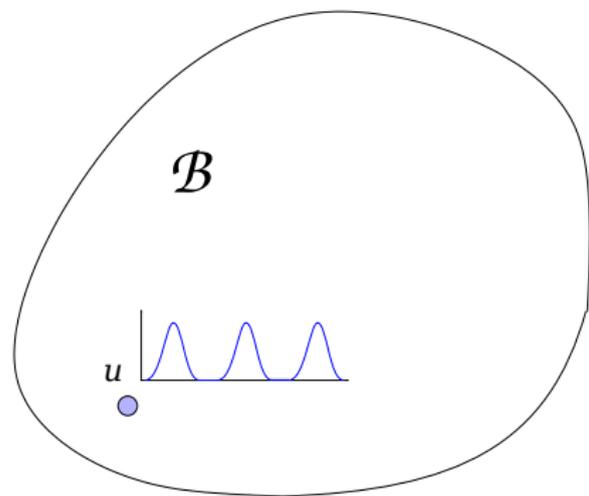
- **sélectif localement** vis-à-vis de la stimulation  $i$
- **indépendamment de l'amplitude** de stimulation

# Description des propriétés dynamiques souhaitées

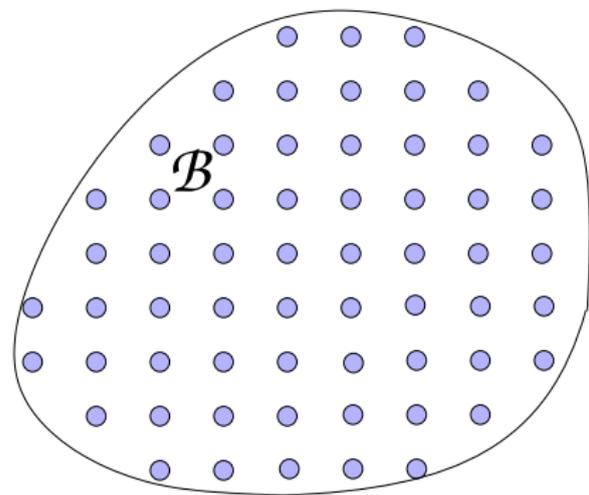


## Propriétés de l'activité stabilisée d'un champ neuronal

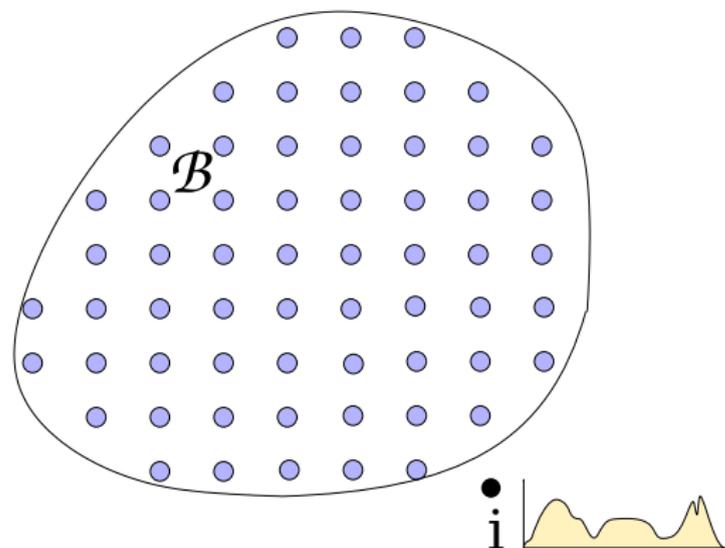
- **Propriété P** : « *corrélation locale* » des distributions  $i$  et  $u$
- **Propriété Q** : *densité des bulles d'activité* dans la distribution  $u$



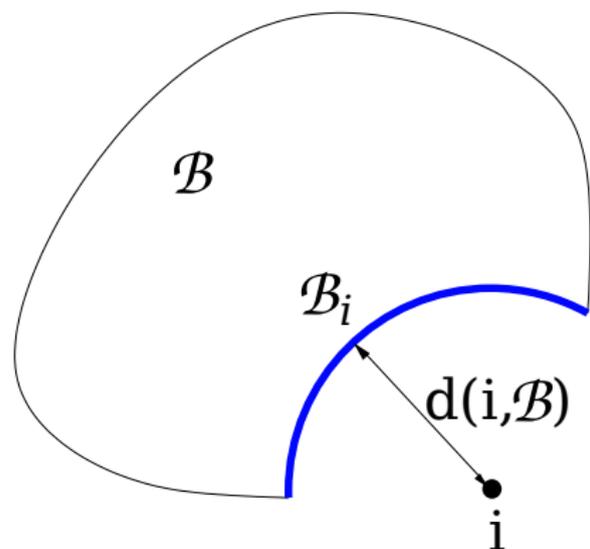
$\mathcal{B}$  – l'ensemble de réponses  $u$  respectant (Q)



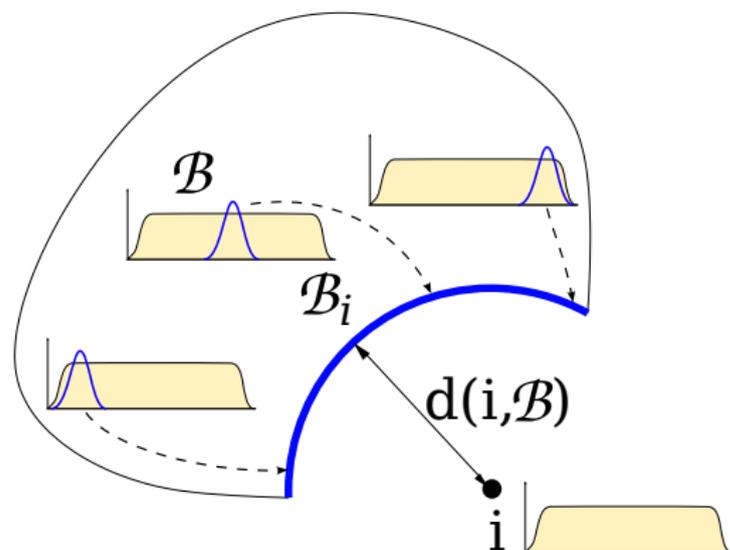
$\mathcal{B}$  – généré par une procédure  
de calcul combinatoire



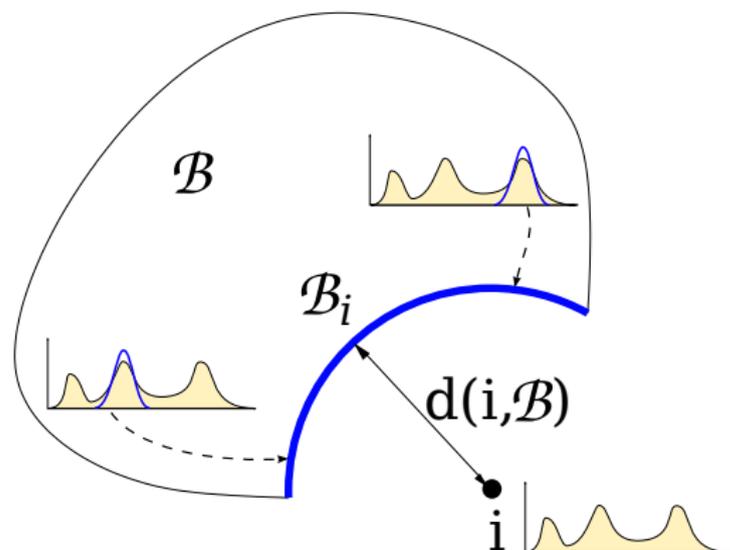
$i$  – une distribution de stimulation donnée



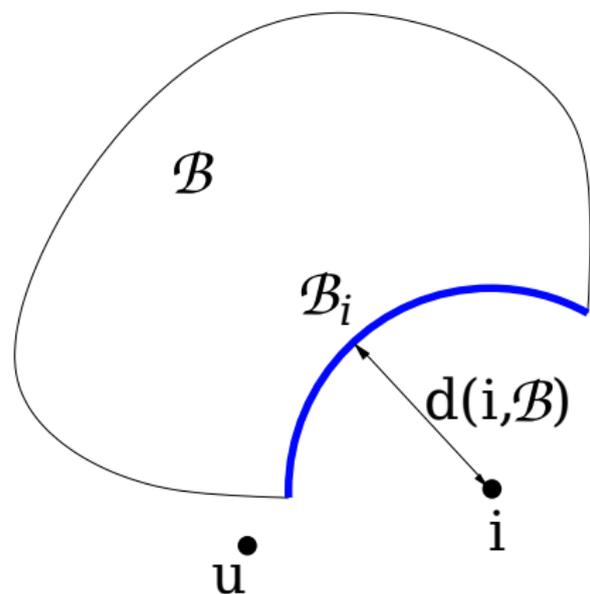
$\mathcal{B}_i$  – ensemble de **champs de référence** → respectent pleinement  $(P \wedge Q)$



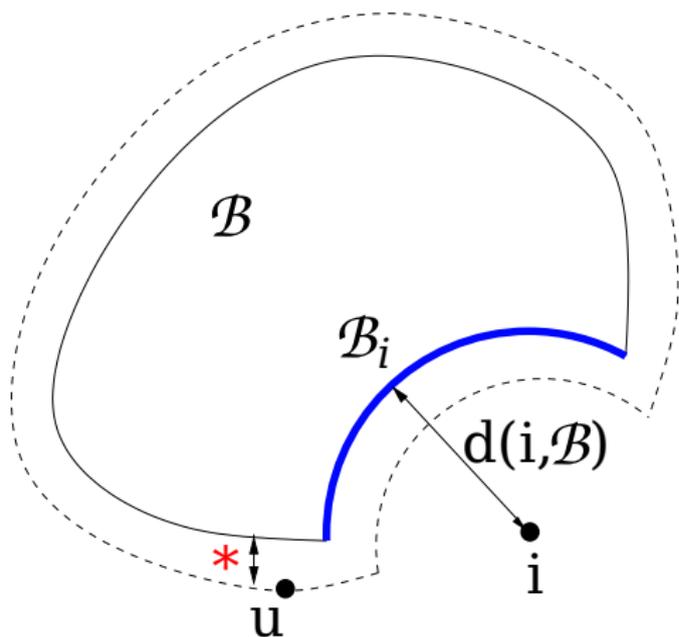
$$\text{card}(\mathcal{B}_i) \geq 1$$



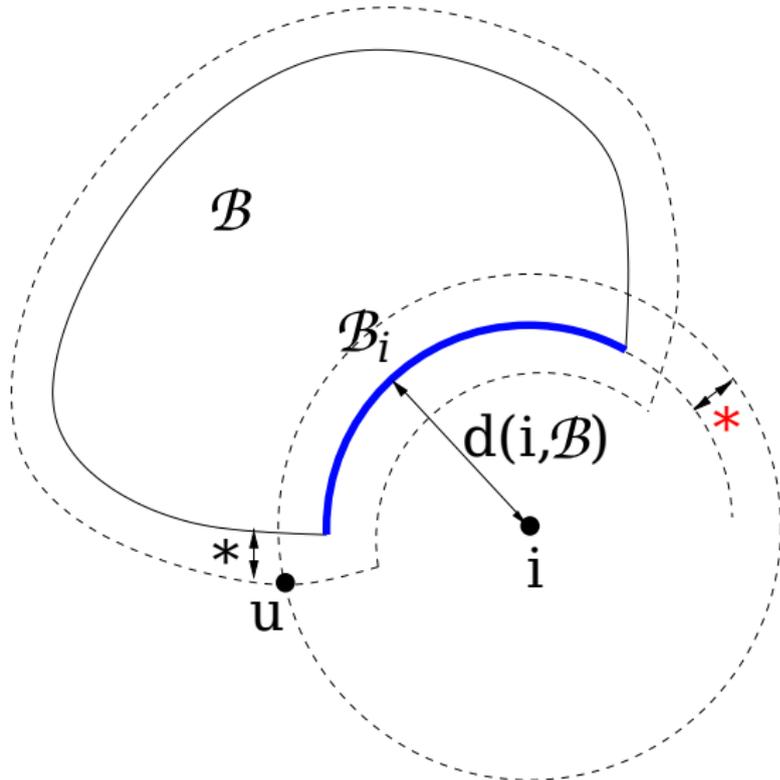
$$\text{card}(\mathcal{B}_i) \geq 1$$



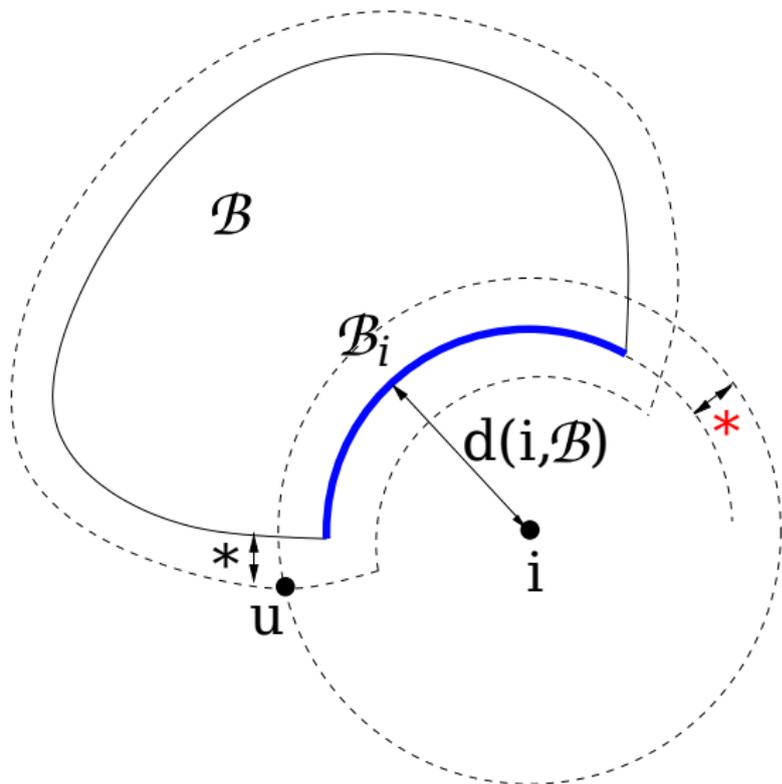
$u$  – la réponse du champ analysé



satisfaire  $Q \Leftrightarrow$  minimiser  
 $d(u, B)$



satisfaire  $P \Leftrightarrow$  minimiser  
 $(d(u, i) - d(u, \mathcal{B}))$

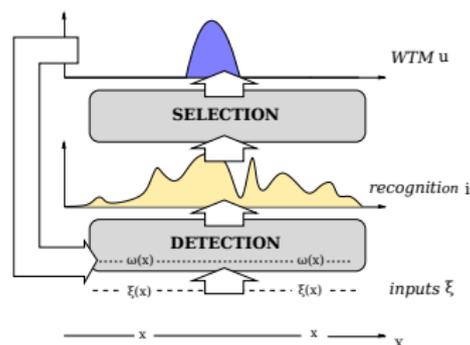


$$\Delta_i^{\mathcal{B}}(u) = \sqrt{(d(i, u) - d(i, \mathcal{B}))^2 + d^2(u, \mathcal{B})}$$

## Pertinence du critère décrit par $(P \wedge Q)$

Implantation classique  
(Kohonen SOM)

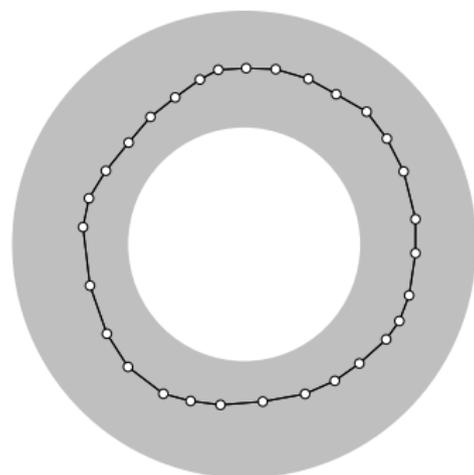
Implantation avec un champ  
neuronal de référence ( $u \in \mathcal{B}_i$ )



- résultats satisfaisants pour les scénarios d'auto-organisation 1D
- conséquence de la capacité des champs de référence à générer des bulles dans des conditions de très faible stimulation

## Pertinence du critère décrit par $(P \wedge Q)$

Implantation classique  
(Kohonen SOM)

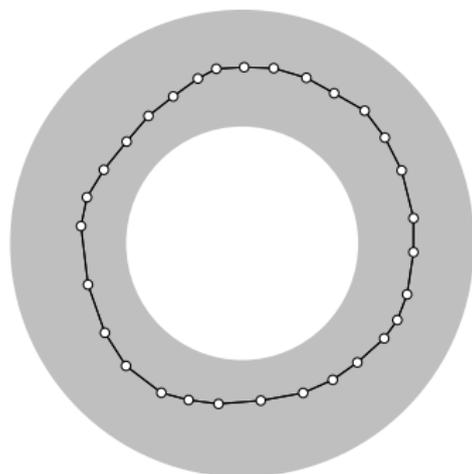


Implantation avec un champ  
neuronal de référence ( $u \in \mathcal{B}_i$ )

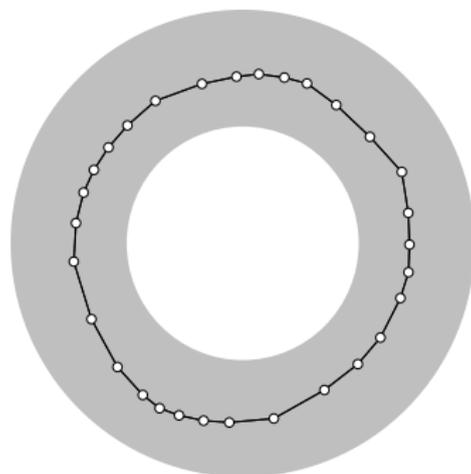
- résultats satisfaisants pour les scénarios d'auto-organisation 1D
- conséquence de la capacité des champs de référence à générer des bulles dans des conditions de très faible stimulation

## Pertinence du critère décrit par $(P \wedge Q)$

Implantation classique  
(Kohonen SOM)



Implantation avec un champ neuronal de référence ( $u \in \mathcal{B}_i$ )



- résultats satisfaisants pour les scénarios d'auto-organisation 1D
- conséquence de la capacité des champs de référence à générer des bulles dans des conditions de très faible stimulation



## Critères d'évaluation des champs neuronaux dans des contextes d'auto-organisation

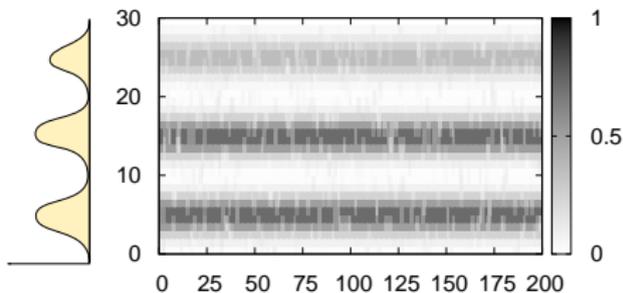
- **propriétés souhaitables** ( $P \wedge Q$ )
- **instrument d'évaluation**
- concept de **champ neuronal de référence**
  - ▶ respecte pleinement ( $P \wedge Q$ )
  - ▶ pertinents pour l'auto-organisation
  - ▶ mécanisme **non-distribué**

*Étude empirique des comportements dynamiques  
des champs neuronaux classiques*

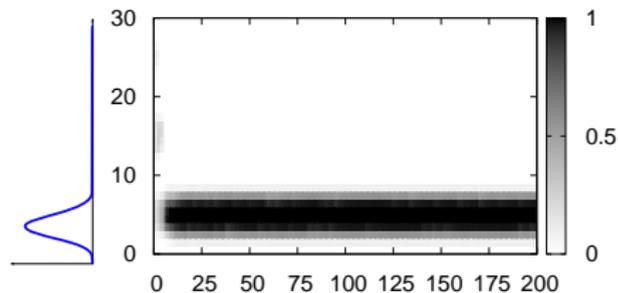
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

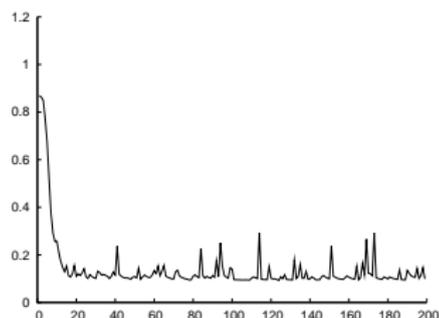
### Scénario $i(x, t)$



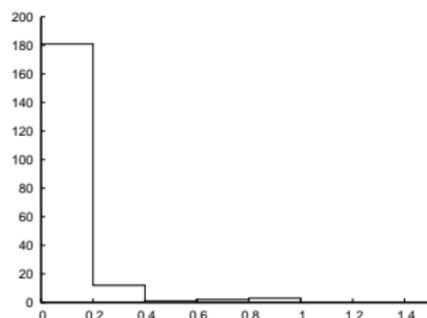
### Activité $u(x, t)$ CNDA



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



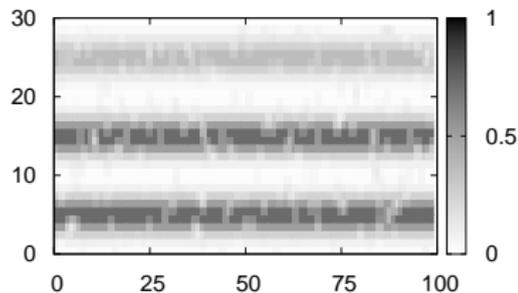
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



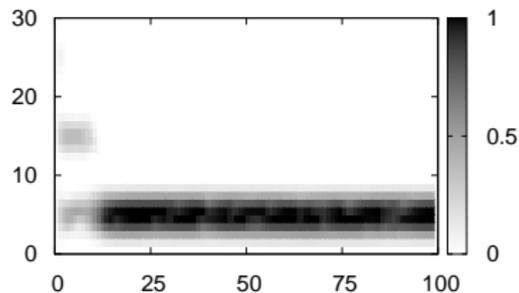
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

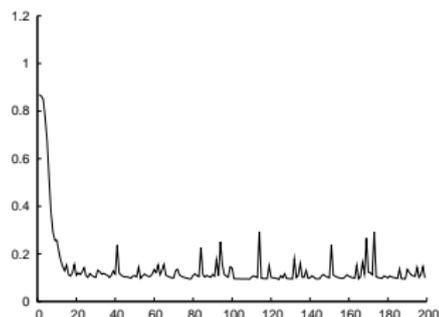
### Scénario $i(x, t)$



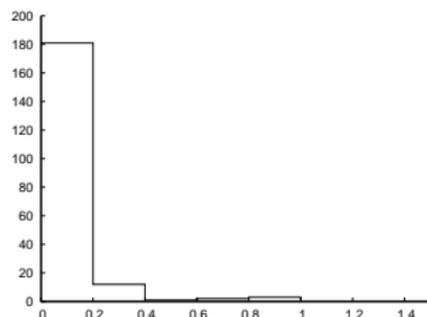
### Activité $u(x, t)$ CNDPE



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



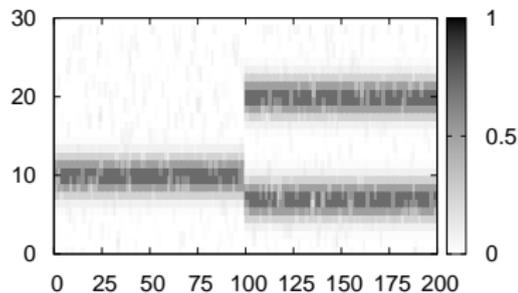
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



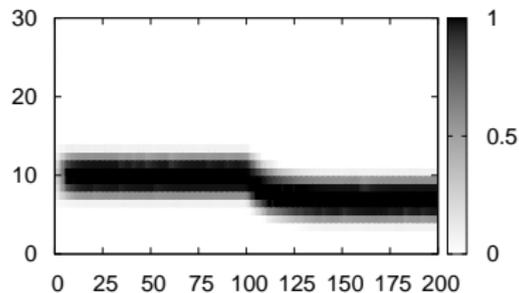
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

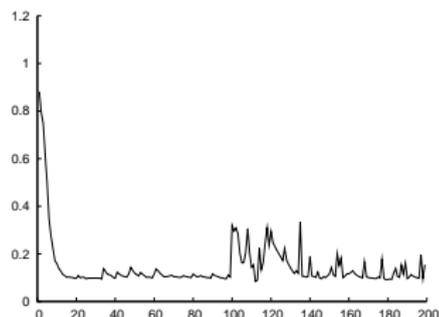
### Scénario $i(x, t)$



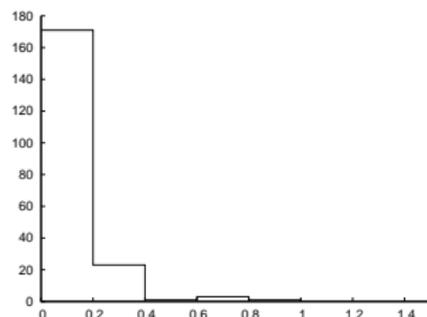
### Activité $u(x, t)$ CNDA



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



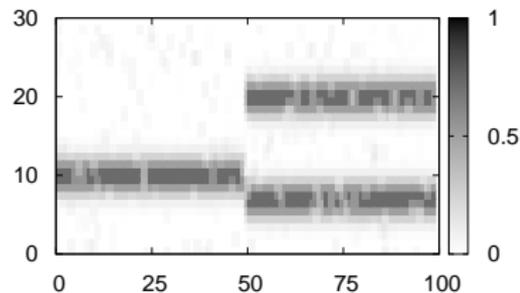
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



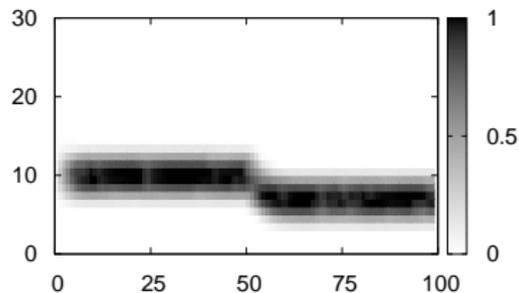
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

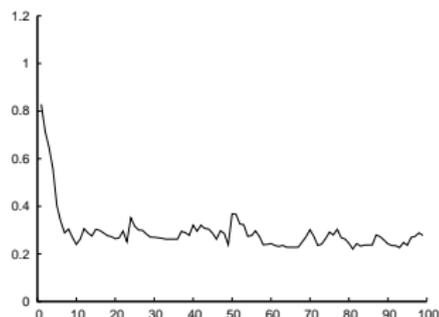
### Scénario $i(x, t)$



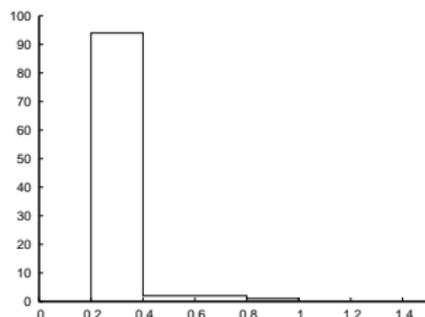
### Activité $u(x, t)$ CNDPE



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



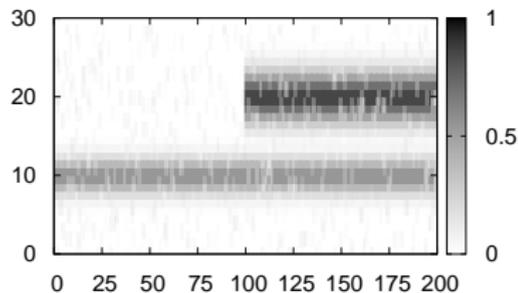
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



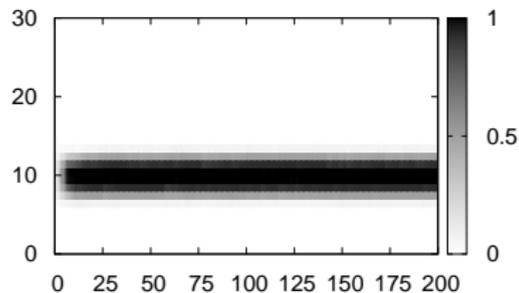
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

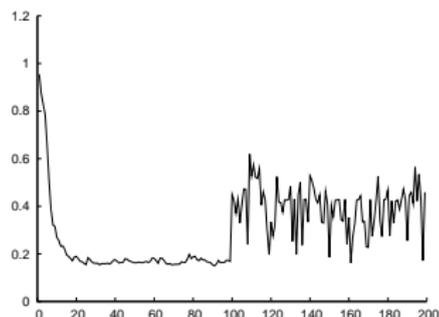
### Scénario $i(x, t)$



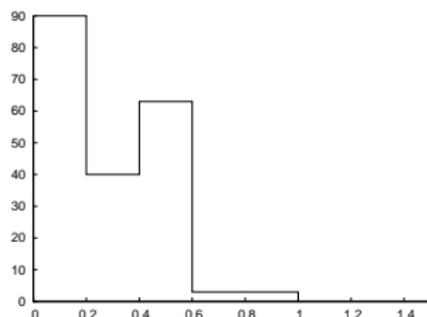
### Activité $u(x, t)$ CNDA



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



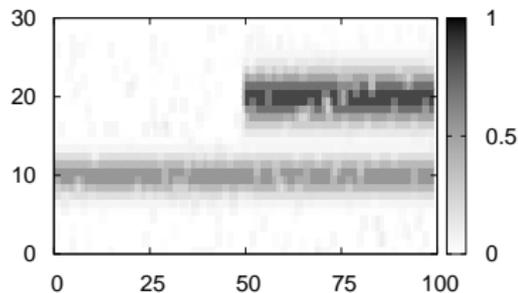
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



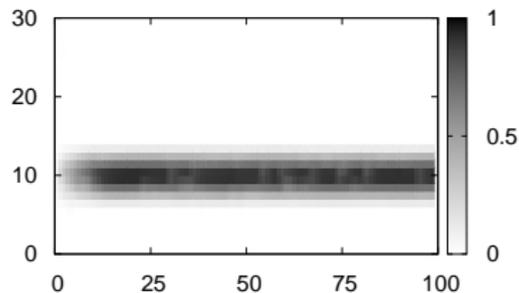
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

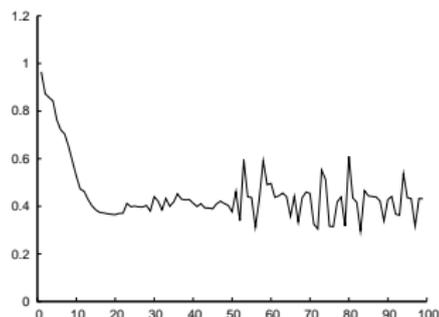
### Scénario $i(x, t)$



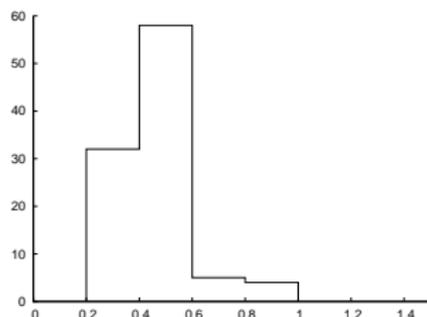
### Activité $u(x, t)$ CNDPE



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



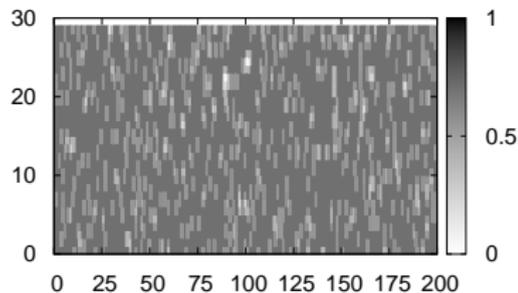
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



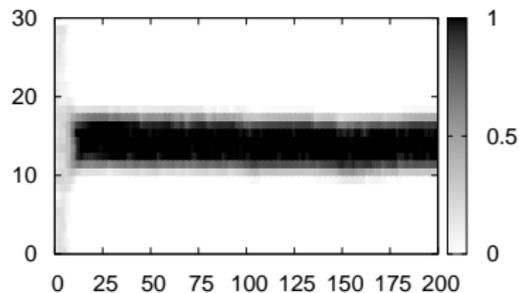
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

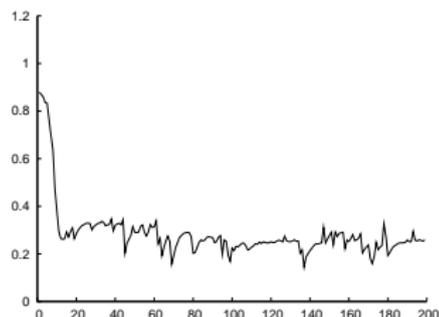
### Scénario $i(x, t)$



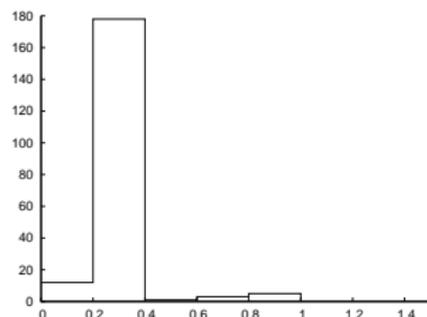
### Activité $u(x, t)$ CNDA



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



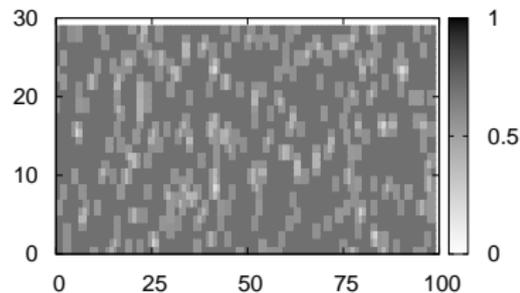
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDA



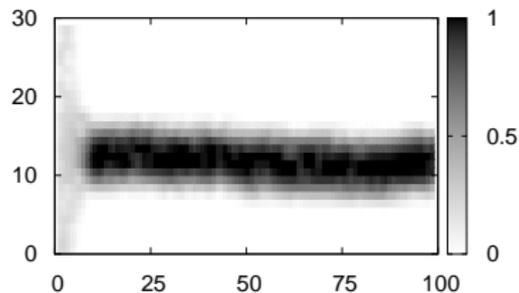
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

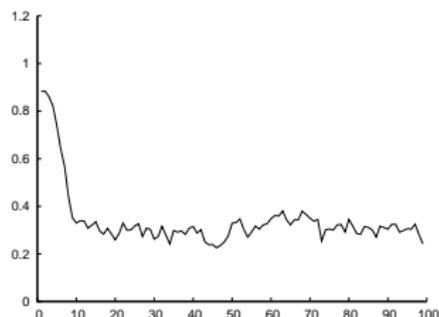
### Scénario $i(x, t)$



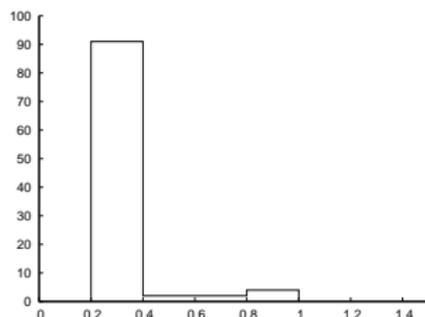
### Activité $u(x, t)$ CNDPE



### $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



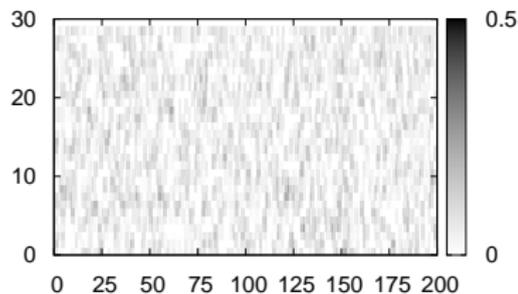
### Histogramme $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$ CNDPE



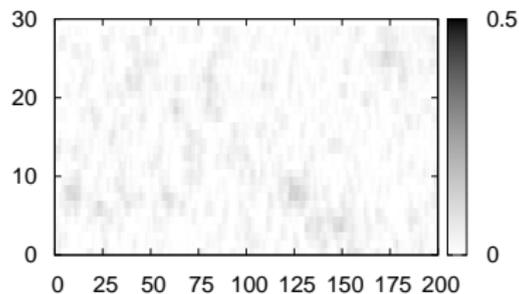
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

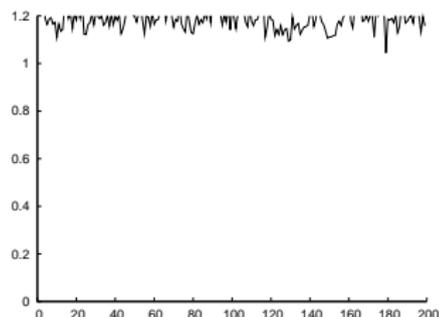
Scénario  $i(x, t)$



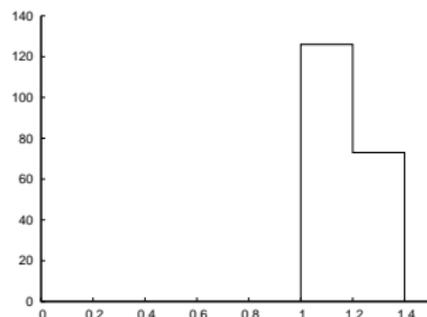
Activité  $u(x, t)$  CNDA



$\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDA



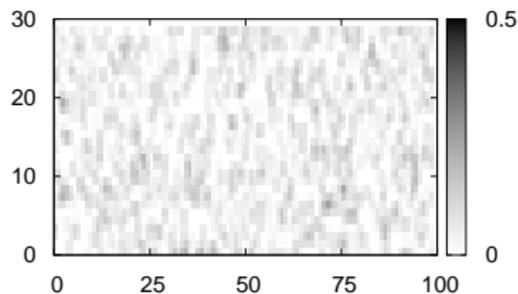
Histogramme  $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDA



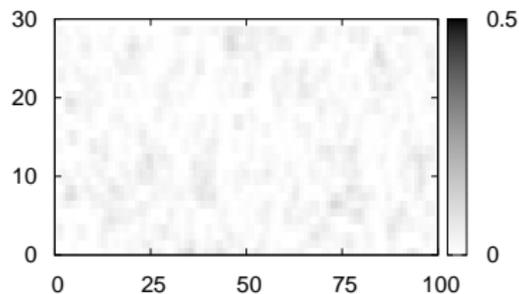
# Analyse des comportements dynamiques des modèles CNDA et CNDPE

## Scénarios simples

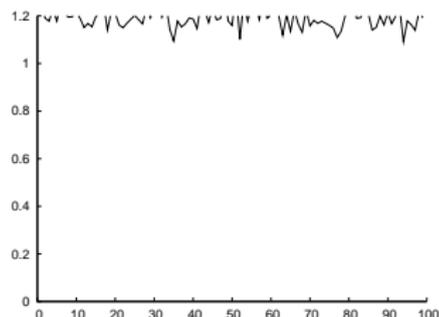
Scénario  $i(x, t)$



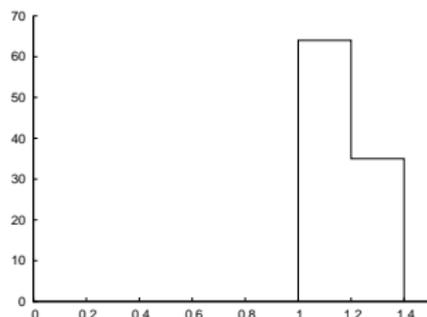
Activité  $u(x, t)$  CNDPE



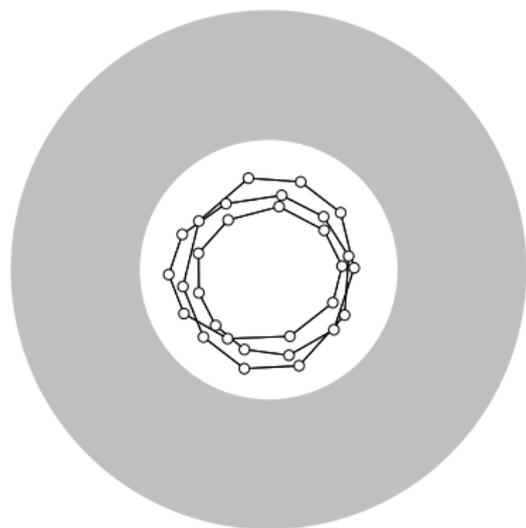
$\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDPE



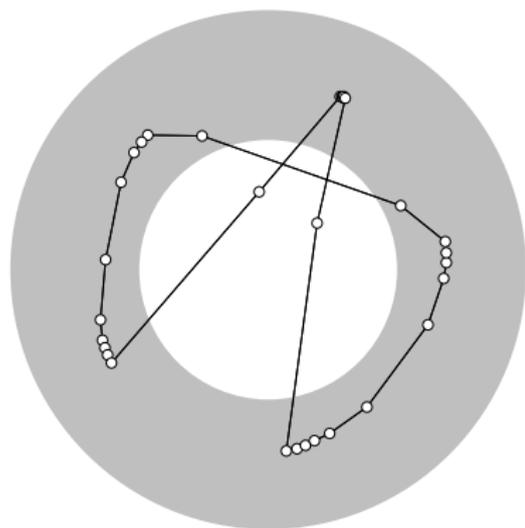
Histogramme  $\bar{\Delta}_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDPE



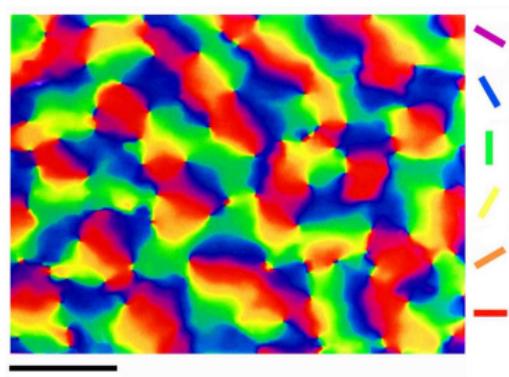
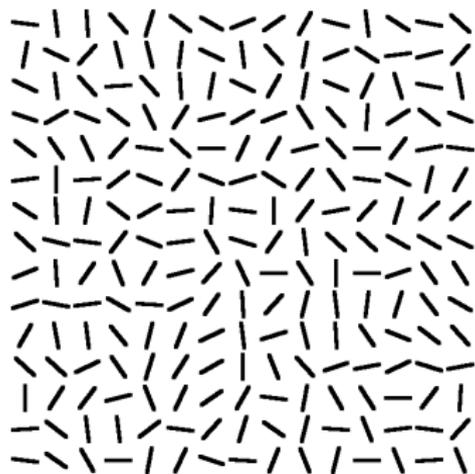
État final (CNDA)



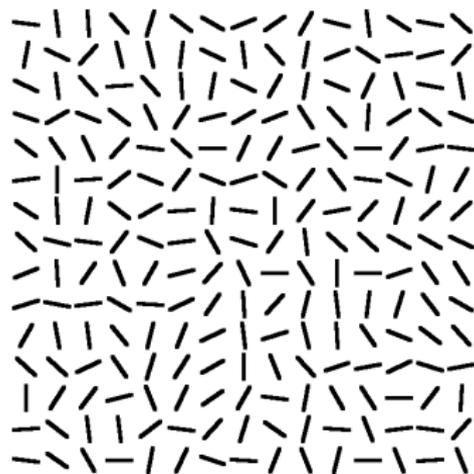
État final (CNDPE)



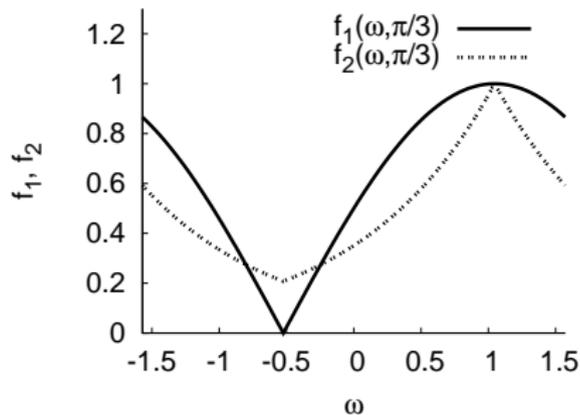
État initial



État initial

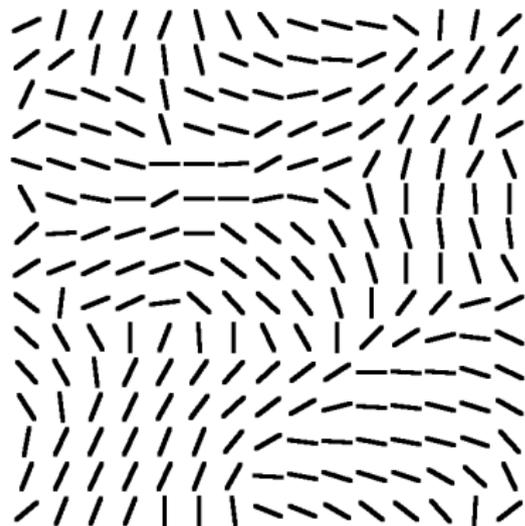


Tuning curves

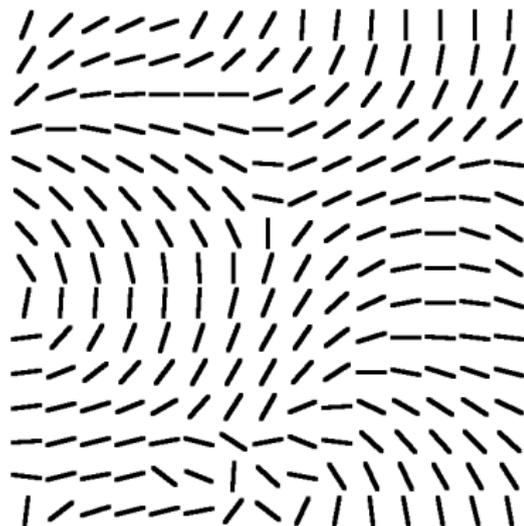


Résultats obtenus avec la *tuning curve*  $f_1$

CNDA

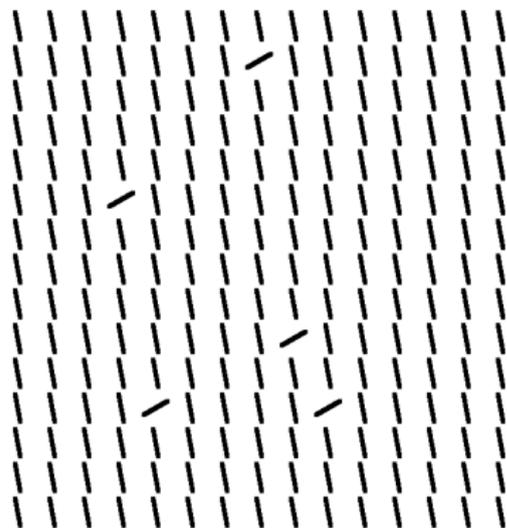


CNDPE

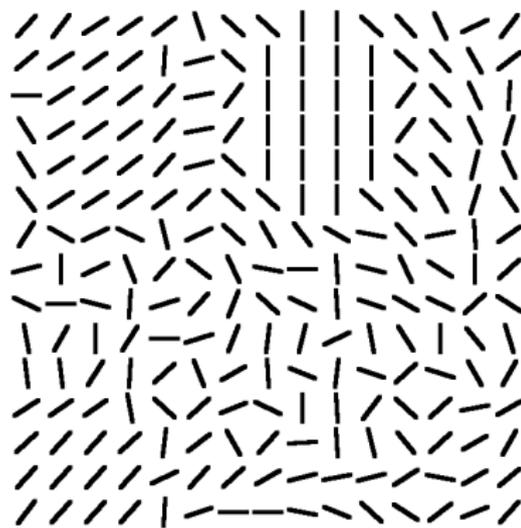


Résultats obtenus avec la *tuning curve*  $f_2$

CNDA



CNDPE



## Modèle CNDA

$$w(|x - x'|) = A^+ e^{-a|x-x'|^2} - A^- e^{-b|x-x'|^2}$$

$$\tau \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int_{-\infty}^{\infty} w(|x - x'|) \sigma(u(x', t)) dx' + i(x, t) + h$$

$$\sigma(x) = (F(x) - F(0)) / (F(1) - F(0))$$

$$\tau = 0.3^{-1}, h = 0, a = 0.35, b = 0$$

## Paramètres libres du modèle

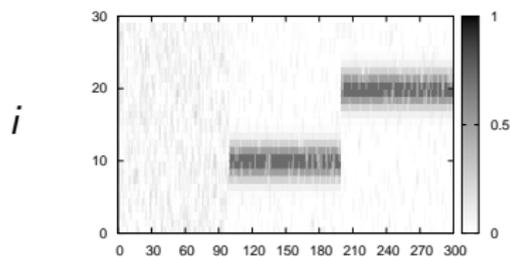
$$F(x) = 1 / (1 + e^{-\alpha_1(2x-1)})$$

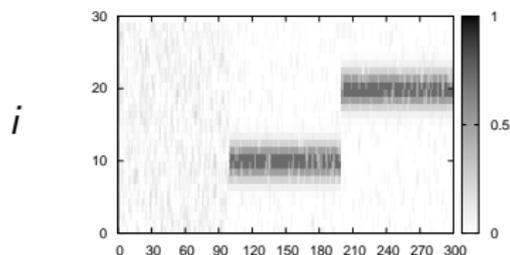
$$A^+ = \alpha_2$$

$$A^- = \alpha_3$$

- $\alpha_1 \in [1, 9]$  (5 valeurs)
- $\alpha_2 \in [0.2, 1.2]$  (11 valeurs)
- $\alpha_3 \in [0, 0.3]$  (31 valeurs)

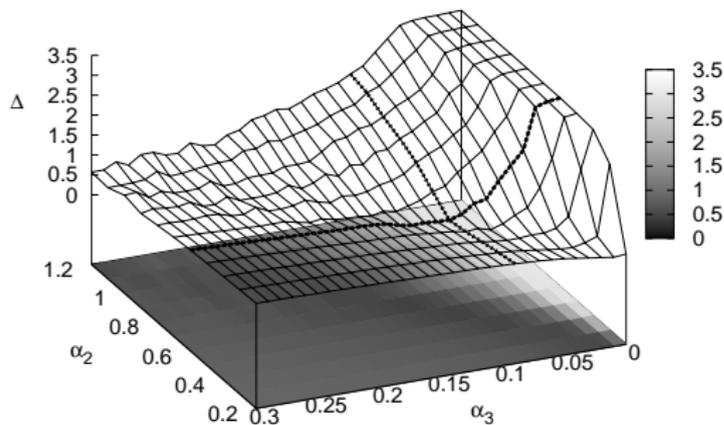
## Ajustement fin de paramètres – étude de cas



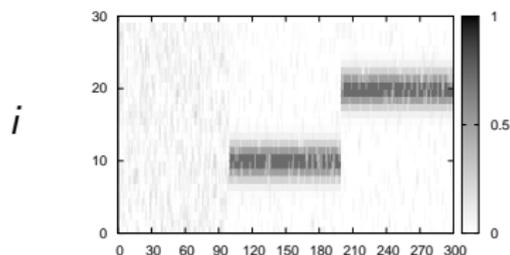


## Un optimum

- $\alpha_1^* = 1$
- $\alpha_2^* = A^+ = 0.6$
- $\alpha_3^* = A^- = 0.09$
- $\Delta(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*) = 0.40$

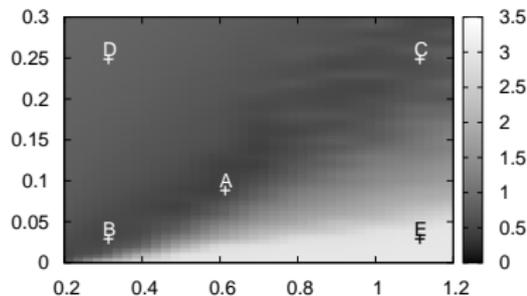
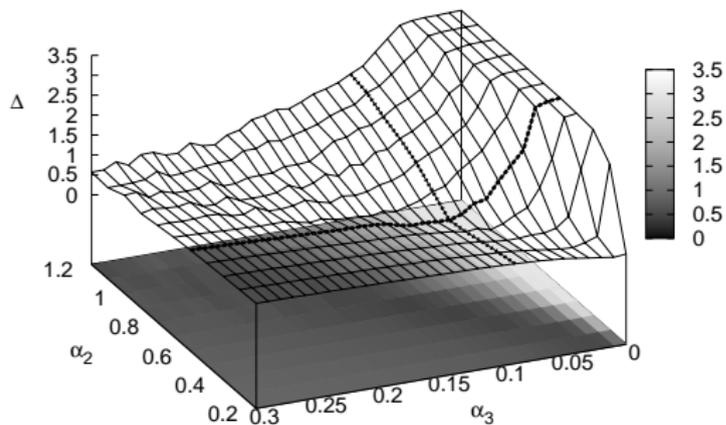


# Ajustement fin de paramètres – étude de cas

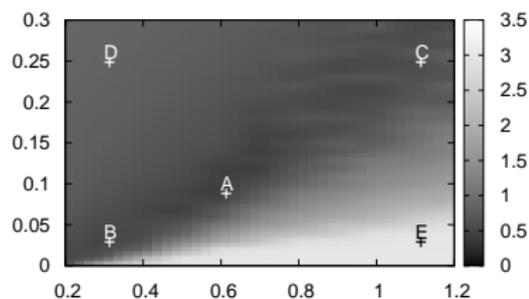
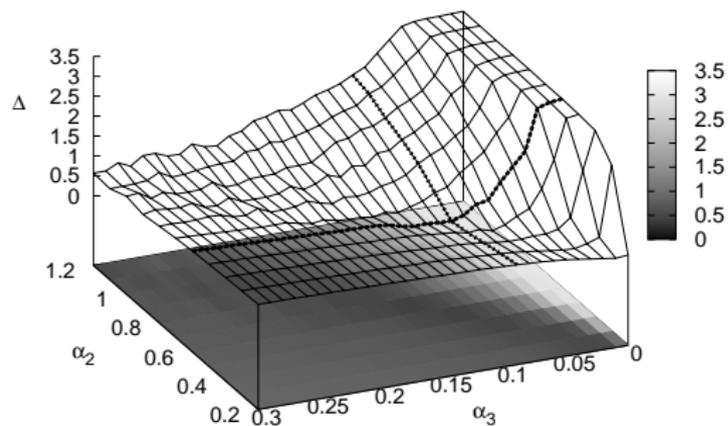
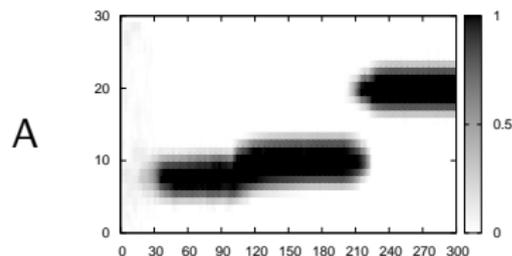
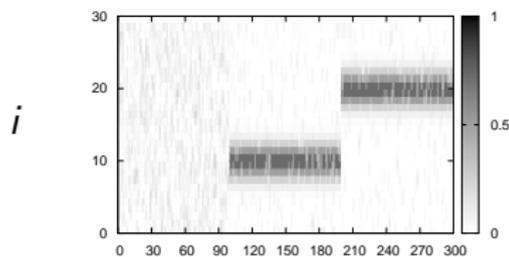


## Un optimum

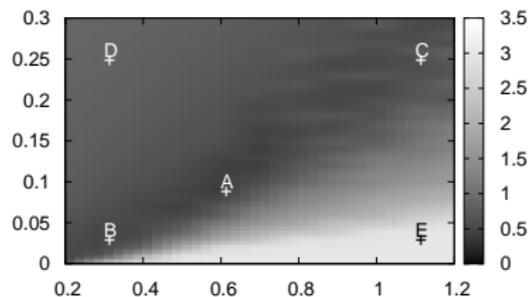
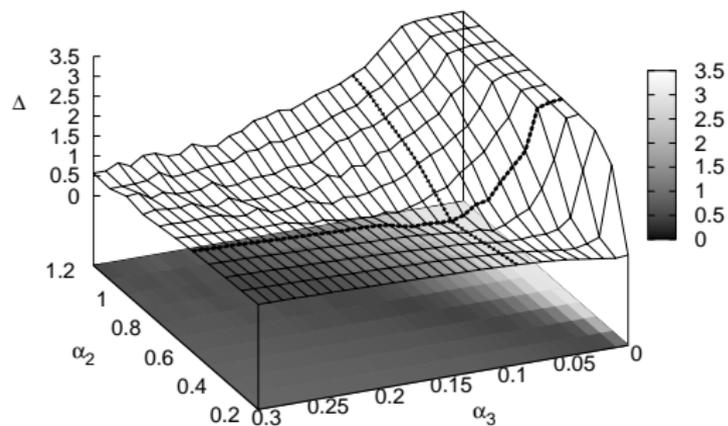
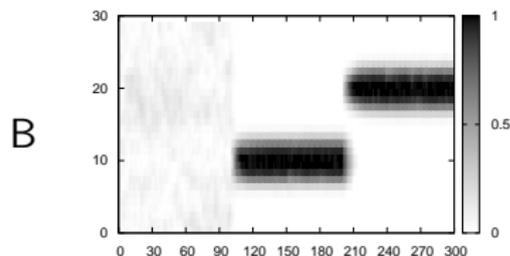
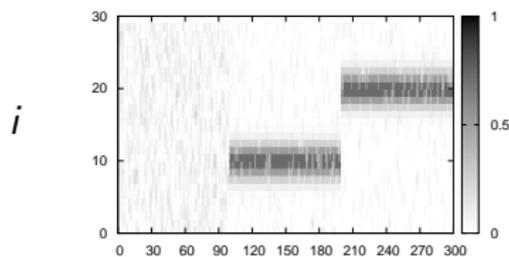
- $\alpha_1^* = 1$
- $\alpha_2^* = A^+ = 0.6$
- $\alpha_3^* = A^- = 0.09$
- $\Delta(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*) = 0.40$



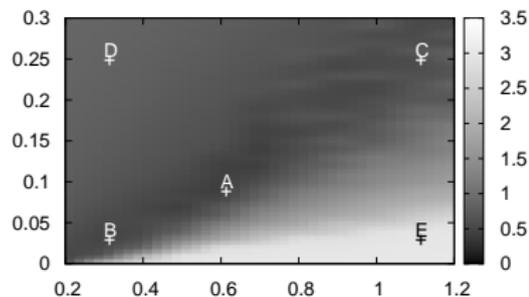
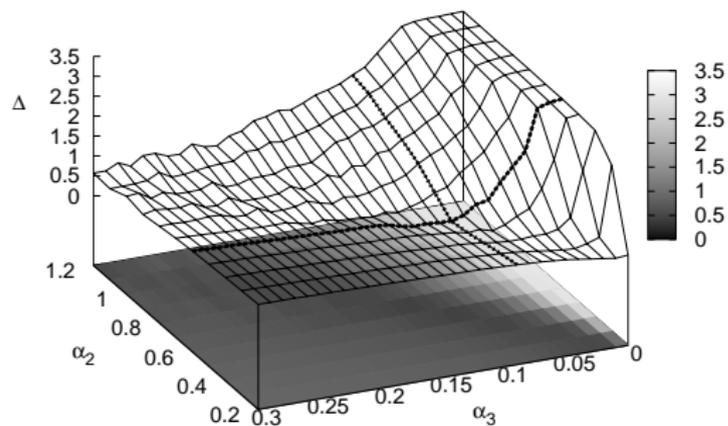
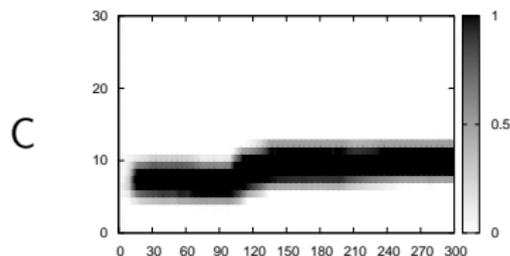
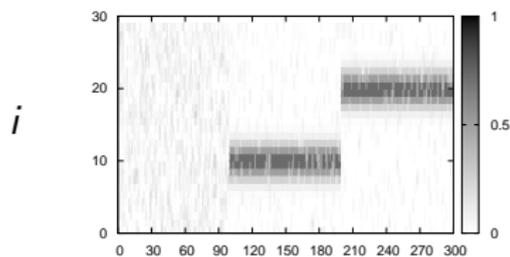
# Ajustement fin de paramètres – étude de cas



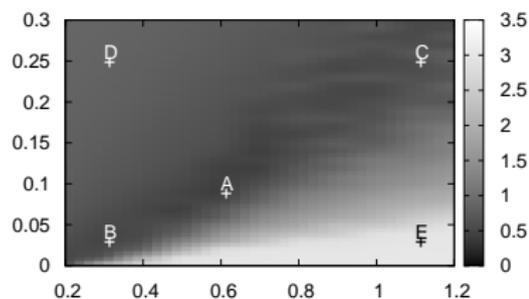
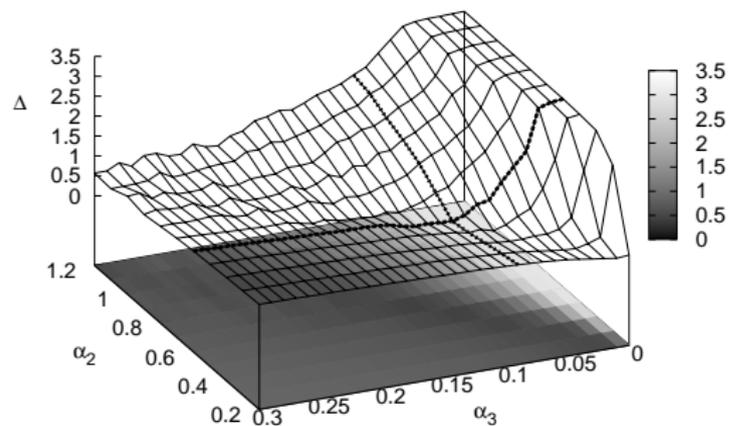
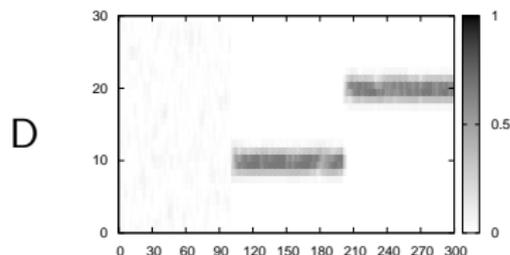
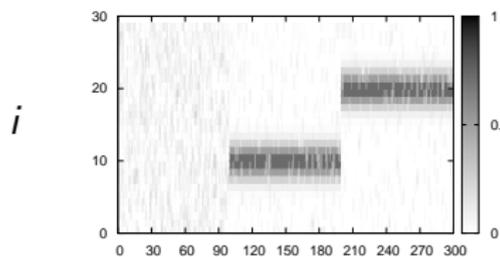
# Ajustement fin de paramètres – étude de cas



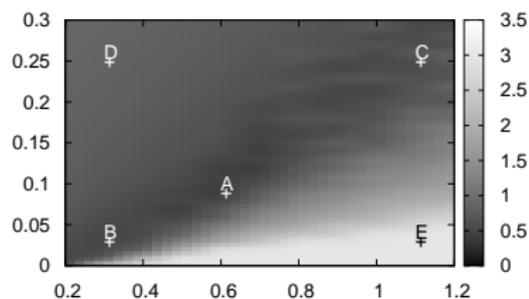
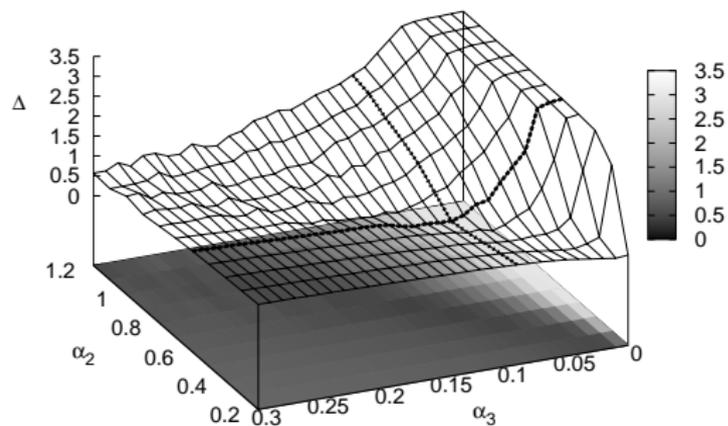
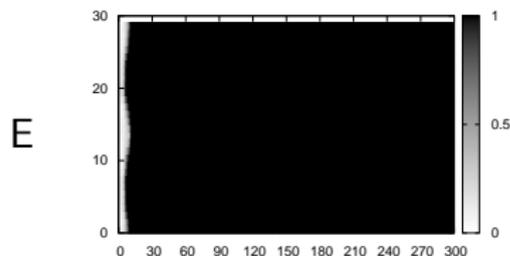
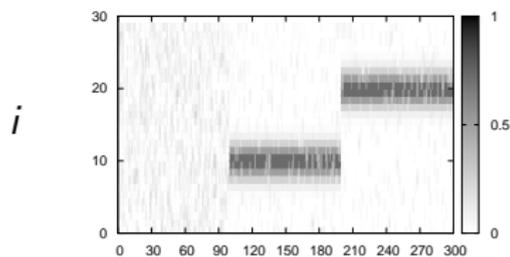
# Ajustement fin de paramètres – étude de cas



# Ajustement fin de paramètres – étude de cas

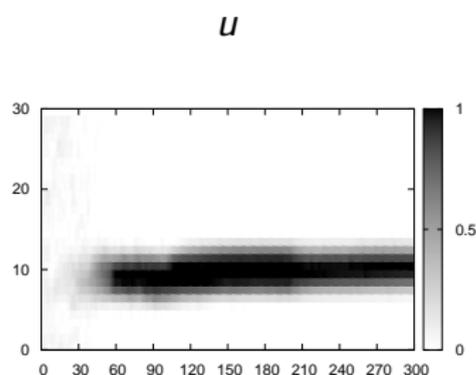
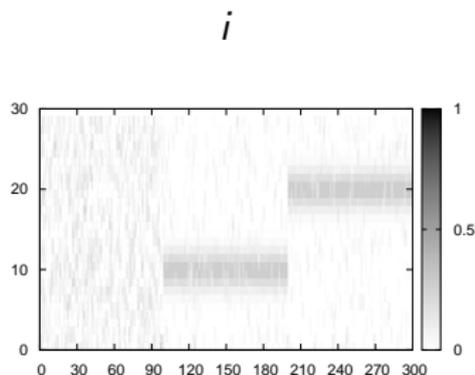


# Ajustement fin de paramètres – étude de cas



## Examiner la robustesse du comportement optimal du champ

- répéter l'expérience pour le même triplet  $(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*)$ , mais pour un autre scénario de stimulation
- caractère inconsistant de l'optimum



## Résultats de l'analyse empirique

Les modèles classiques CNDA et CNDPE

- capables de satisfaire  $(P \wedge Q)$  dans la plupart des scénarios
- incapables d'avoir un caractère sélectif dans des conditions de faible stimulation
- comportement non-robuste vis-à-vis de certains facteurs externes
- **inappropriés pour implémenter l'architecture d'auto-organisation proposée**



## *Champs neuronaux dynamiques rétro-inhibés*

## Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

- $\mathcal{E}(x, t) = \sigma_1 \left( \int_{x'} w^+(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$
- $\mathcal{I}(x, t) = \sigma_2 \left( \int_{x'} w^-(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$

# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

- $\mathcal{E}(x, t) = \sigma_1 \left( \int_{x'} w^+(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$
- $\mathcal{I}(x, t) = \sigma_2 \left( \int_{x'} w^-(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$

## Les équations du champ neuronal dynamique rétro-inhibé (CNDRI)

$$\begin{aligned} \tau \cdot du(x, t)/dt &= i(x, t) + \alpha \cdot \mathcal{E}(x, t) - \beta \cdot \mathcal{I}(x, t) - \gamma \cdot g(i, v) \\ dv(x, t)/dt &= h(\mathcal{E}(x, t)) \end{aligned}$$

# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

- $\mathcal{E}(x, t) = \sigma_1 \left( \int_{x'} w^+(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$
- $\mathcal{I}(x, t) = \sigma_2 \left( \int_{x'} w^-(|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$

## Les équations du champ neuronal dynamique rétro-inhibé (CNDRI)

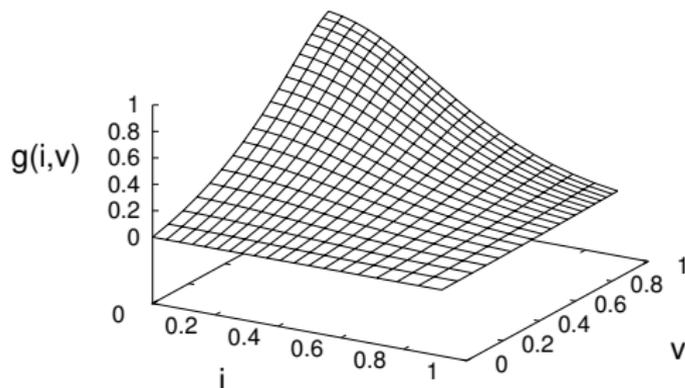
$$\begin{aligned} \tau \cdot du(x, t)/dt &= i(x, t) + \alpha \cdot \mathcal{E}(x, t) - \beta \cdot \mathcal{I}(x, t) - \gamma \cdot g(i, v) \\ dv(x, t)/dt &= h(\mathcal{E}(x, t)) \end{aligned}$$

# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

- $\mathcal{E}(x, t) = \sigma_1 \left( \int_{x'} w^+ (|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$
- $\mathcal{I}(x, t) = \sigma_2 \left( \int_{x'} w^- (|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$

## Les équations du champ neuronal dynamique rétro-inhibé (CNDRI)

$$\begin{aligned} \tau \cdot du(x, t)/dt &= i(x, t) + \alpha \cdot \mathcal{E}(x, t) - \beta \cdot \mathcal{I}(x, t) - \gamma \cdot g(i, v) \\ dv(x, t)/dt &= h(\mathcal{E}(x, t)) \end{aligned}$$

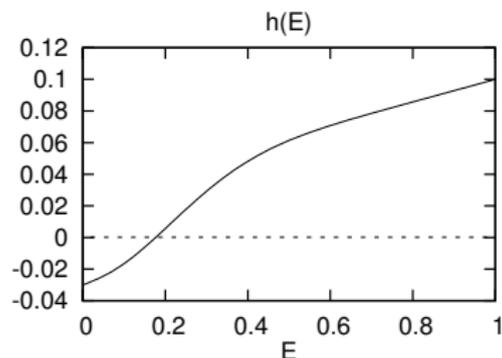
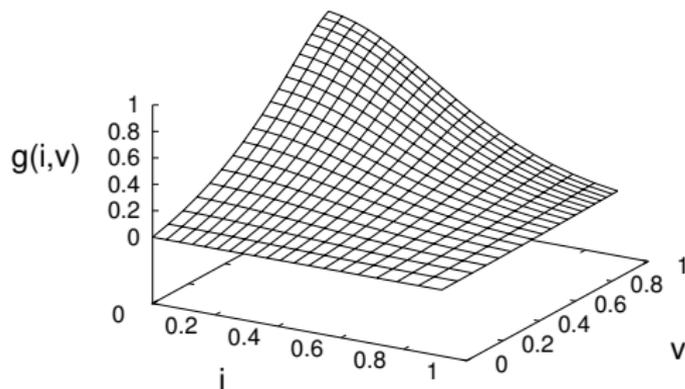


# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

- $\mathcal{E}(x, t) = \sigma_1 \left( \int_{x'} w^+ (|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$
- $\mathcal{I}(x, t) = \sigma_2 \left( \int_{x'} w^- (|x - x'|) f(u(x', t)) dx' \right)$

## Les équations du champ neuronal dynamique rétro-inhibé (CNDRI)

$$\begin{aligned} \tau \cdot du(x, t)/dt &= i(x, t) + \alpha \cdot \mathcal{E}(x, t) - \beta \cdot \mathcal{I}(x, t) - \gamma \cdot g(i, v) \\ dv(x, t)/dt &= h(\mathcal{E}(x, t)) \end{aligned}$$



# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

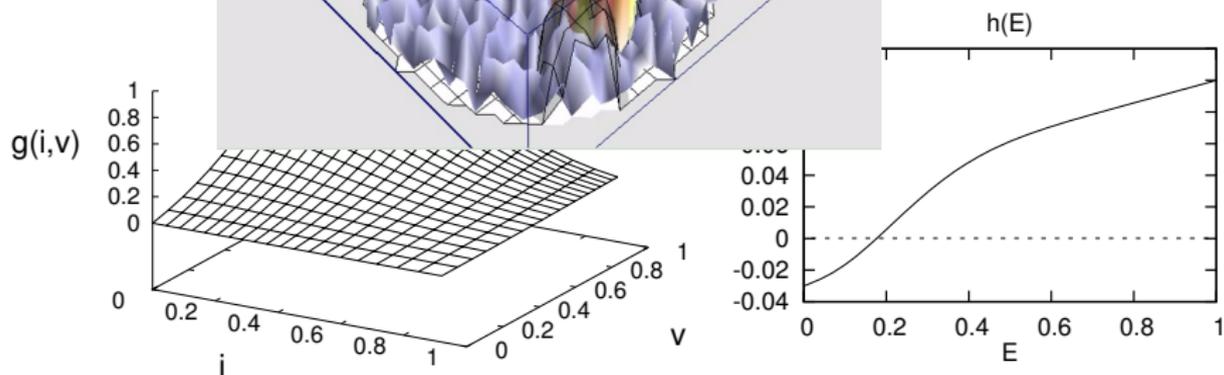
- $\mathcal{E}(x, t)$
- $\mathcal{I}(x, t)$

Les équations

$$\tau \cdot \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int g(i, v) \cdot dv(x, t) - \gamma \cdot g(i, v)$$

excitateur-inhibé (CNDRI)

$$u(x, t) - \gamma \cdot g(i, v)$$



# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

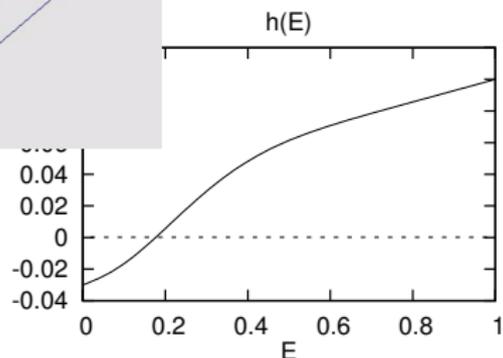
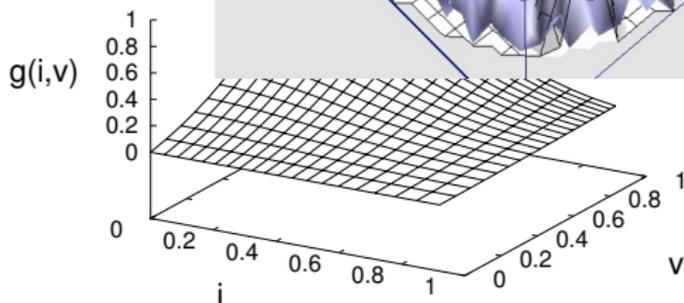
- $\mathcal{E}(x, t)$
- $\mathcal{I}(x, t)$

Les équations

$$\tau \cdot \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int \mathcal{E}(x, t) \cdot g(i, v) - \gamma \cdot g(i, v)$$

excitateur-inhibé (CNDRI)

$$g(i, v) = \int \mathcal{I}(x, t) \cdot g(i, v)$$



# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

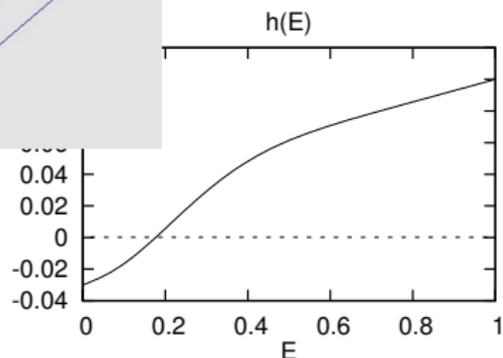
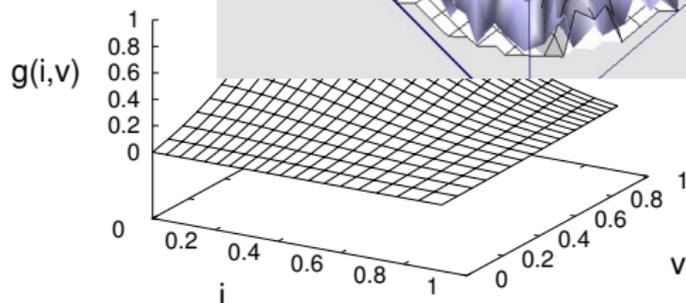
- $\mathcal{E}(x, t)$
- $\mathcal{I}(x, t)$

Les équations

$$\tau \cdot \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int g(i, v) \cdot dv(x, t) - \gamma \cdot g(i, v)$$

excitateur-inhibé (CNDRI)

$$g(i, v) = \int h(E) \cdot dE$$



# Un nouveau formalisme pour les champs neuronaux dynamiques

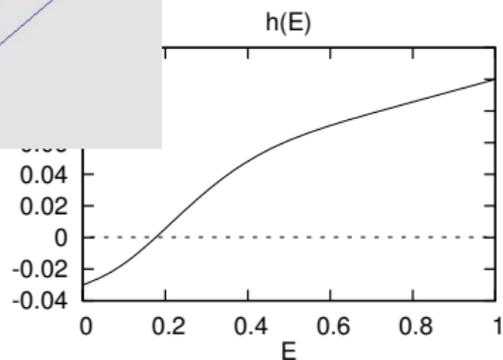
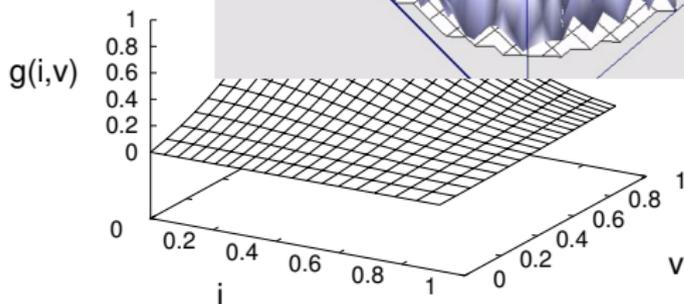
- $\mathcal{E}(x, t)$
- $\mathcal{I}(x, t)$

Les équations

$$\tau \cdot \frac{du(x, t)}{dt} = -u(x, t) + \int g(i, v) dv(x, t)$$

excitateur-inhibé (CNDRI)

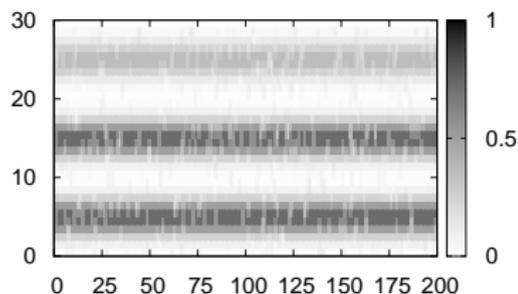
$$g(i, v) = \gamma \cdot g(i, v)$$



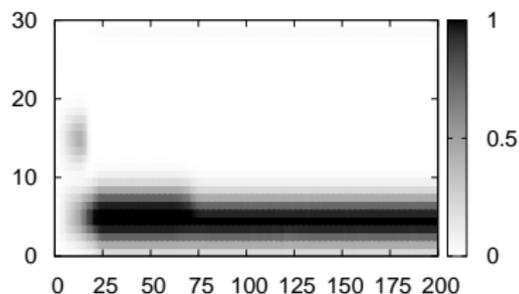
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

## Scénarios simples

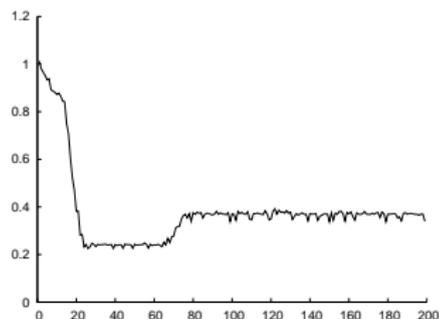
Scénario  $i(x, t)$



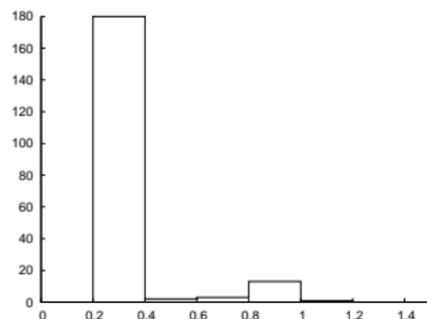
Activité CNDRI  $u(x, t)$



$\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



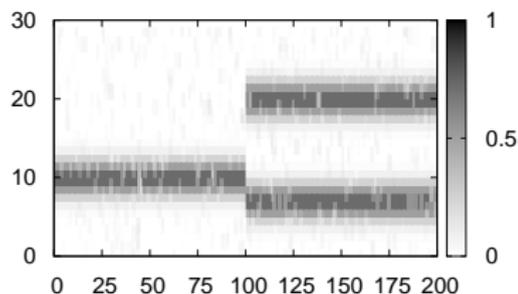
Histogramme  $\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



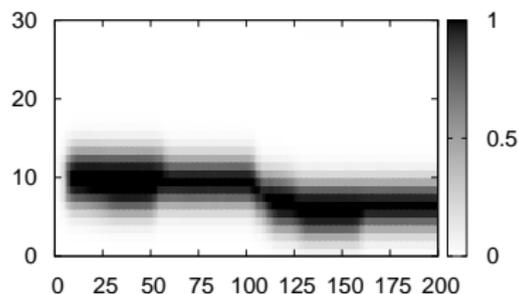
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

## Scénarios simples

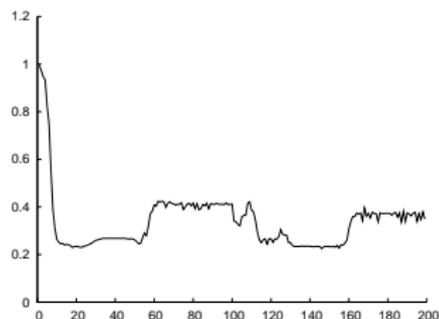
Scénario  $i(x, t)$



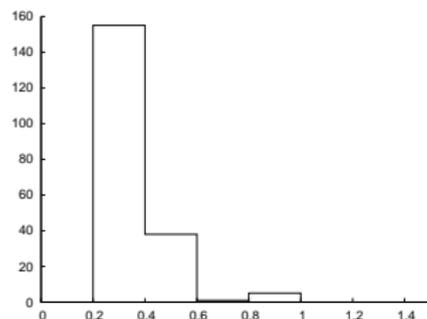
Activité CNDRI  $u(x, t)$



$\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



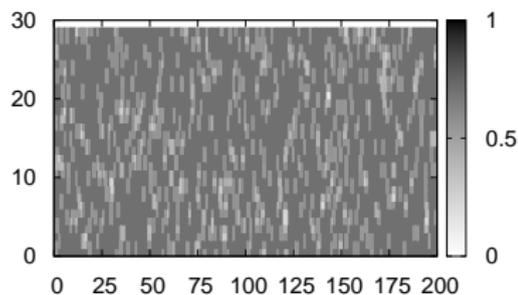
Histogramme  $\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



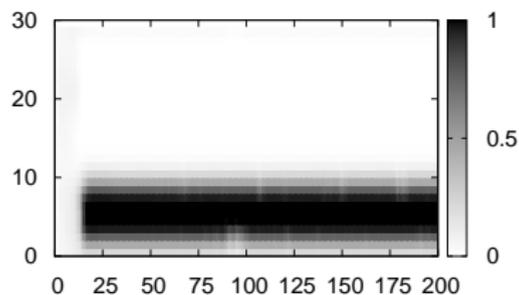
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

## Scénarios simples

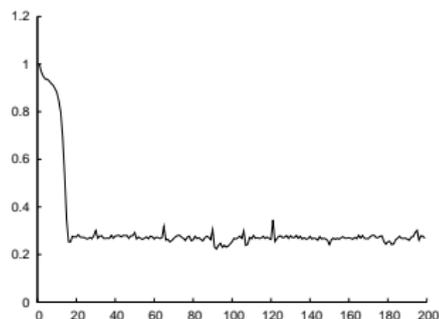
Scénario  $i(x, t)$



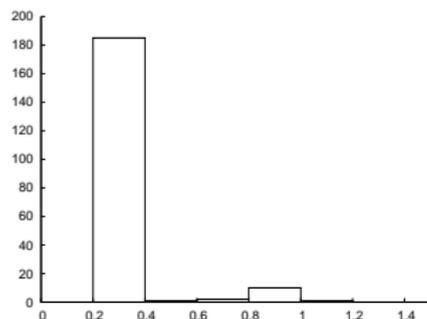
Activité CNDRI  $u(x, t)$



$\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



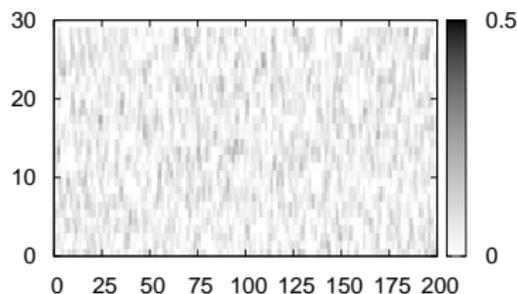
Histogramme  $\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



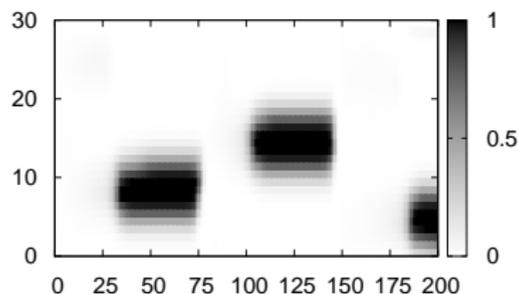
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

## Scénarios simples

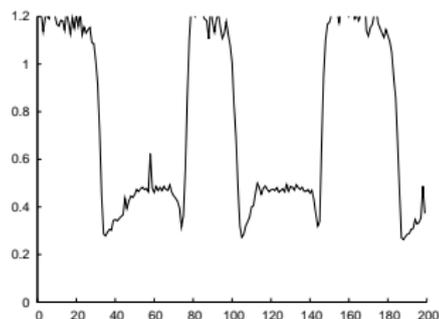
Scénario  $i(x, t)$



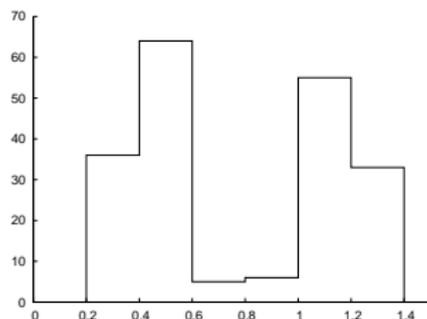
Activité CNDRI  $u(x, t)$



$\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



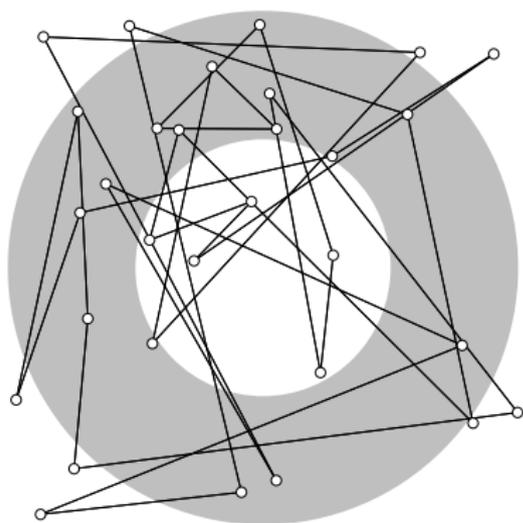
Histogramme  $\Delta_i^{\mathcal{B}}(u)$  CNDRI



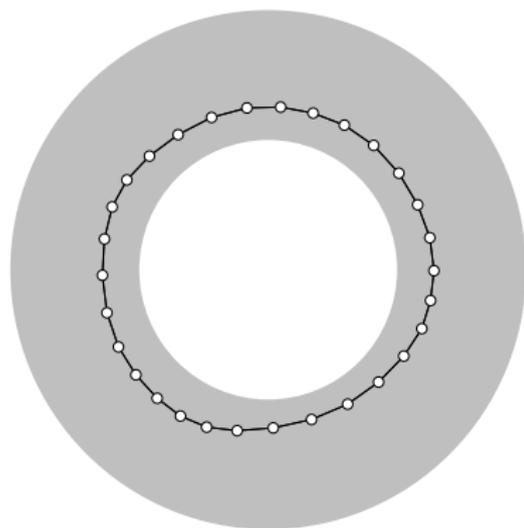
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

Scénarios d'auto-organisation – 1D

État initial



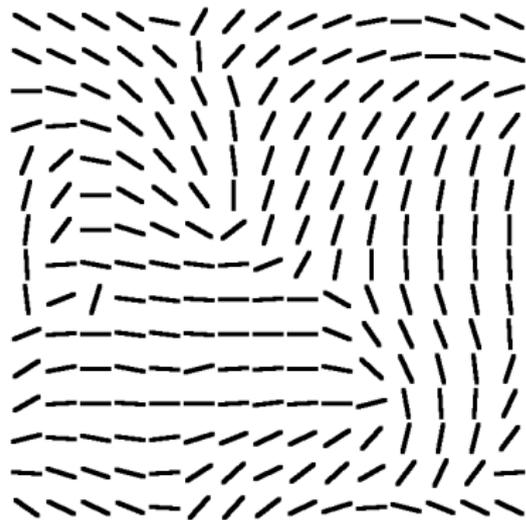
État final (CNDRI)



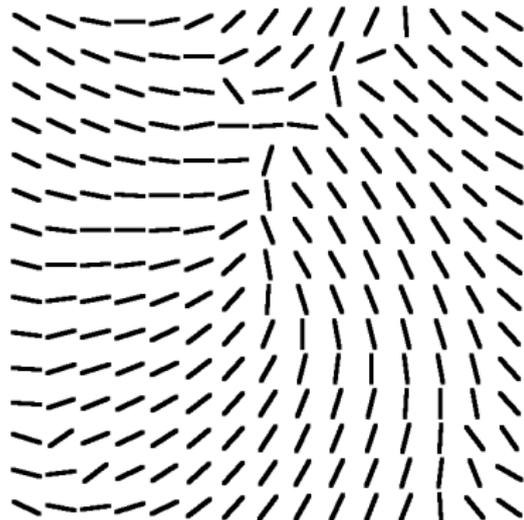
# Analyse des comportements dynamiques du modèle CNDRI

Scénarios d'auto-organisation – 2D

Résultat obtenu avec la  
*tuning curve*  $f_1$



Résultat obtenu avec la  
*tuning curve*  $f_2$





## Modèle de champ dynamique neuronal rétro-inhibé

- mécanisme de **régulation locale de l'inhibition**
- **implémente avec succès le processus d'auto-organisation**
- **extension** des modèles CNDA et CNDPE
- ajustement fin des paramètres

## *Conclusions et perspectives*

## Contributions

- **architecture générique** cortico-inspirée d'auto-organisation
- **critère et instrument d'évaluation** pour le comportement d'un champ neuronal
  - ▶ **procédure d'ajustement fin de paramètres**
- **analyse des comportements** des champs classiques :
  - ▶ appropriés pour scénarios d'attention, de compétition, etc.
  - ▶ **inappropriés pour les scénarios d'auto-organisation**
- **modèle de champ rétro-inhibé**
  - ▶ étend les capacités des champs classiques
  - ▶ **implémente avec succès les scénarios d'auto-organisation**

- généraliser le critère décrit par les propriétés ( $P \wedge Q$ )
  - proposer des solutions moins coûteuses pour les procédures d'ajustement de paramètres d'un modèle de champ
  - examiner comment améliorer le comportement du modèle CNDRI, afin de satisfaire pleinement les propriétés ( $P \wedge Q$ )
- 
- explorer les contextes et les applications multi-bulles
  - aborder le problème du traitement multimodal
  - intégration des solutions proposées dans un système situé

Merci pour votre attention !

— Questions —