

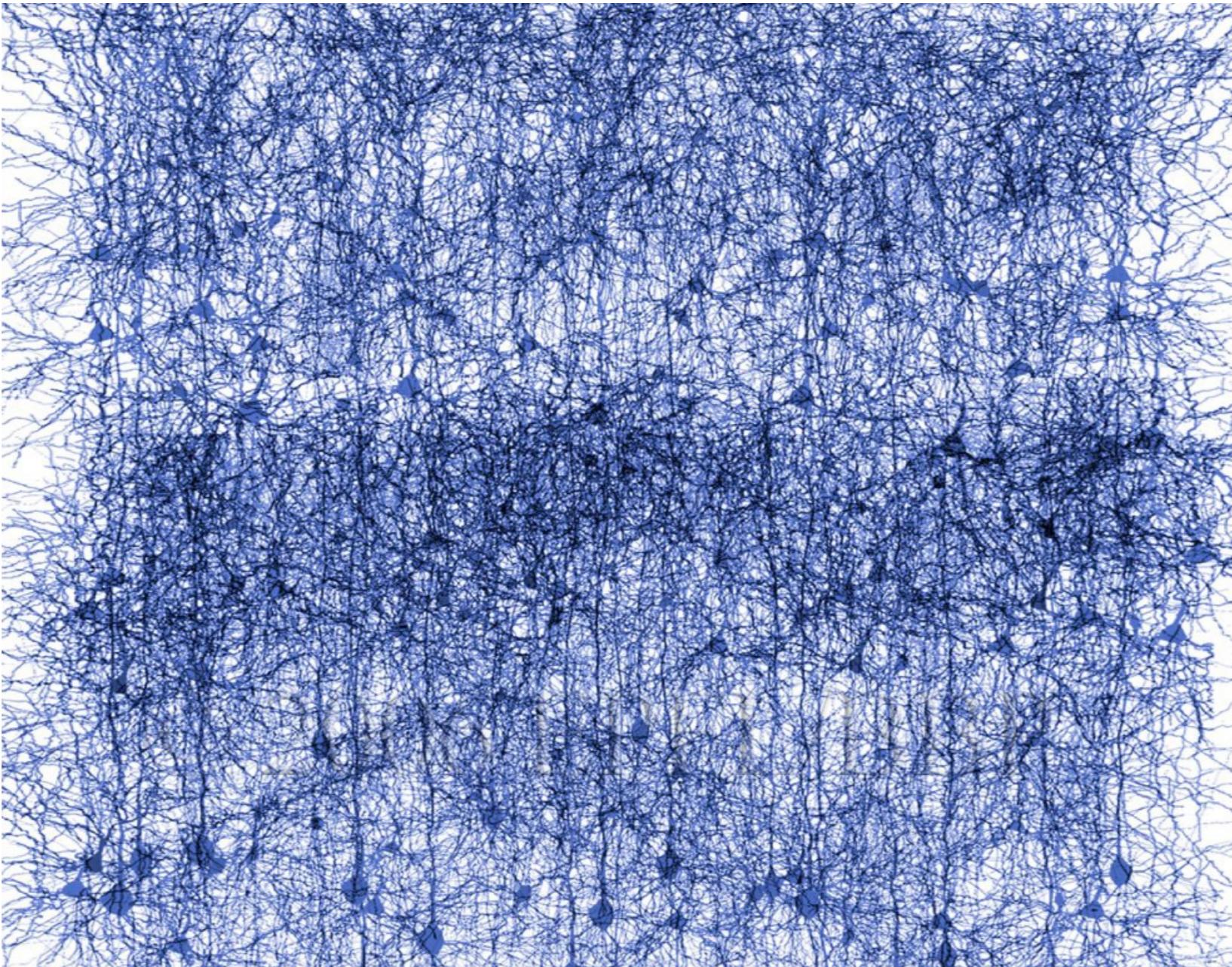


Leçon 4: Réseaux

Jonas Ranft
Neurosciences computationnelles

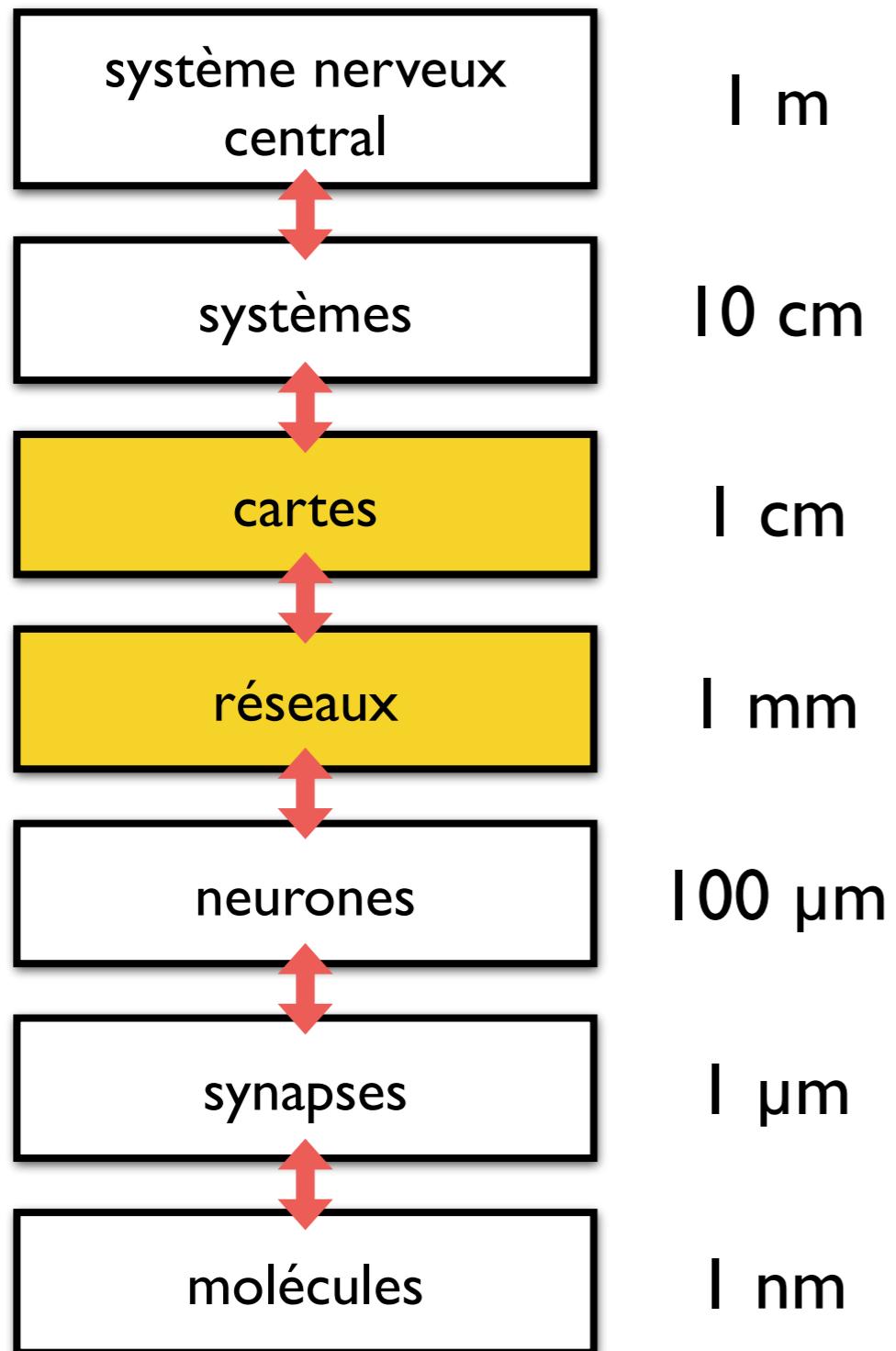
Nov–Dec 2023

Les neurones forment des réseaux



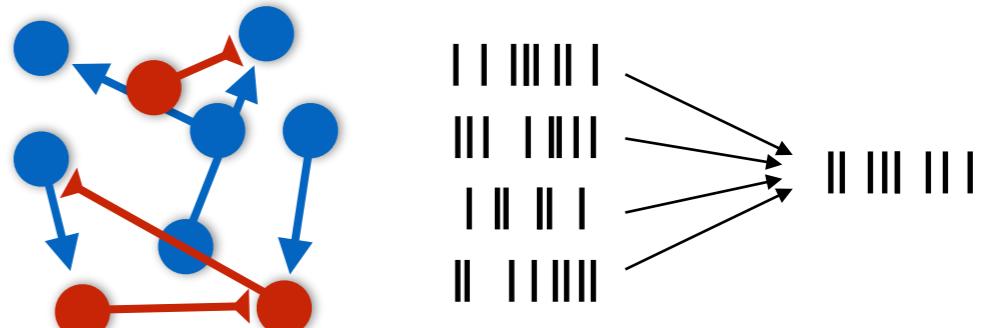
Le cerveau : un réseau de 10^{11} neurones connectés par 10^{15} synapses

Comment modéliser les réseaux neuronaux ?



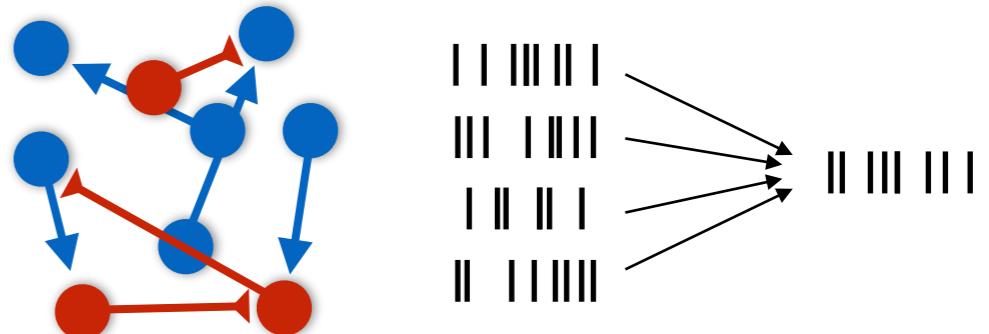
Comment modéliser les réseaux neuronaux ?

- Réseaux à “impulsion” (ou à “spike”) :
Le caractère discret de la décharge est pris en compte dans la modélisation.
Avantage : *réalisme*

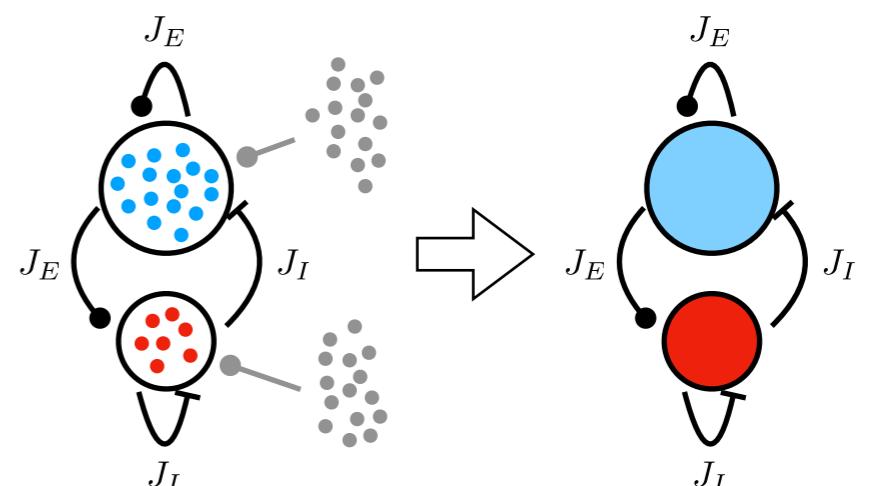


Comment modéliser les réseaux neuronaux ?

- Réseaux à “impulsion” (ou à “spike”) :
Le caractère discret de la décharge est pris en compte dans la modélisation.
Avantage : *réalisme*

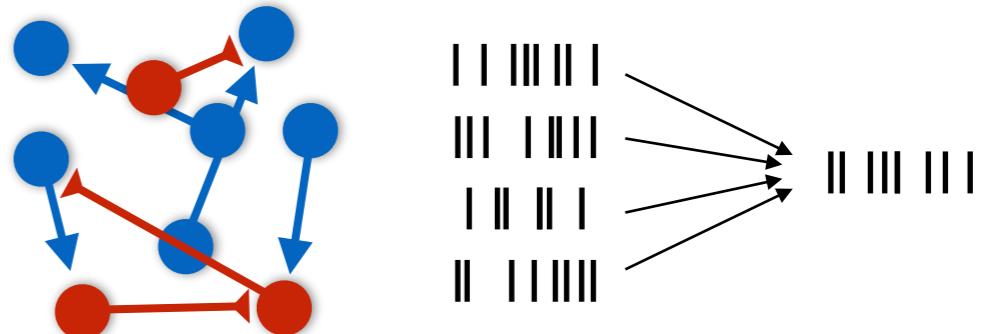


- Réseaux à taux de décharge : L'activité d'un groupe de neurones est représenté par leur taux de décharge moyen.
Avantage : *simplicité*

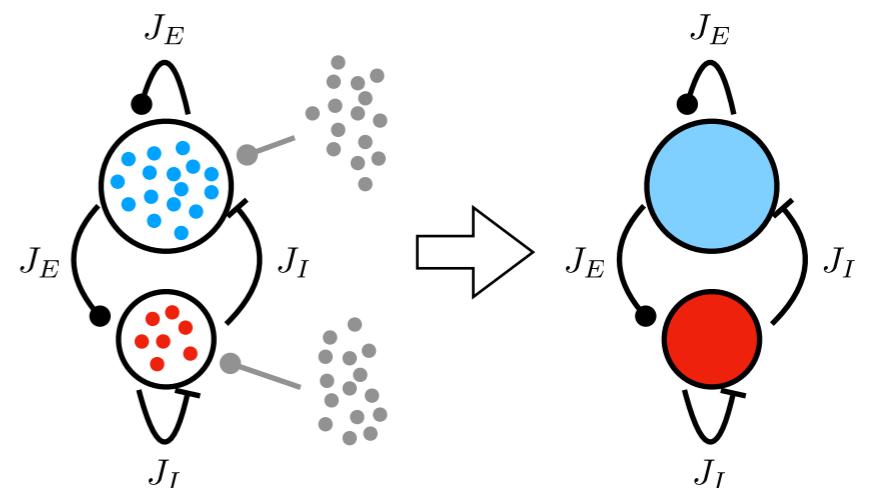


Comment modéliser les réseaux neuronaux ?

- Réseaux à “impulsion” (ou à “spike”) :
Le caractère discret de la décharge est pris en compte dans la modélisation.
Avantage : *réalisme*



- Réseaux à taux de décharge : L'activité d'un groupe de neurones est représenté par leur taux de décharge moyen.
Avantage : *simplicité*



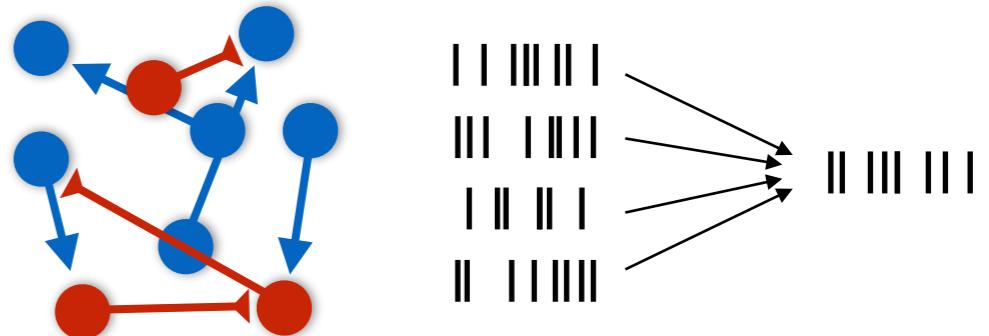
- Choisir le modèle en fonction de la question posée, par ex. :

Pourquoi la décharge dans le cortex est-elle irrégulière en absence de stimulus ?

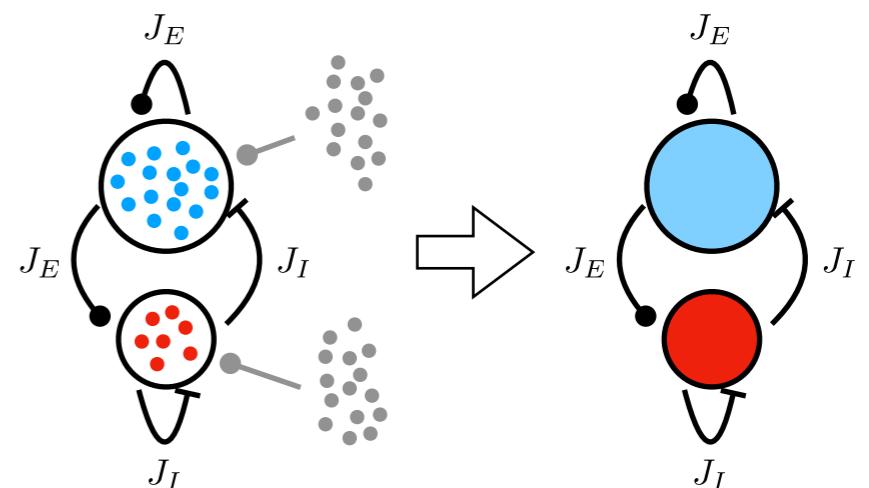
Comment est-ce qu'un réseau peut maintenir une activité persistante servant de mémoire de travail ?

Comment modéliser les réseaux neuronaux ?

- Réseaux à “impulsion” (ou à “spike”) :
Le caractère discret de la décharge est pris en compte dans la modélisation.
Avantage : *réalisme*



- Réseaux à taux de décharge : L’activité d’un groupe de neurones est représenté par leur taux de décharge moyen.
Avantage : *simplicité*



- Choisir le modèle en fonction de la question posée, par ex. :

Pourquoi la décharge dans le cortex est-elle irrégulière en absence de stimulus ?

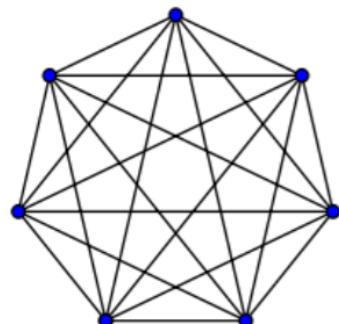
Comment est-ce qu’un réseau peut maintenir une activité persistante servant de mémoire de travail ?

- A définir : connectivité, modèle sous-jacent, ...

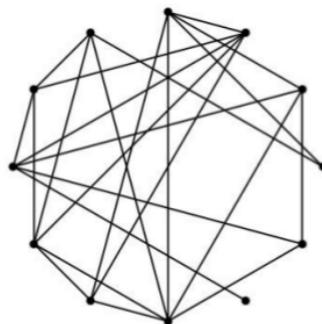
Réseaux à spikes

Modéliser la dynamique conjointe de neurones à décharge

- Constitué par quel type (modèle) de neurones ? Combien ?
- Comment les neurones sont-ils connectés entre eux ?



"all-to-all"



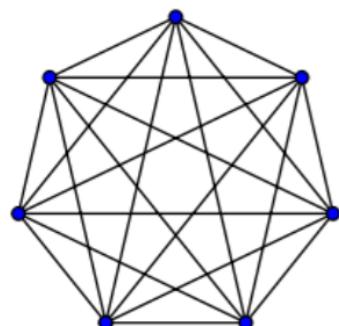
aléatoire, avec
probabilité $p < 1$
de connexion

structure de
connexions formée
par l'apprentissage

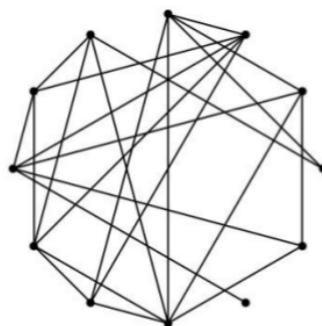
Réseaux à spikes

Modéliser la dynamique conjointe de neurones à décharge

- Constitué par quel type (modèle) de neurones ? Combien ?
- Comment les neurones sont-ils connectés entre eux ?



“all-to-all”



aléatoire, avec
probabilité $p < 1$
de connexion

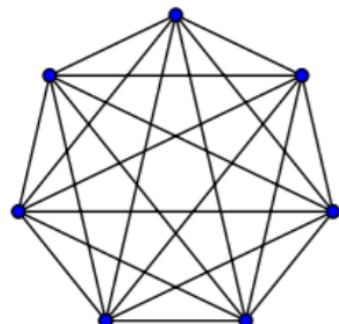
structure de
connexions formée
par l'apprentissage

- Paramètres de connexion : probabilité de contact entre deux neurones, **valeur** et **signe** des poids synaptiques (exciteur ou inhibiteur)

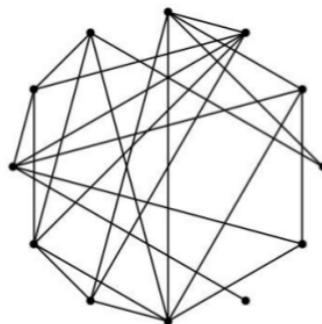
Réseaux à spikes

Modéliser la dynamique conjointe de neurones à décharge

- Constitué par quel type (modèle) de neurones ? Combien ?
- Comment les neurones sont-ils connectés entre eux ?



“all-to-all”



aléatoire, avec
probabilité $p < 1$
de connexion

structure de
connexions formée
par l'apprentissage

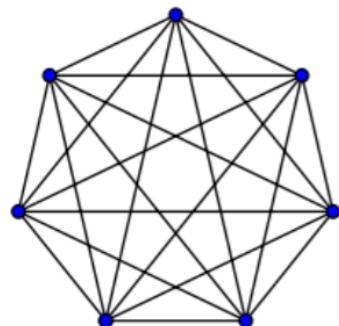
- Paramètres de connexion : probabilité de contact entre deux neurones, **valeur** et **signe** des poids synaptiques (exciteur ou inhibiteur)
- Les connexions sont caractérisées par la *matrice de connexion* J_{ij} :

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)})$$

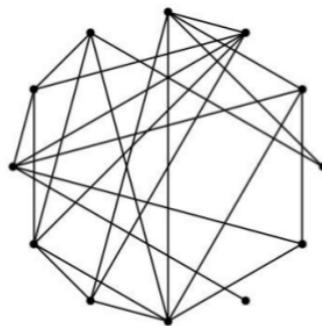
Réseaux à spikes

Modéliser la dynamique conjointe de neurones à décharge

- Constitué par quel type (modèle) de neurones ? Combien ?
- Comment les neurones sont-ils connectés entre eux ?



“all-to-all”



aléatoire, avec
probabilité $p < 1$
de connexion

structure de
connexions formée
par l'apprentissage

- Paramètres de connexion : probabilité de contact entre deux neurones, **valeur** et **signe** des poids synaptiques (exciteur ou inhibiteur)
- Les connexions sont caractérisées par la *matrice de connexion* J_{ij} :

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)})$$

Ici, l'effet des synapses est décrit par l'injection *instantanée* d'un *courant* bien défini. Le modèle des synapses peut être plus compliqué.

Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

Démarche : modèle à spike pour un réseau cortical typique

- modéliser chaque neurone par un neurone Leaky-Integrate-and-Fire (LIF)

$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i}$$

(i = 1, \dots, N)

avec seuil et reset

Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

Démarche : modèle à spike pour un réseau cortical typique

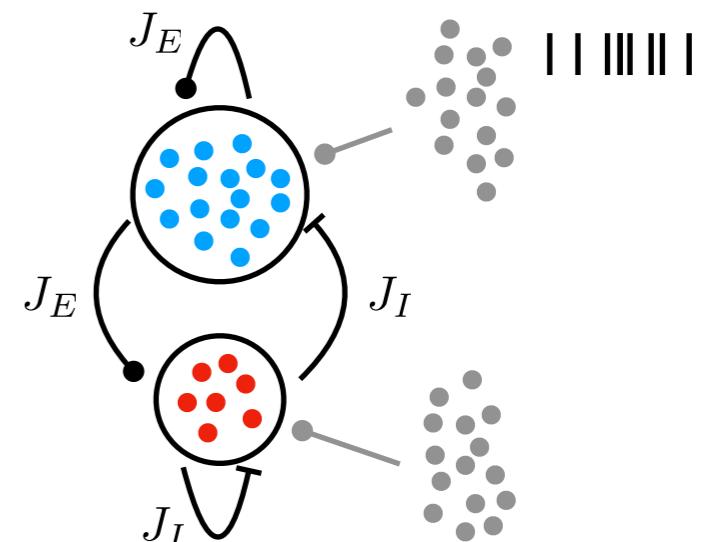
- modéliser chaque neurone par un neurone Leaky-Integrate-and-Fire (LIF)
- réseau cortical typique :
 - connexions aléatoires éparses
 - 80% excitateurs, 20% inhibiteurs
- deux poids synaptiques :
 - $J_{ij} = J_E > 0$ si j excitateur
 - $J_{ij} = J_I < 0$ si j inhibiteur

$$J_{ij} = \begin{cases} J_E & \text{si } j \text{ excitateur} \\ J_I & \text{si } j \text{ inhibiteur} \\ 0 & \text{si } i, j \text{ non connectés} \end{cases}$$

$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i}$$

(i = 1, \dots, N)

avec seuil et reset



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

Démarche : modèle à spike pour un réseau cortical typique

- modéliser chaque neurone par un neurone Leaky-Integrate-and-Fire (LIF)

$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i}$$

(i = 1, \dots, N)

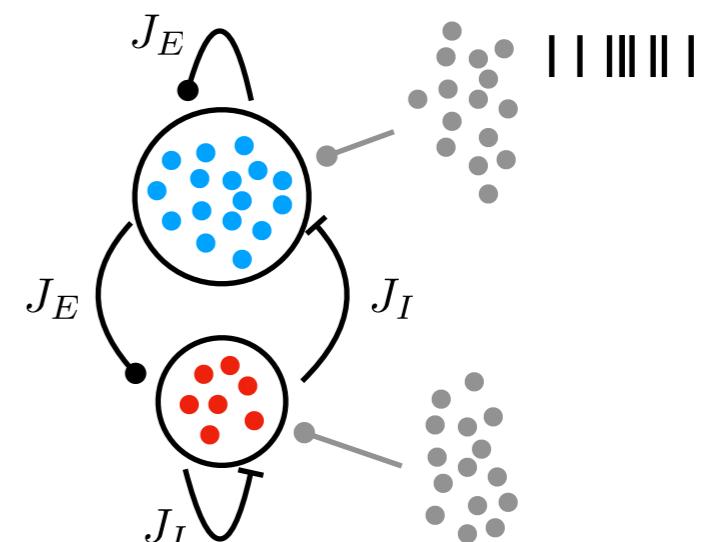
avec seuil et reset

- réseau cortical typique :
 - connexions aléatoires éparses
 - 80% excitateurs, 20% inhibiteurs

- deux poids synaptiques :
 - $J_{ij} = J_E > 0$ si j excitateur
 - $J_{ij} = J_I < 0$ si j inhibiteur
- $J_{ij} = 0$
si i, j non connectés

- synapses “de courant” avec délai D

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

Démarche : modèle à spike pour un réseau cortical typique

- modéliser chaque neurone par un neurone Leaky-Integrate-and-Fire (LIF)

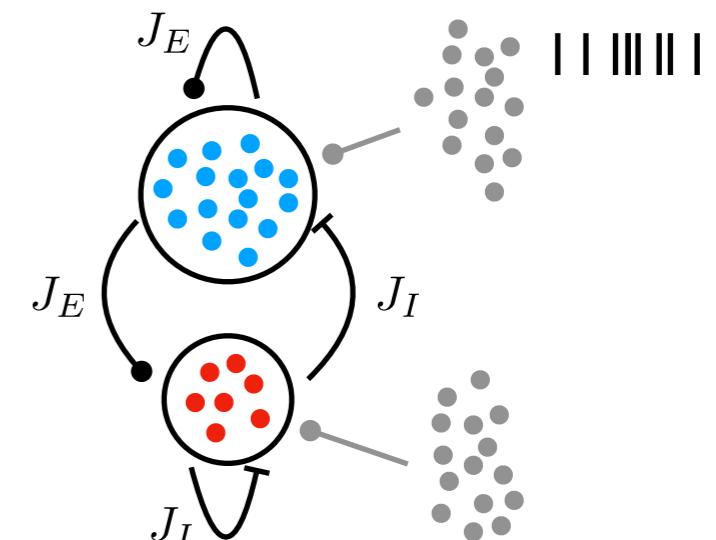
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i}$$

(i = 1, \dots, N)

avec seuil et reset

- réseau cortical typique :
 - connexions aléatoires éparses
 - 80% excitateurs, 20% inhibiteurs

- deux poids synaptiques :
 - $J_{ij} = J_E > 0$ si j excitateur
 - $J_{ij} = J_I < 0$ si j inhibiteur
- $J_{ij} = 0$
si i, j non connectés



- synapses “de courant” avec délai D

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

- entrées externes modélisés par des trains de spike irréguliers

Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

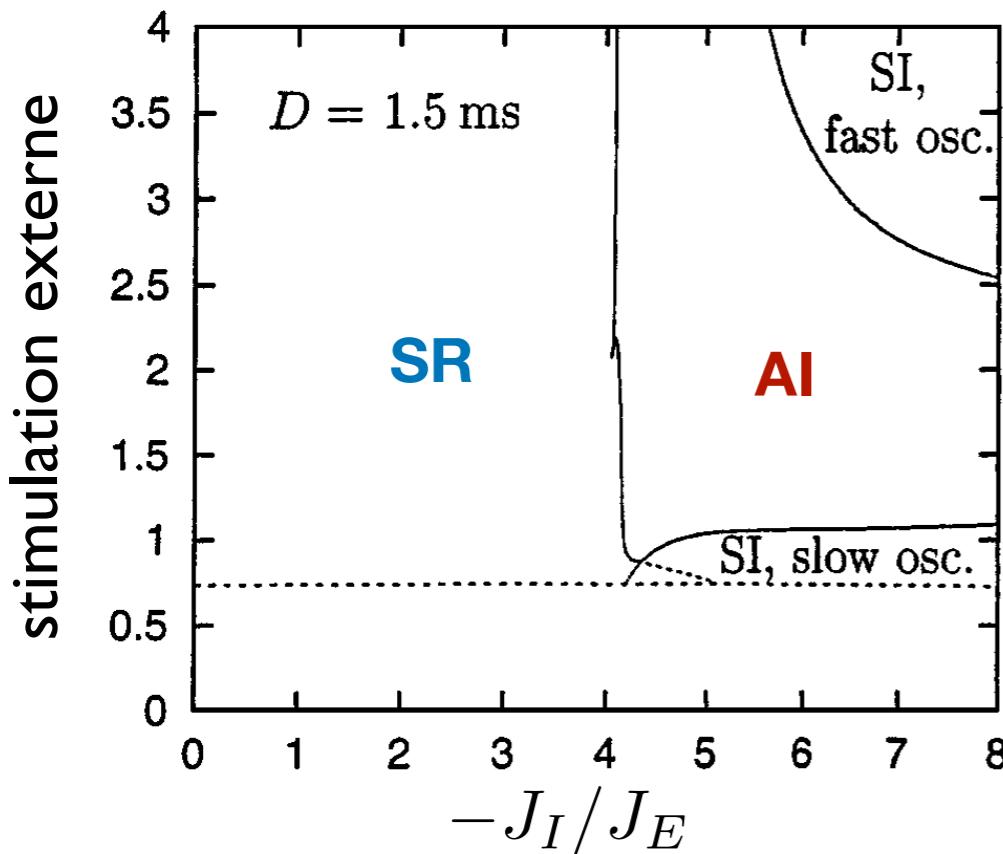
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

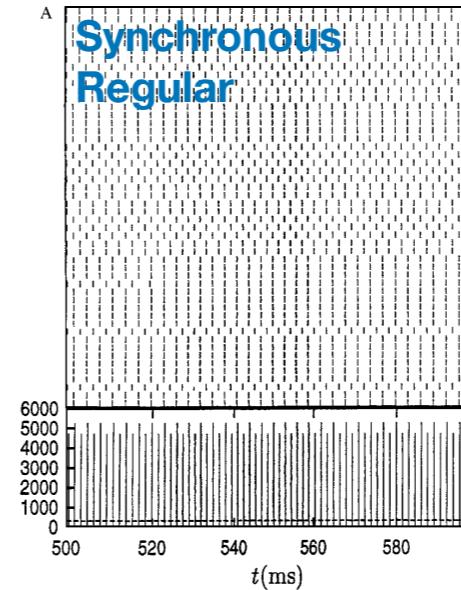
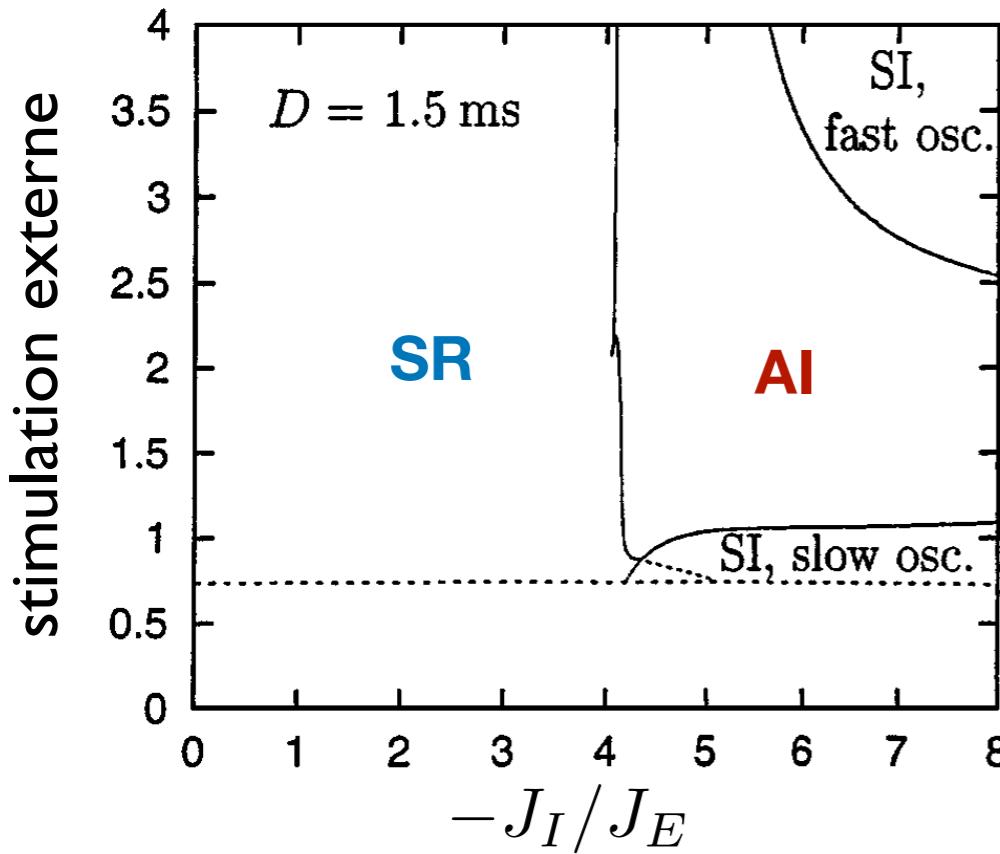
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

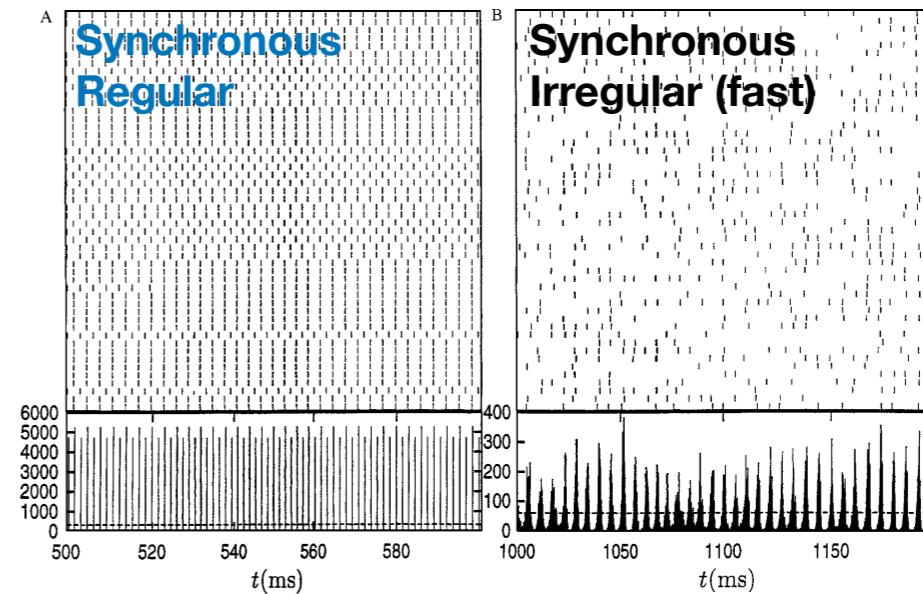
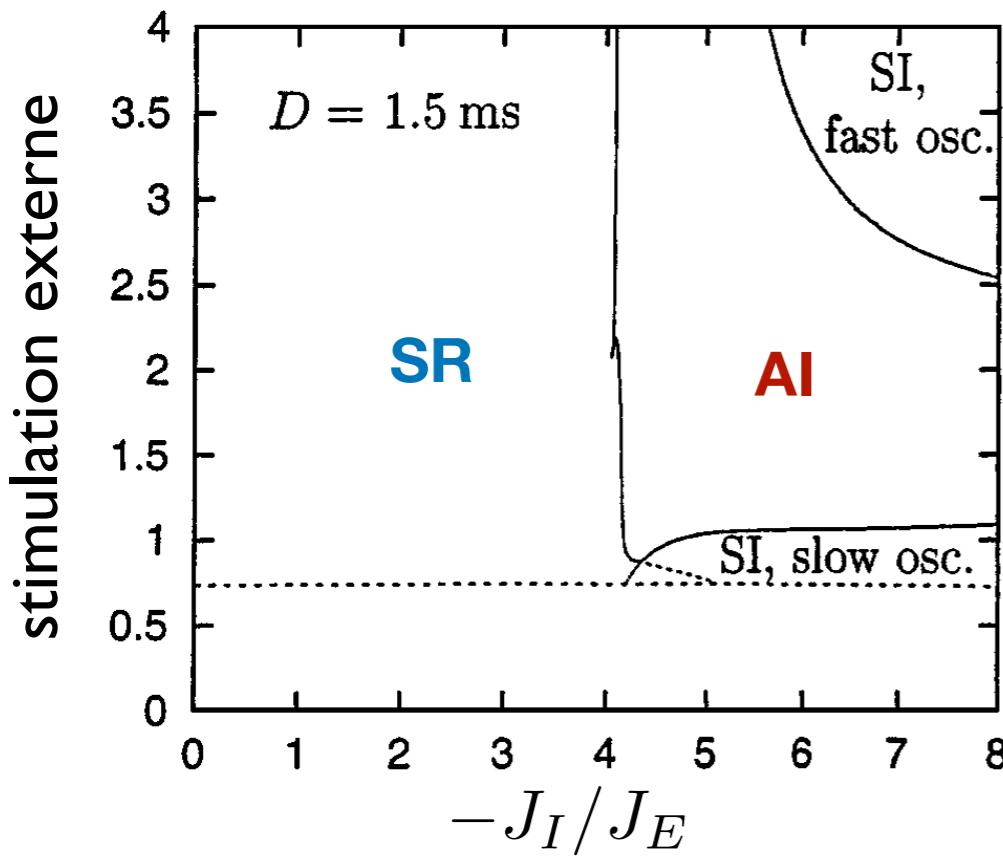
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

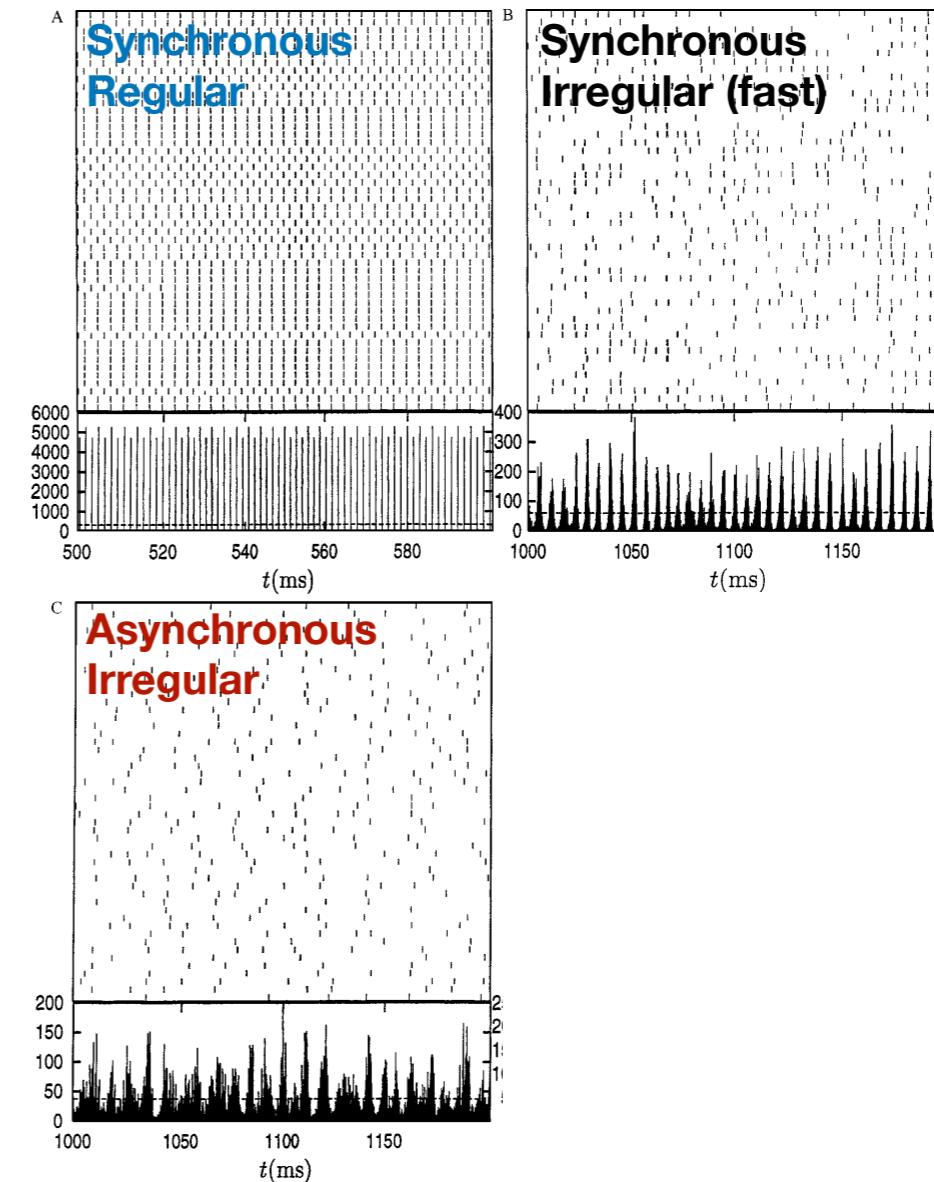
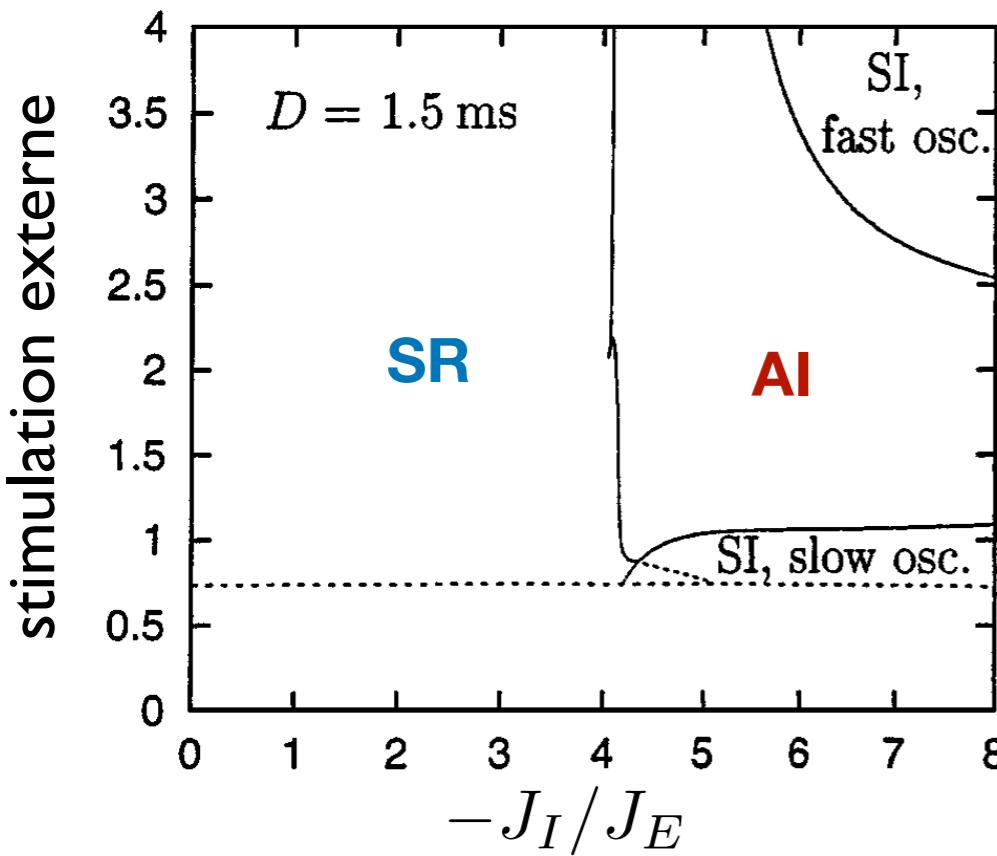
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

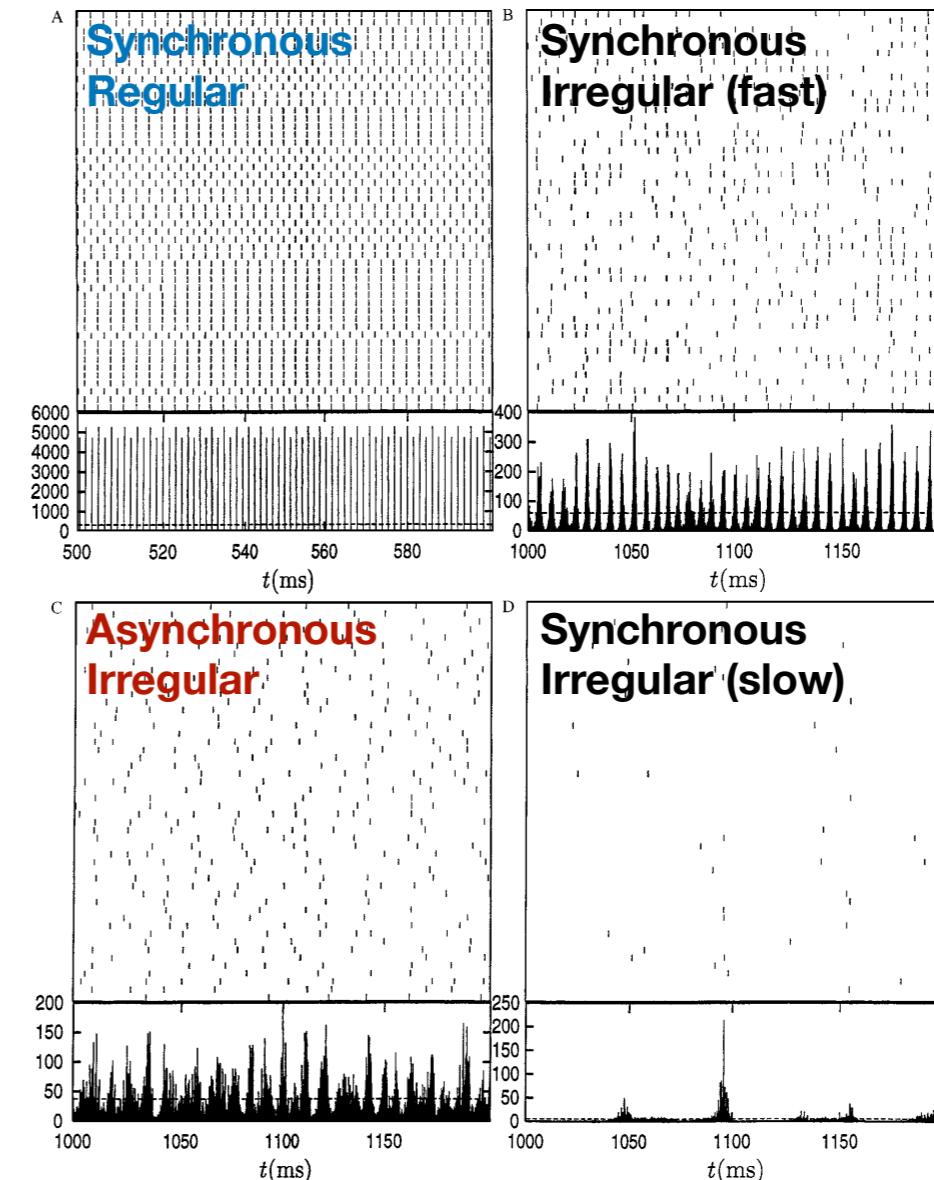
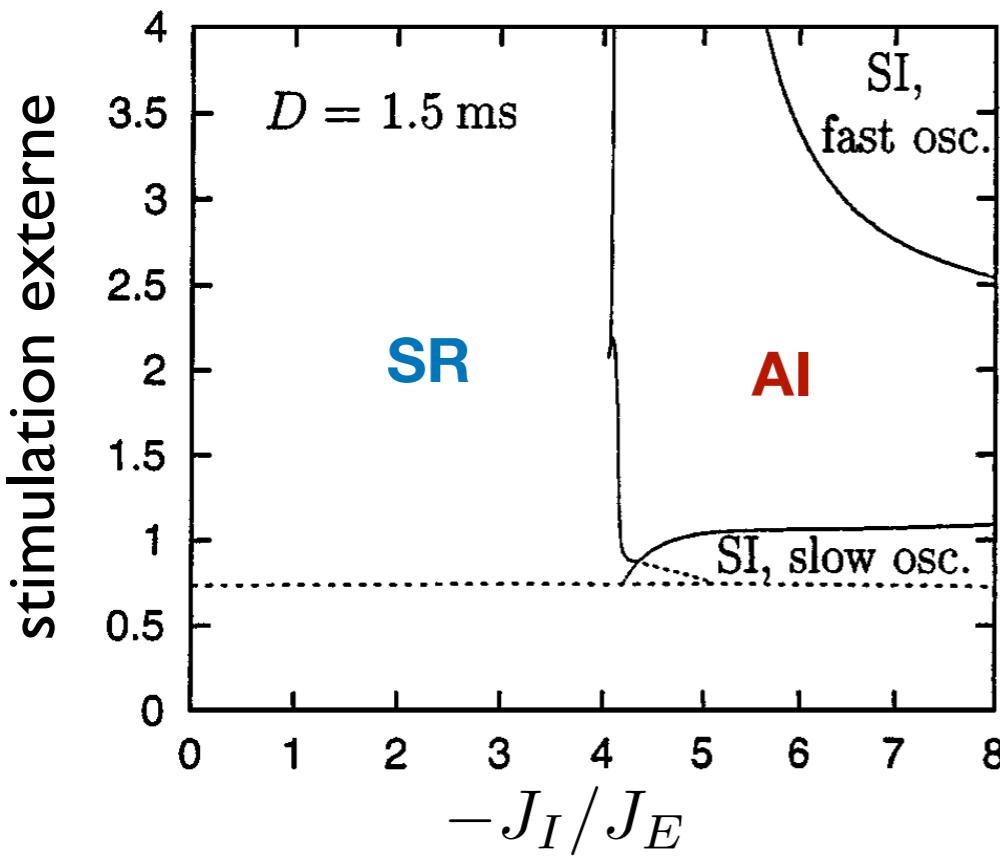
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

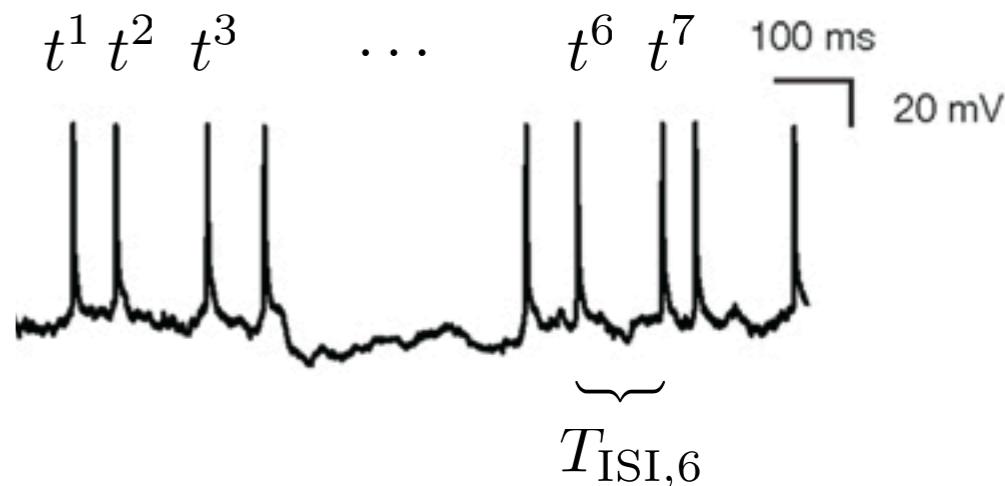
différents états dynamiques



Rappel : Statistiques des trains de spikes

- Train de “spikes” (PA) :

- une séquence de temps de spikes t_k
- un signal $S(t) = \sum_k \delta(t - t^k)$



- Intervalle inter-spike (ISI) : $T_{\text{ISI},k} = t^{k+1} - t^k$

- Coefficient de variation (CV) :

- rapport de l'écart-type à la moyenne des ISI : $CV = \frac{\sigma_{\text{ISI}}}{\bar{\text{ISI}}}$
- mesure *la régularité* d'un train de spikes

- Taux de décharge :

- nombre de spikes / temps

- moyenne *temporelle* pour un neurone :

$$r_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T dt S_i(t)$$

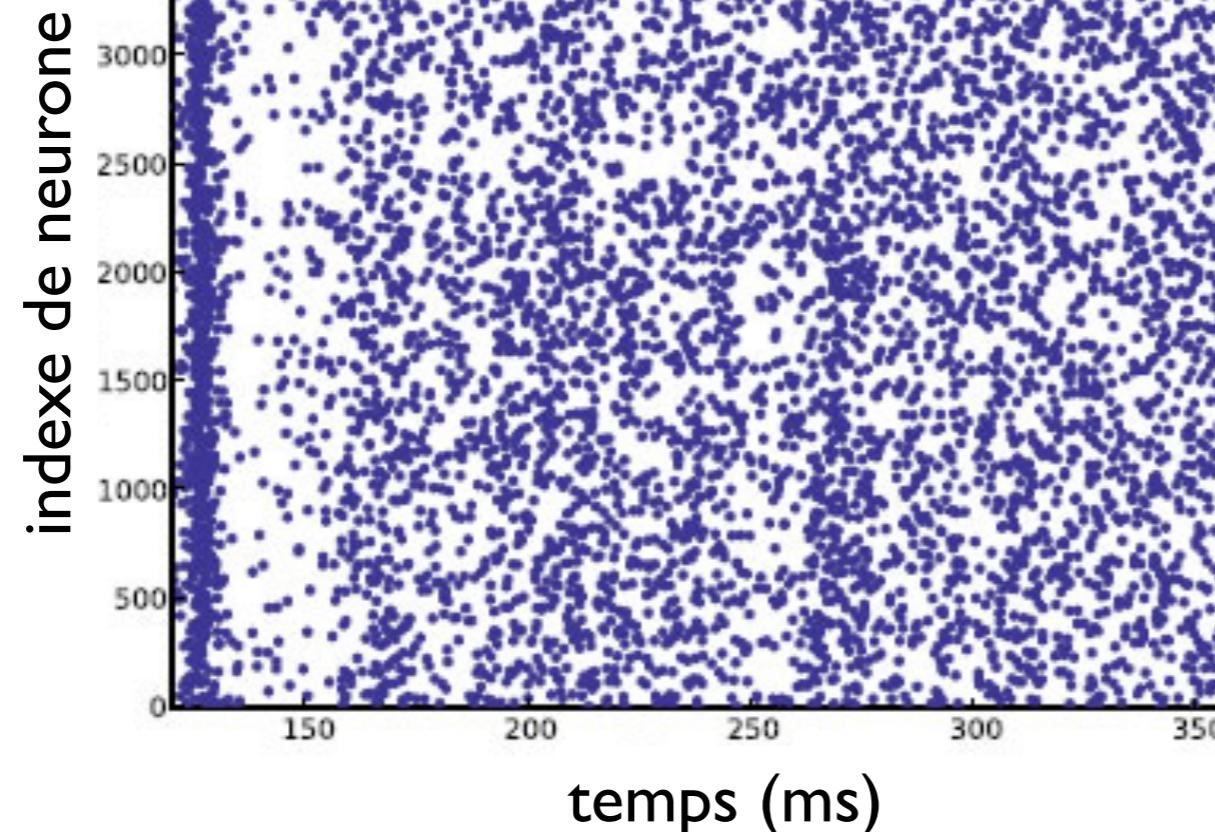
- moyenne *instantanée* sur un ensemble de neurones :

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i(t)$$

Rappel : Statistiques des trains de spikes

■ Tra

“Raster plot” : 1 spike = 1 point



■ Int

■ Co

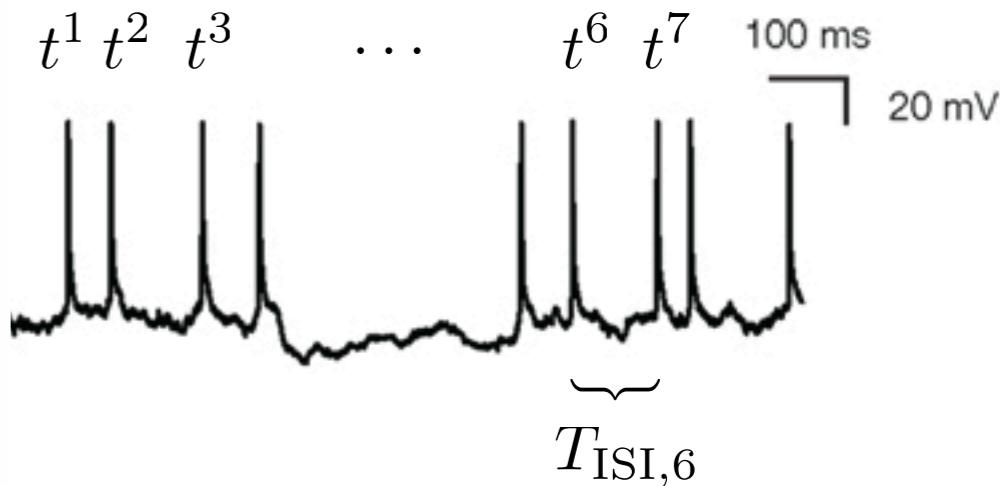
■ Ta

■ nombre de spikes / temps

■ moyenne *temporelle* pour un neurone :

■ moyenne *instantanée* sur

un ensemble de neurones :



$$\text{ISI} : CV = \frac{\sigma_{\text{ISI}}}{\bar{\text{ISI}}}$$

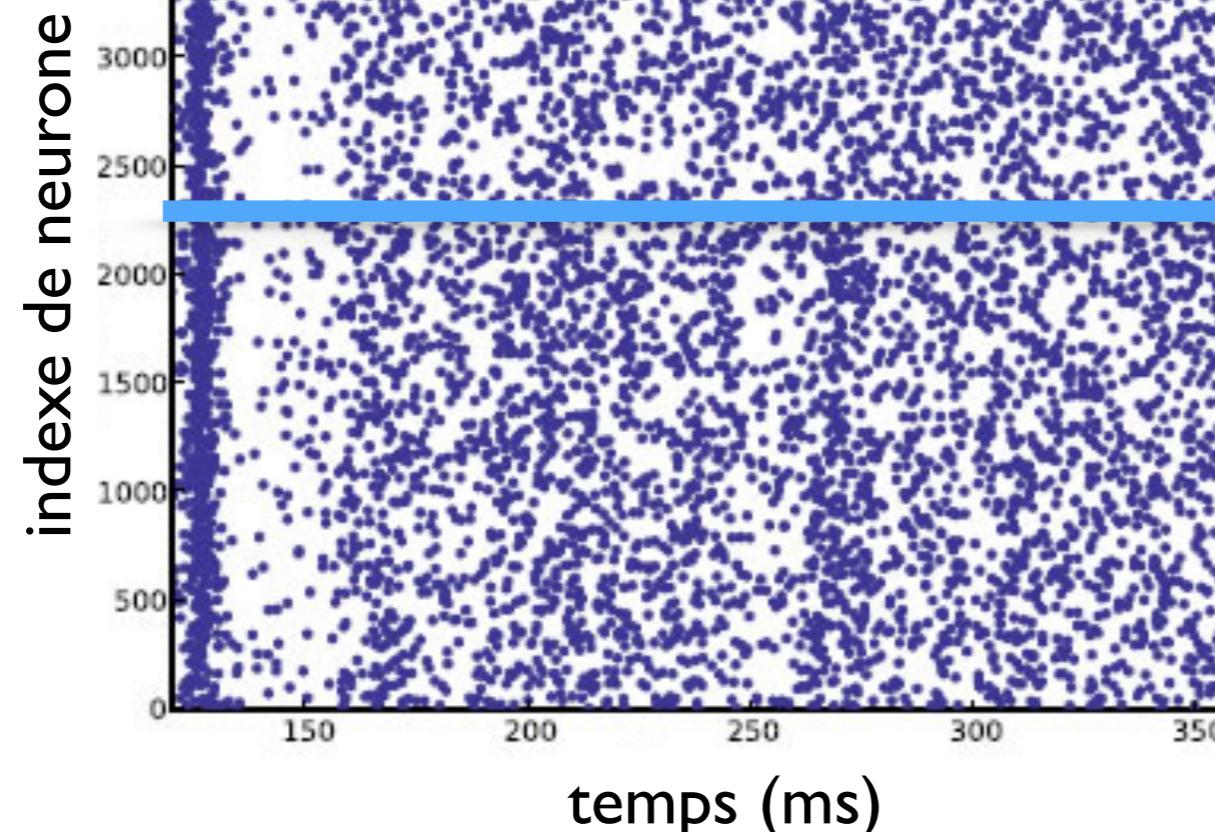
$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i(t)$$

$$r_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T dt S_i(t)$$

Rappel : Statistiques des trains de spikes

- Tra

“Raster plot” : 1 spike = 1 point

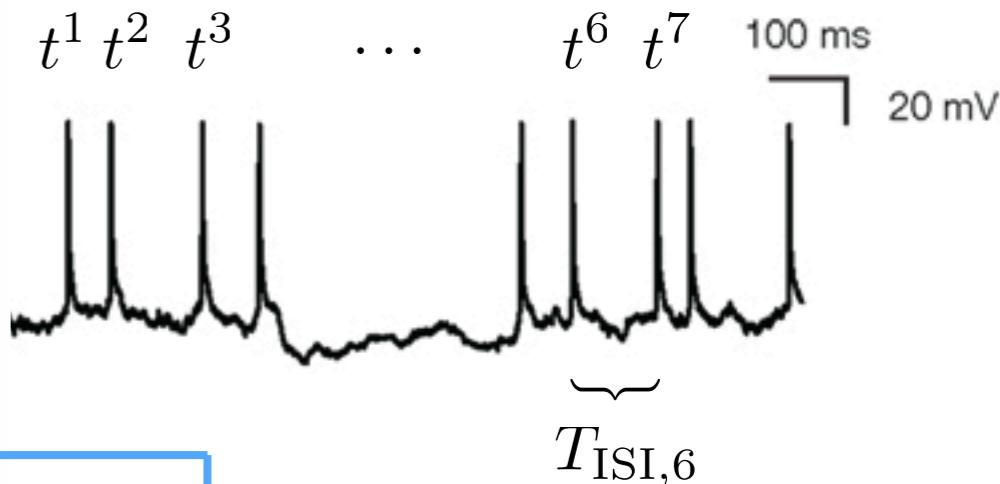


- Int

- Co

- Ta

- nombre de spikes / temps
- moyenne *temporelle* pour un neurone :
- moyenne *instantanée* sur un ensemble de neurones :



ISI : $CV = \frac{\sigma_{\text{ISI}}}{\text{ISI}}$

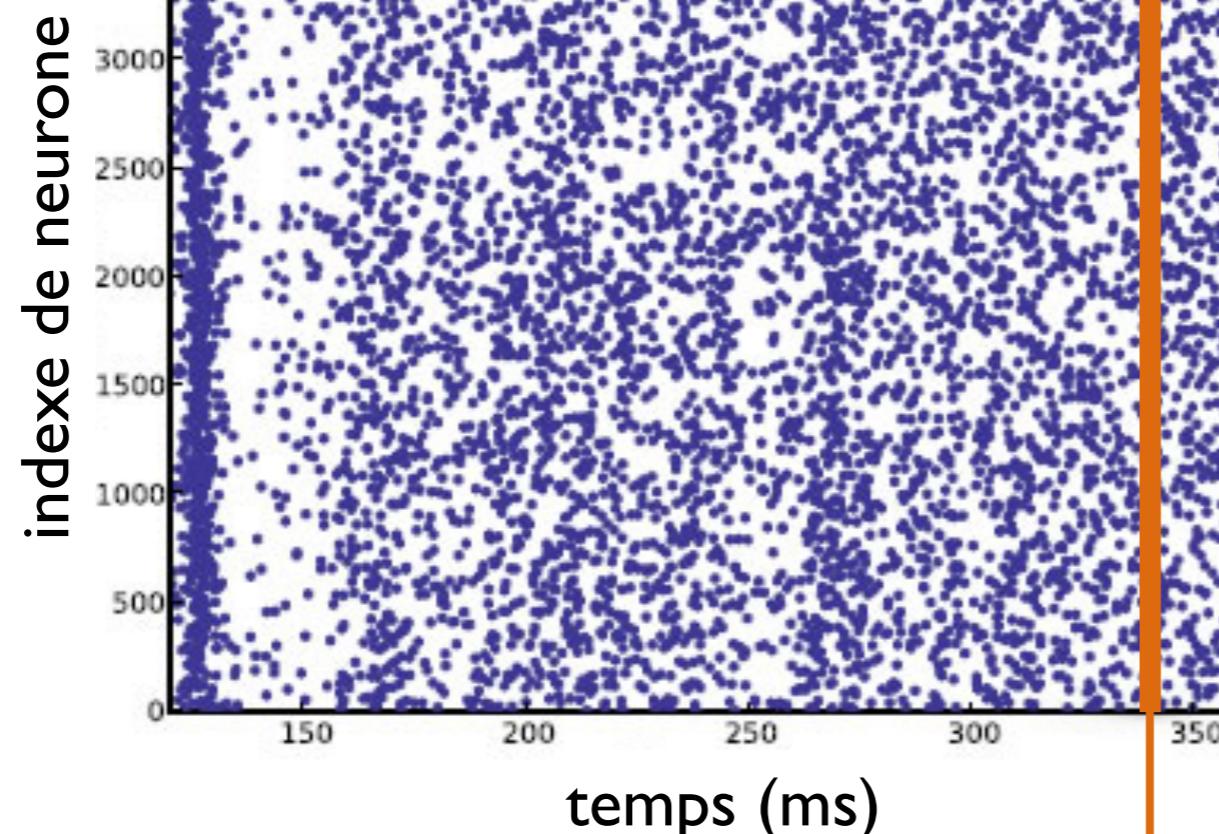
$$r_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T dt S_i(t)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i(t)$$

Rappel : Statistiques des trains de spikes

■ Tra

“Raster plot” : 1 spike = 1 point



■ Int

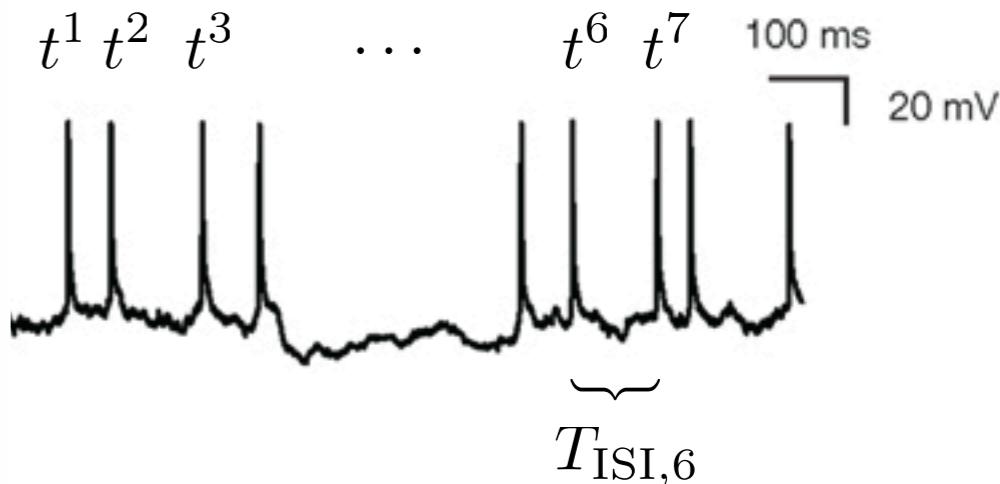
■ Co

■ Ta

■ nombre de spikes / temps

■ moyenne *temporelle* pour un neurone :

■ moyenne *instantanée* sur un ensemble de neurones :



$$\text{ISI} : CV = \frac{\sigma_{\text{ISI}}}{\text{ISI}}$$

$$r_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T dt S_i(t)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i(t)$$

Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

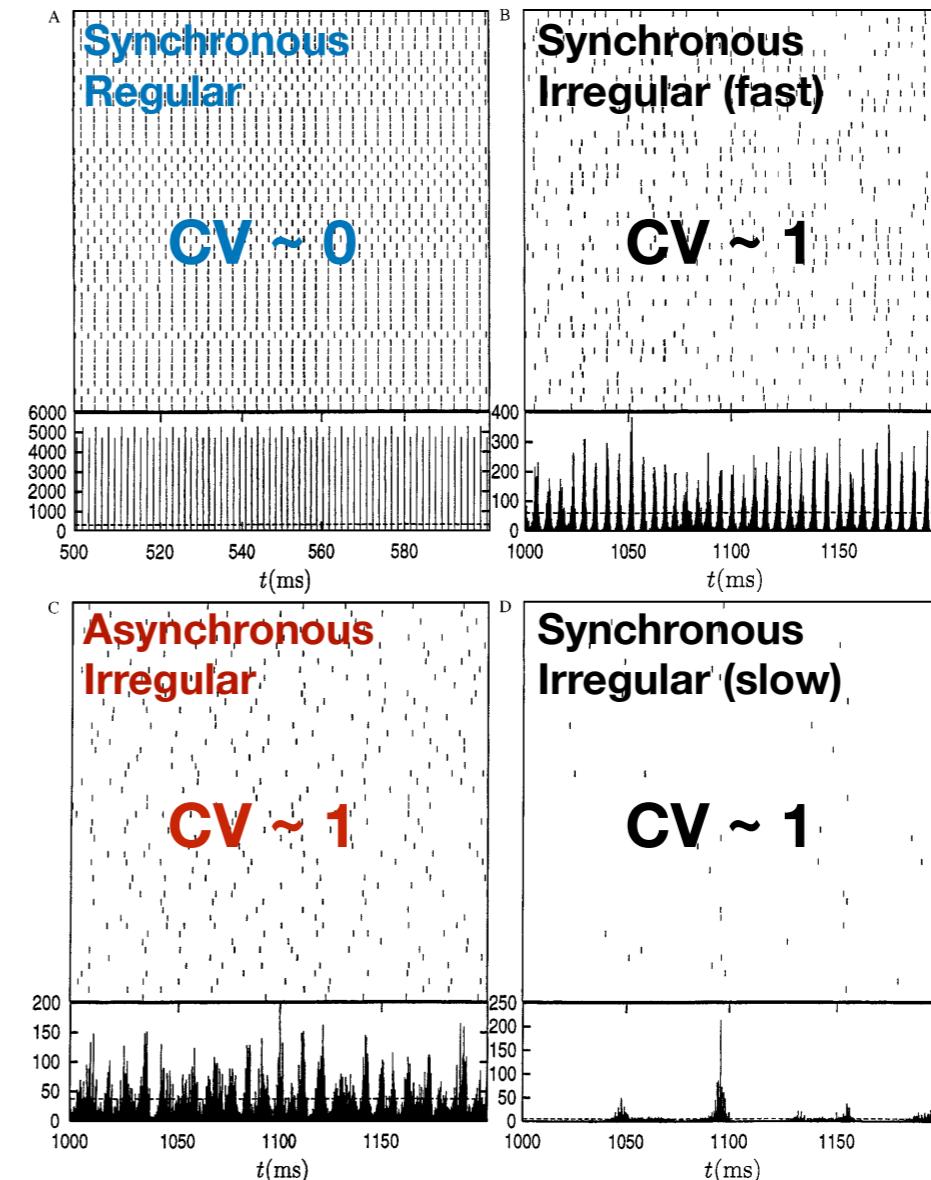
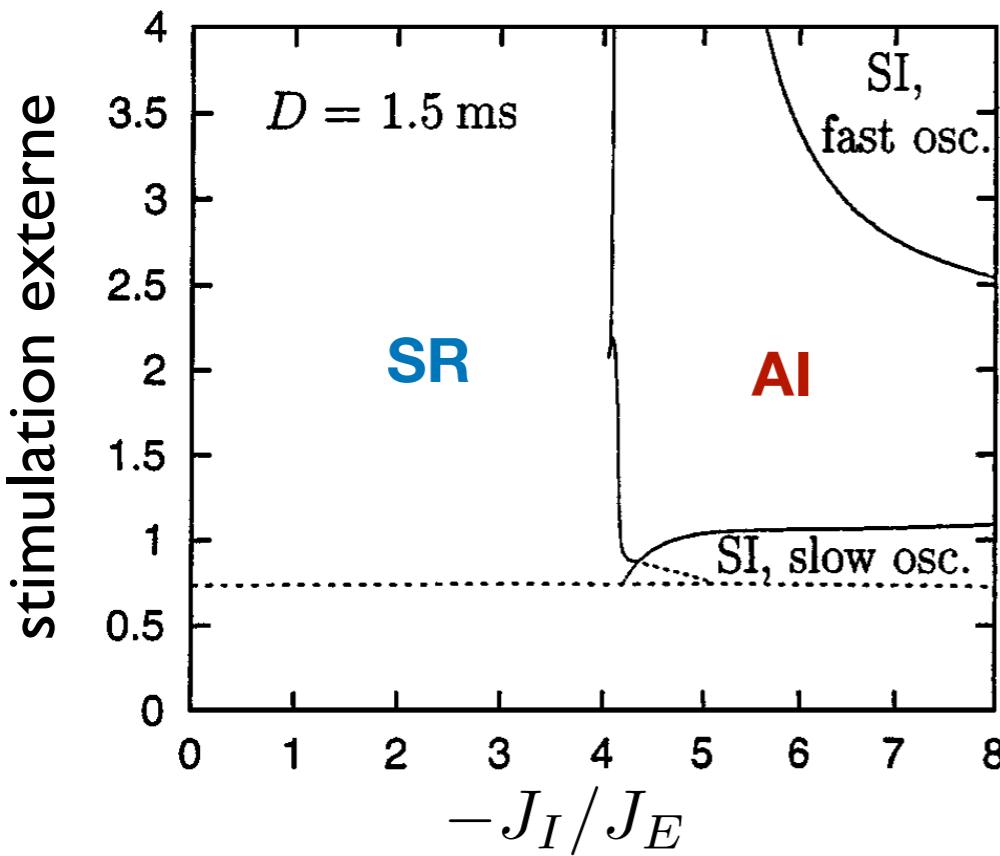
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



Exemple : l'activité irrégulière dans le cortex

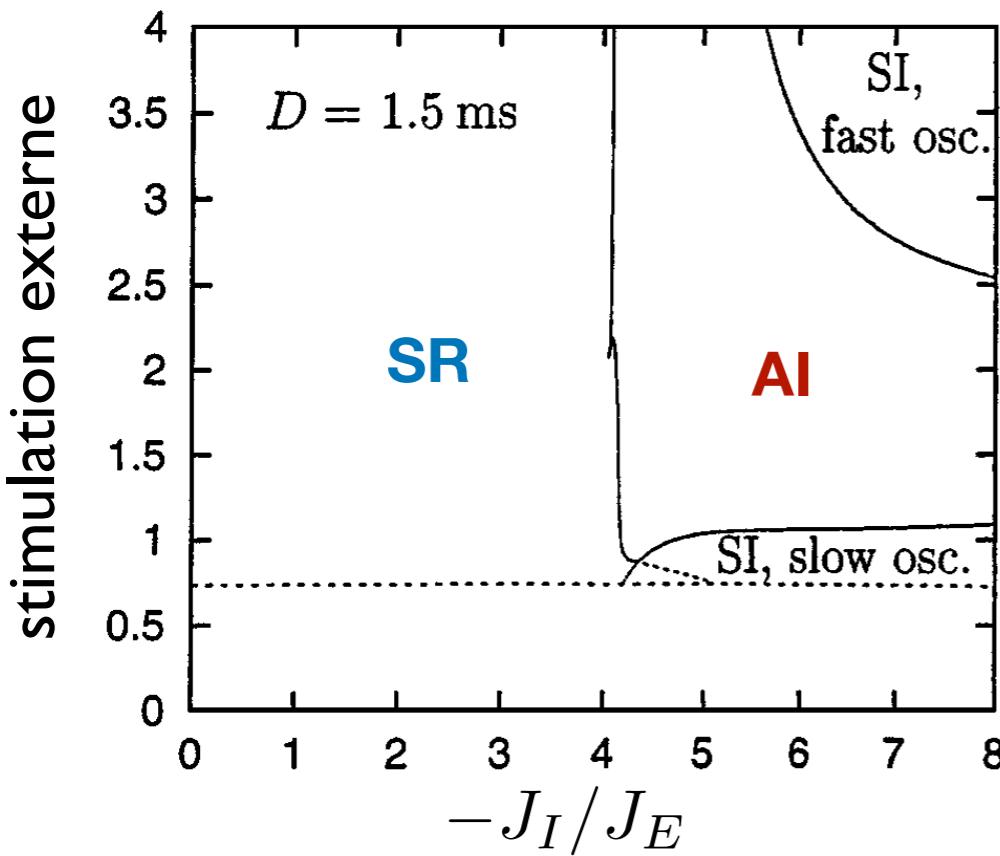
$$C \frac{dV_i}{dt} = g_L(E_L - V_i) + I_{\text{syn},i} + I_{\text{ext},i} \quad (i = 1, \dots, N)$$

avec seuil et reset

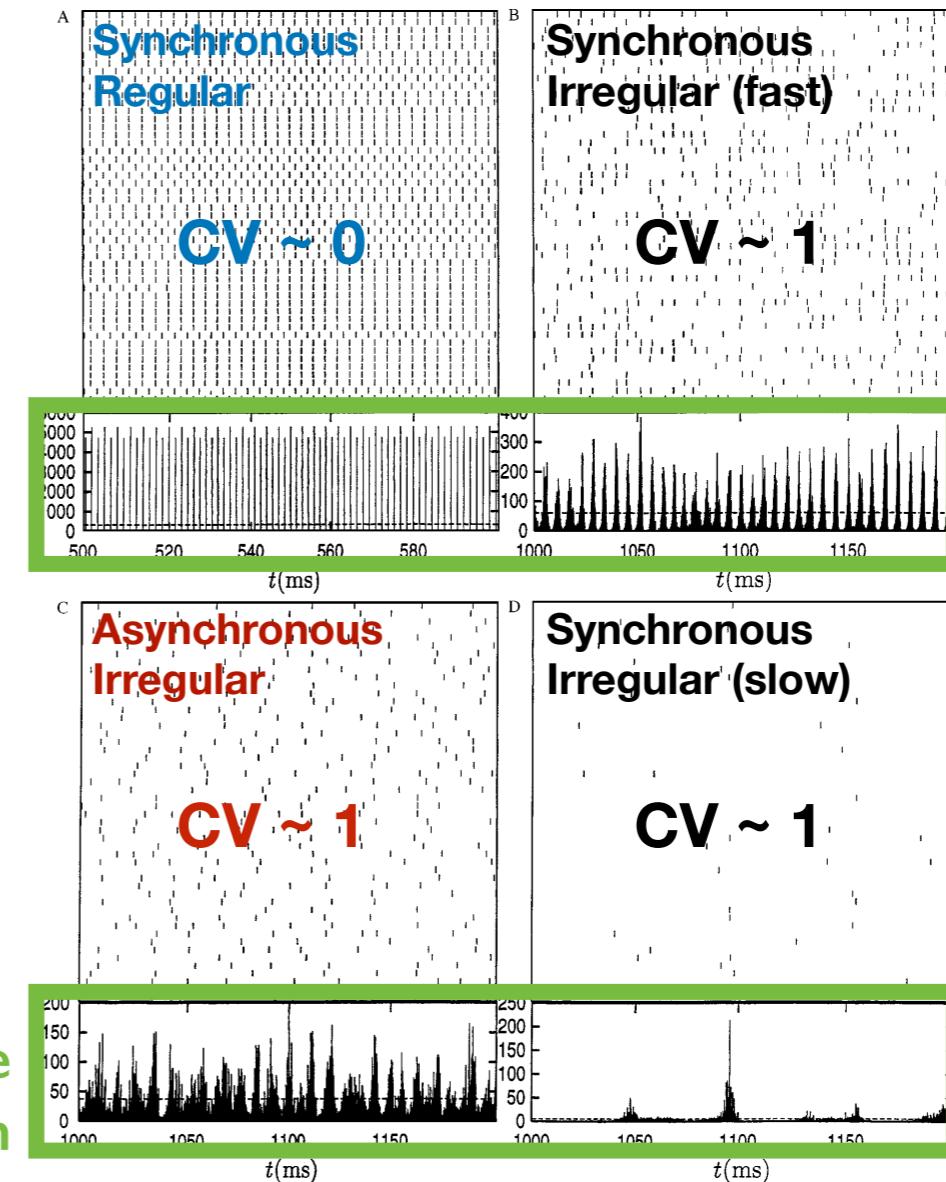
$$I_{\text{syn},i}(t) = \sum_{\text{connexions } j} \sum_{\text{spikes } k} J_{ij} \delta(t - t_k^{(j)} - D)$$

exc: $J_{ij} = J_E > 0$, inh: $J_{ij} = J_I < 0$

différents états dynamiques



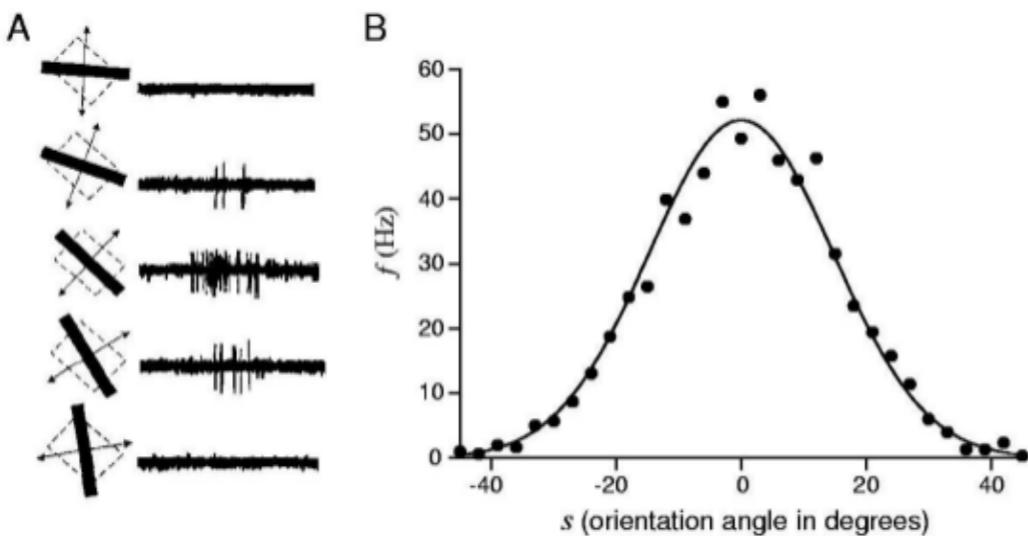
taux de décharge
de la population



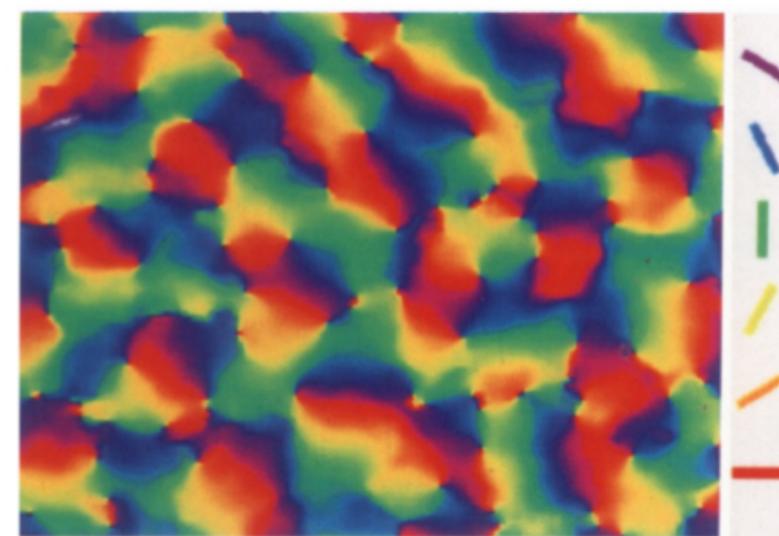
Réseaux à taux de décharge

Modéliser la dynamique de populations de neurones

- Dans un réseau, des neurones sont souvent organisés en groupes avec des caractéristiques partagées :
 - propriétés intrinsèques : morphologie, conductances, type de neurotransmetteur émis (exciteur ou inhibiteur)
 - connectivité : entrées (venant d'autres structures et récurrentes), sorties
- Exemple : réponses sélectives pour une orientation préférée dans le cortex visuel (VI)



expériences neurone individuel



organisation topographique

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- état stationnaire (taux constant) : $r = \Phi(I)$

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- état stationnaire (taux constant) :

$$r = \Phi(I)$$

↑
taux de décharge

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- ## ■ état stationnaire (taux constant) :

$$t) : \quad r = \Phi(I)$$


 taux de décharge "entrées" dans la population
 (internes/recurrentes et externes)

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

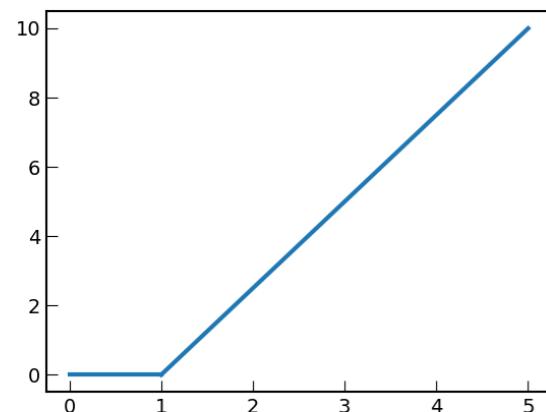
- état stationnaire (taux constant) :

$$r = \Phi(I)$$

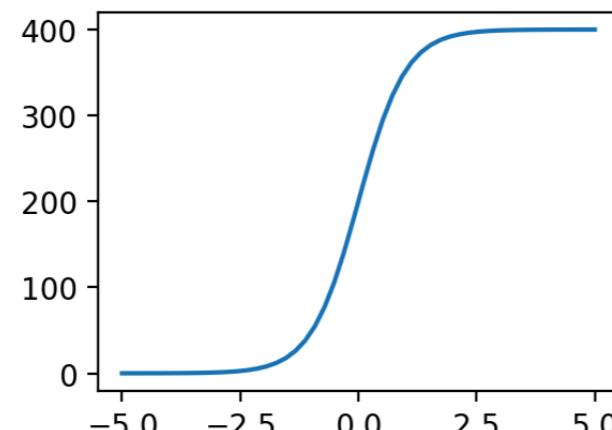
taux de décharge "entrées" dans la population
(internes/recurrentes et externes)

Pour des *inputs constants*, le taux de décharge est donné par la **fonction f-I** (ou Φ) :

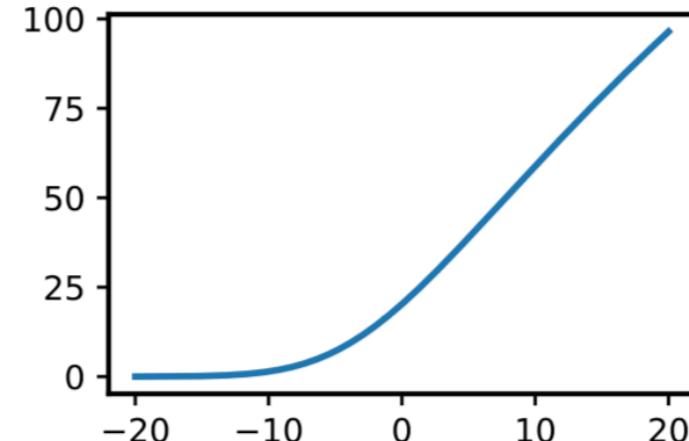
linéaire



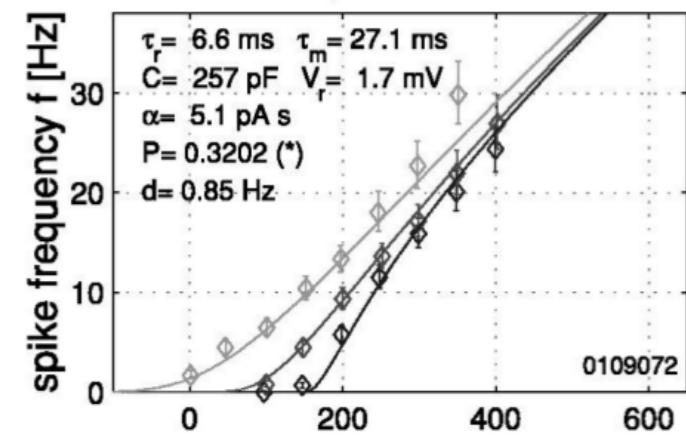
sigmoïde/tanh



modèle de neurone à spike



vrai neurone



La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- ## ■ état stationnaire (taux constant) :

$$t) : \quad r = \Phi(I)$$


 taux de décharge "entrées" dans la population
 (internes/recurrentes et externes)

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- ## ■ état stationnaire (taux constant) :

$$t) : \quad r = \Phi(I)$$

taux de décharge
“entrées” dans la population
(internes/recurrentes et externes)

- hors état stationnaire, supposer une relaxation vers l'état stationnaire :

$$\tau \frac{dr(t)}{dt} = \Phi(I(t)) - r(t)$$

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- état stationnaire (taux constant) :

$$r = \Phi(I)$$

taux de décharge "entrées" dans la population
(internes/recurrentes et externes)

- hors état stationnaire, supposer une relaxation vers l'état stationnaire :

$$\tau \frac{dr(t)}{dt} = \Phi(I(t)) - r(t)$$

temps caractéristique

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- ## ■ état stationnaire (taux constant) :

$$t) : \quad r = \Phi(I)$$

taux de décharge
“entrées” dans la population
(internes/recurrentes et externes)

- hors état stationnaire, supposer une relaxation vers l'état stationnaire :

$$\tau \frac{dr(t)}{dt} = \Phi(I(t)) - r(t)$$

↑
temps ↑
caractéristique l'input peut varier dans le temps

La dynamique de base d'un modèle à taux

Idée : trouver une équation simple qui décrit l'évolution du taux de décharge d'une population pour caractériser son activité.

- ## ■ état stationnaire (taux constant) :

$$t) : \quad r = \Phi(I)$$

taux de décharge
“entrées” dans la population
(internes/recurrentes et externes)

- hors état stationnaire, supposer une relaxation vers l'état stationnaire :

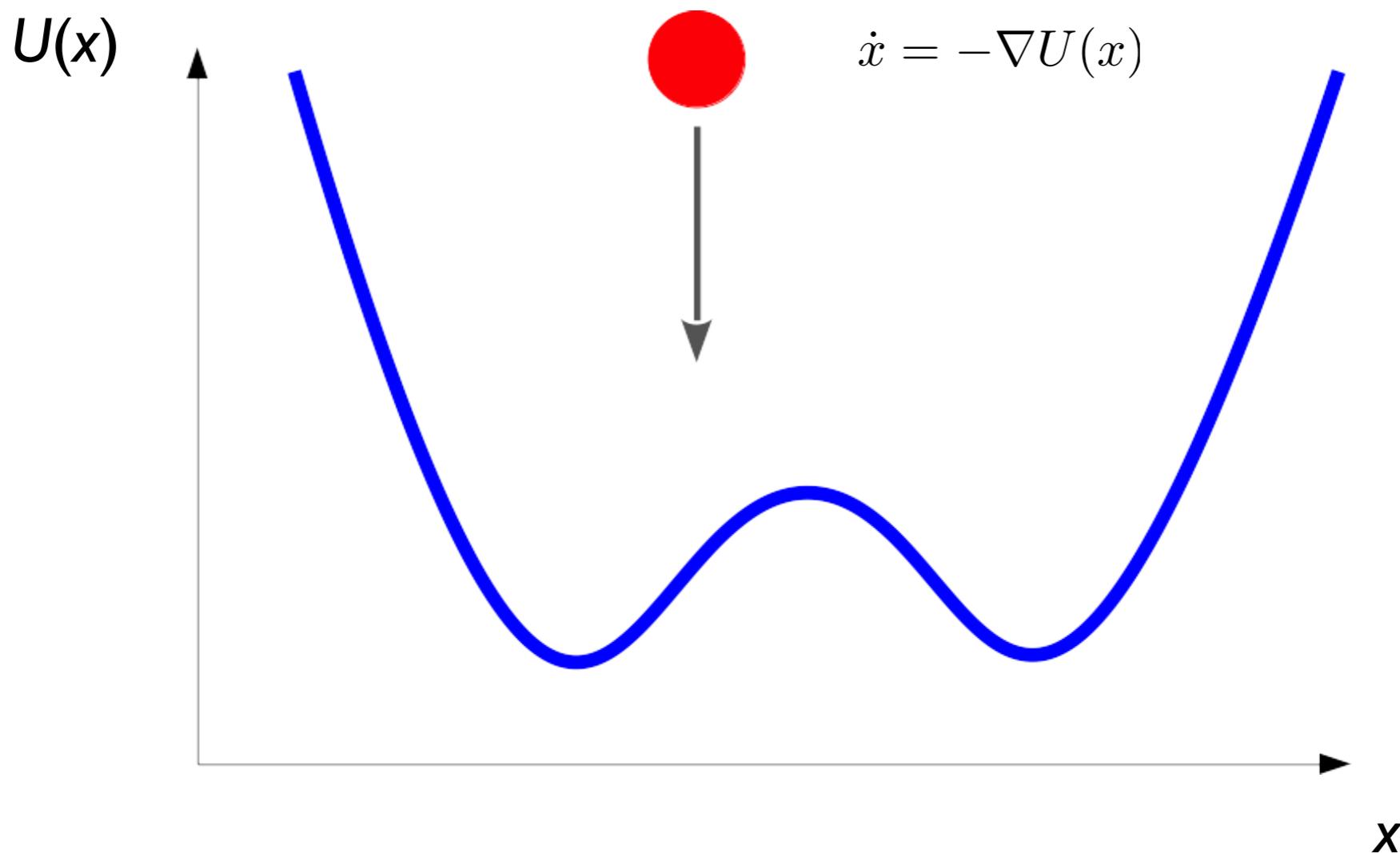
- connexions récurrentes et entre populations contribuent à l'input :

$$I_i(t) = I_{\text{ext},i} + \sum_j w_{ij} r_j(t) \quad \text{pour des populations discrètes}$$

Plus une population est active, plus elle fourni du courant synaptique.

Rappel mathématique : points fixes

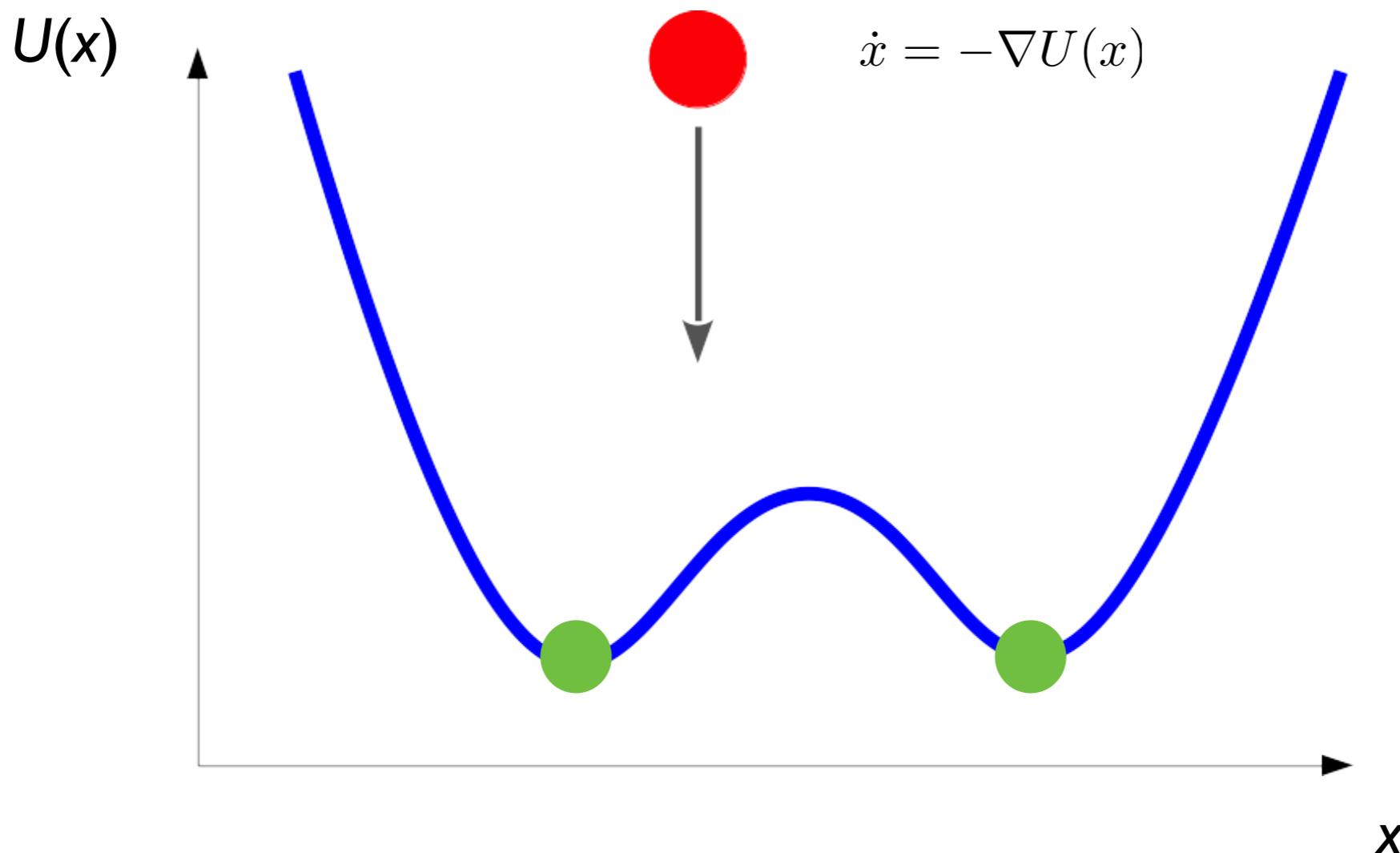
Particule dans un paysage énergétique



- 3 points fixes, dont 2 **stables** et 1 **instable**

Rappel mathématique : points fixes

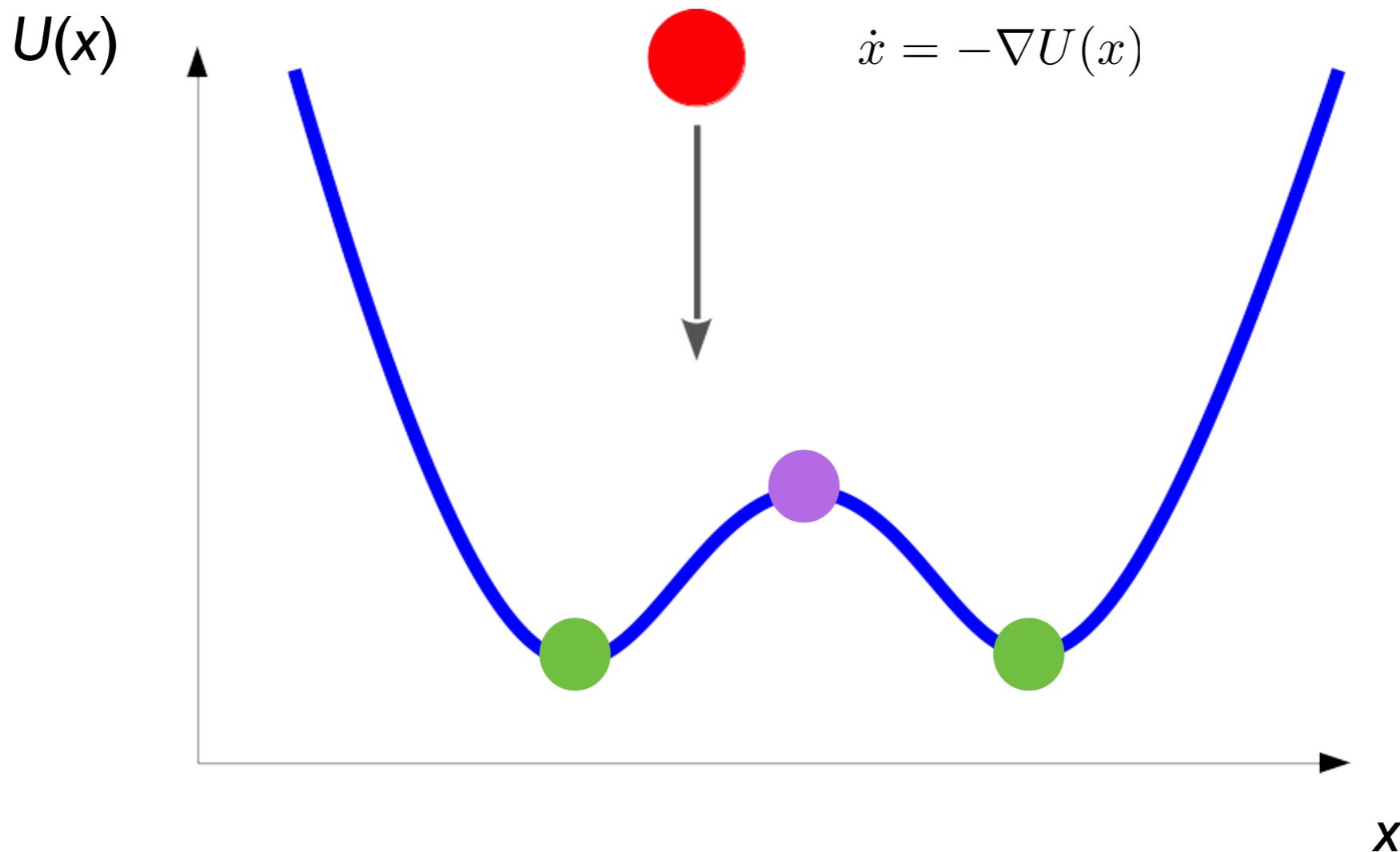
Particule dans un paysage énergétique



- 3 points fixes, dont 2 **stables** et 1 **instable**

Rappel mathématique : points fixes

Particule dans un paysage énergétique

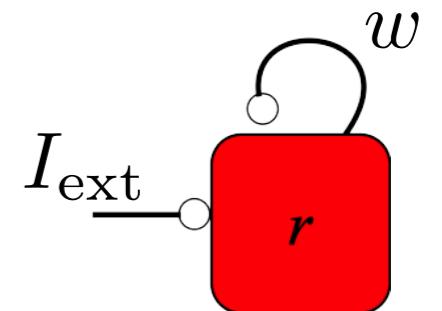


- 3 points fixes, dont 2 **stables** et 1 instable

Une seule population, avec courbe f-I linéaire

Le cas le plus simple...

$$\begin{aligned}\tau \dot{r} &= -r + \Phi(I_{\text{ext}} + wr) \\ &= -r + I_{\text{ext}} + wr\end{aligned}$$

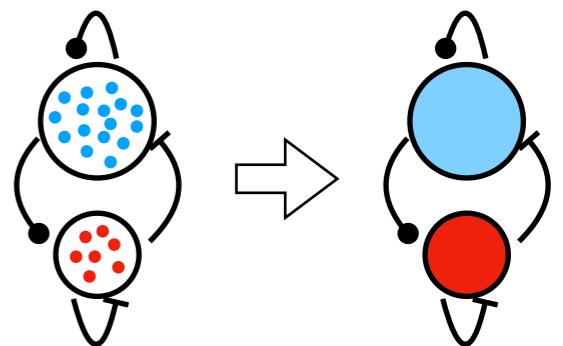


- point fixe : $r^* = \frac{I_{\text{ext}}}{1 - w}$
- instable si $w > 1$ (pourquoi ?)
- stable si $w < 1$: $\frac{\tau}{1 - w} \dot{r} = -r + \frac{I_{\text{ext}}}{1 - w}$
 - réseau excitateur ($w > 0$) : amplification des entrées, réponse lente
 - réseau inhibiteur ($w < 0$) : atténuation des entrées, réponse rapide
- intégrateur parfait pour $w = 1$: $r(t) = \frac{1}{\tau} \int_0^t I_{\text{ext}}(t') dt'$

Exemple : réseau excitateur-inhibiteur

- Dans le cortex, on peut distinguer deux populations :
 - neurones excitateurs, r_E
 - neurones inhibiteurs, r_I
- Les deux populations ont de connexions récurrentes et sont couplées l'une à l'autre :

$$\begin{aligned}\tau_E \dot{r}_E &= -r_E + \Phi_E(I_E + w_{EE}r_E + w_{EI}r_I) \\ \tau_I \dot{r}_I &= -r_I + \Phi_I(I_I + w_{IE}r_E + w_{II}r_I)\end{aligned}$$

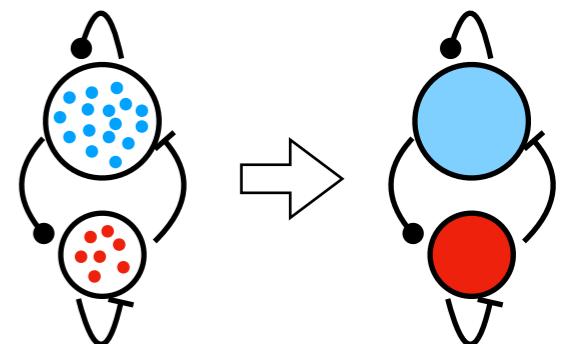


$$\begin{array}{ll}w_{EE}, w_{IE} > 0 \\ w_{EI}, w_{II} < 0\end{array}$$

Exemple : réseau excitateur-inhibiteur

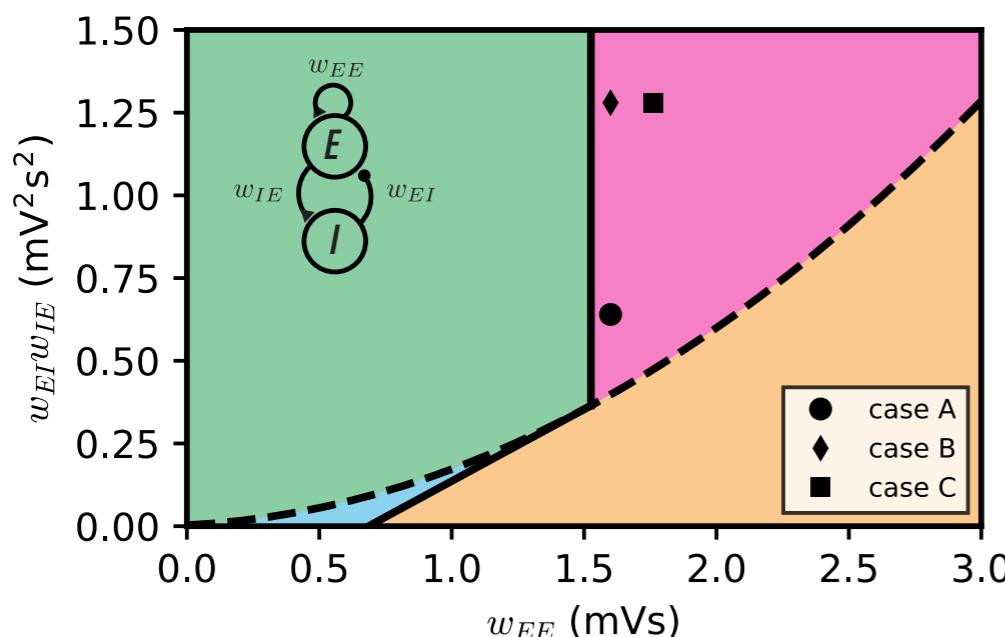
- Dans le cortex, on peut distinguer deux populations :
 - neurones excitateurs, r_E
 - neurones inhibiteurs, r_I
- Les deux populations ont de connexions récurrentes et sont couplées l'une à l'autre :

$$\begin{aligned}\tau_E \dot{r}_E &= -r_E + \Phi_E(I_E + w_{EE}r_E + w_{EI}r_I) \\ \tau_I \dot{r}_I &= -r_I + \Phi_I(I_I + w_{IE}r_E + w_{II}r_I)\end{aligned}$$



$$\begin{aligned}w_{EE}, w_{IE} &> 0 \\ w_{EI}, w_{II} &< 0\end{aligned}$$

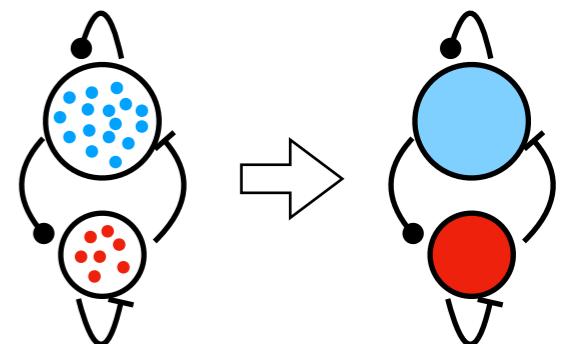
analyse de stabilité : diagramme de phase



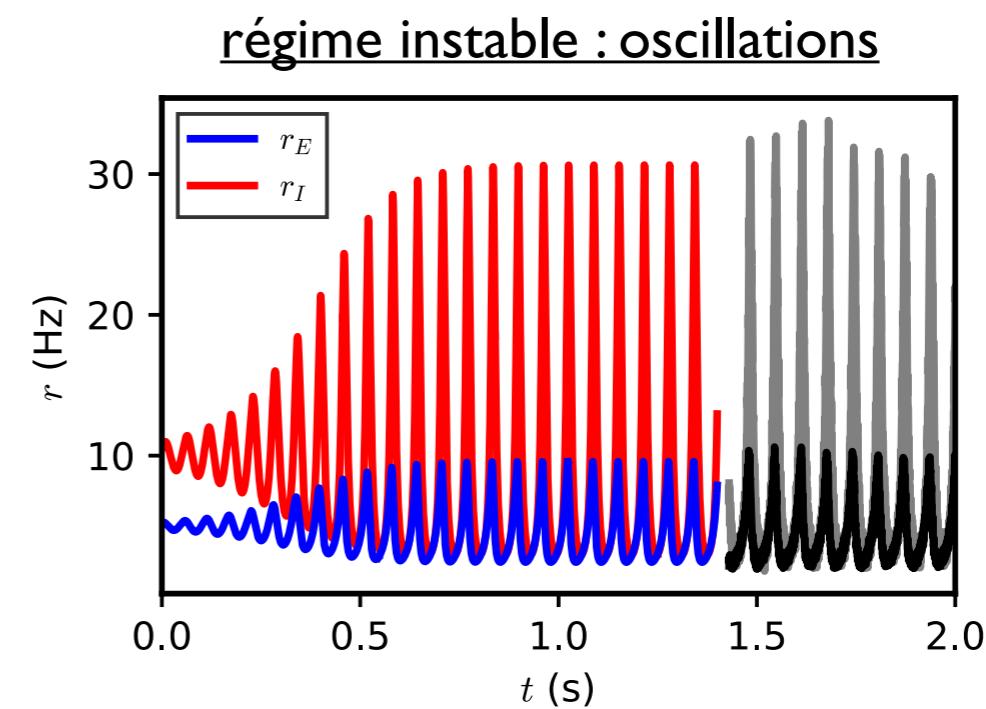
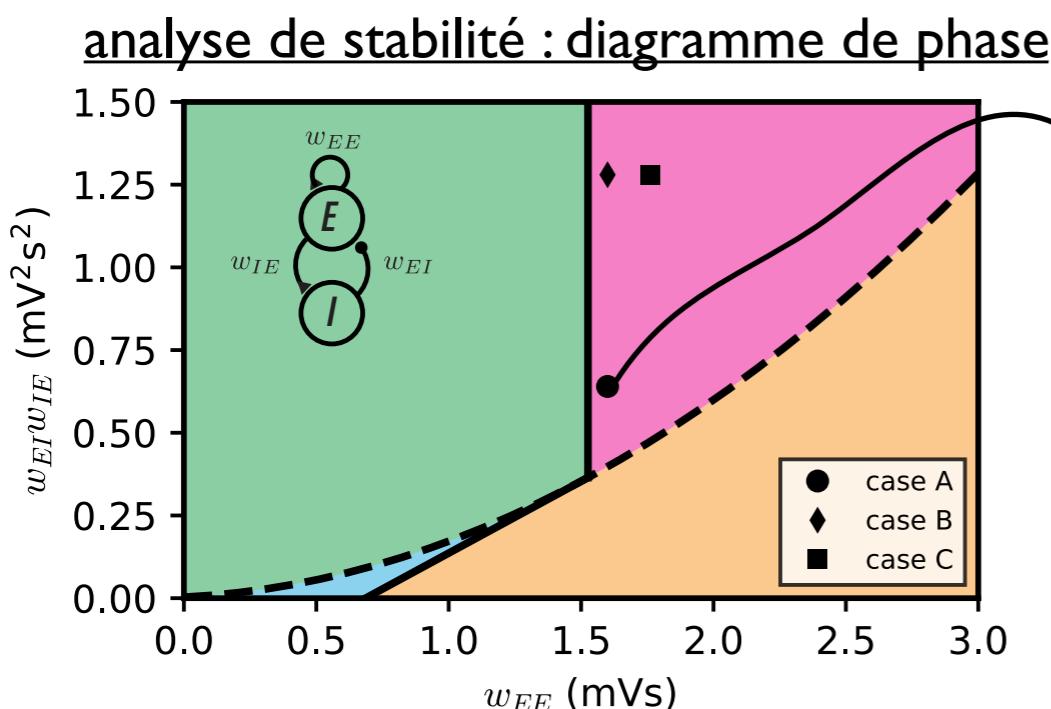
Exemple : réseau excitateur-inhibiteur

- Dans le cortex, on peut distinguer deux populations :
 - neurones excitateurs, r_E
 - neurones inhibiteurs, r_I
- Les deux populations ont de connexions récurrentes et sont couplées l'une à l'autre :

$$\begin{aligned}\tau_E \dot{r}_E &= -r_E + \Phi_E(I_E + w_{EE}r_E + w_{EI}r_I) \\ \tau_I \dot{r}_I &= -r_I + \Phi_I(I_I + w_{IE}r_E + w_{II}r_I)\end{aligned}$$



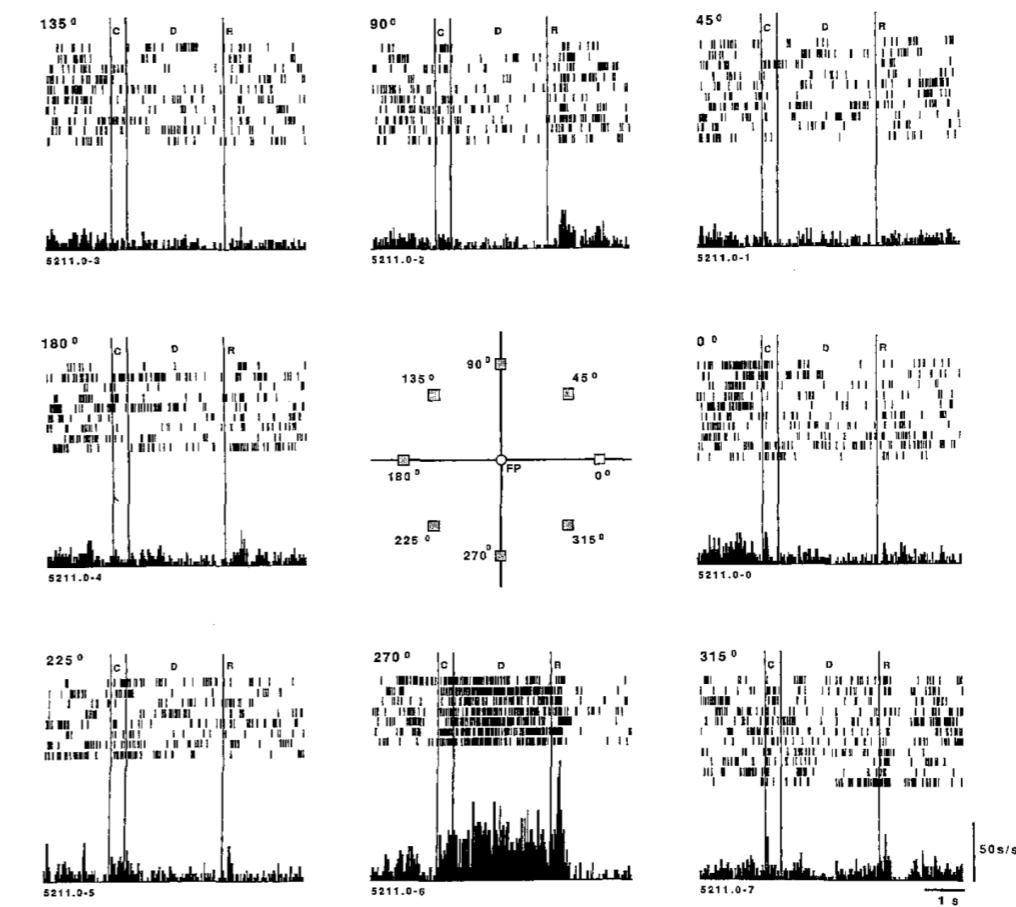
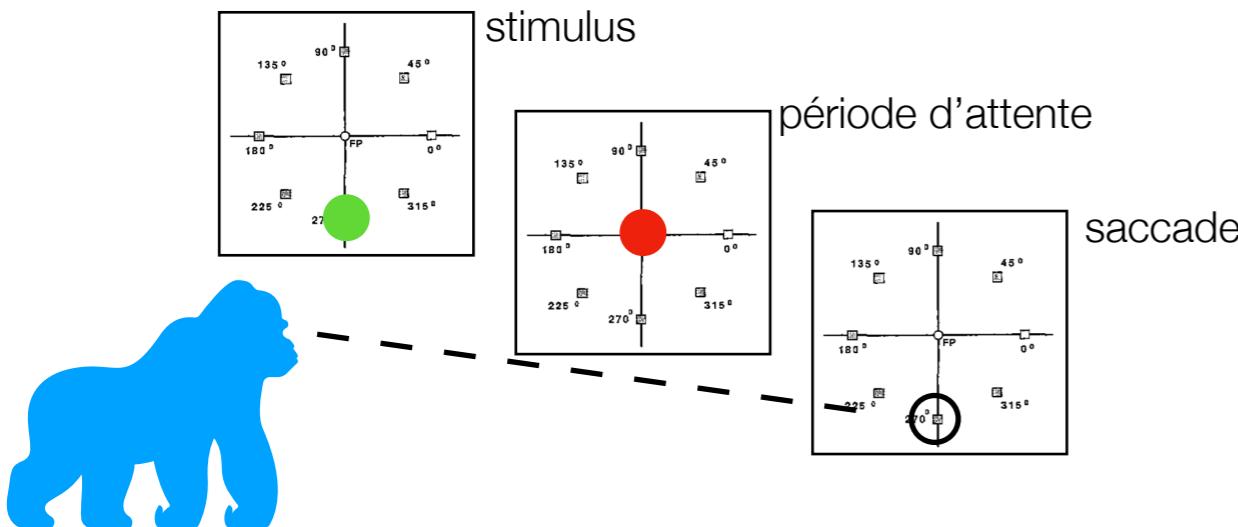
$$\begin{array}{l}w_{EE}, w_{IE} > 0 \\ w_{EI}, w_{II} < 0\end{array}$$



Exemple : Mémoire de travail chez le singe

observation : activité persistante

tâche : “réponse après attente”



Modèle : “bump attractor network”

Modèle pour la mémoire de travail (encodant une orientation)

- représenter le stimulus par une population avec une “identité” d’orientation θ (exciteur et inhibiteur), $r_E(\theta, t)$, $r_I(\theta, t)$

couplages : $I_E(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} [w_{EE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{EI}(\theta - \phi)r_I(\phi)] d\phi$

$$I_I(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} [w_{IE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{II}(\theta - \phi)r_I(\phi)] d\phi$$

Modèle : “bump attractor network”

Modèle pour la mémoire de travail (encodant une orientation)

- représenter le stimulus par une population avec une “identité” d’orientation θ (exciteur et inhibiteur), $r_E(\theta, t)$, $r_I(\theta, t)$

couplages : $I_E(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} [w_{EE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{EI}(\theta - \phi)r_I(\phi)] d\phi$

$$I_I(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} \underbrace{[w_{IE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{II}(\theta - \phi)r_I(\phi)]}_{\uparrow} d\phi$$

interactions dépendent de la différence d’orientation préférée !

Modèle : “bump attractor network”

Modèle pour la mémoire de travail (encodant une orientation)

- représenter le stimulus par une population avec une “identité” d’orientation θ (exciteur et inhibiteur), $r_E(\theta, t)$, $r_I(\theta, t)$

couplages :

$$I_E(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} [w_{EE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{EI}(\theta - \phi)r_I(\phi)] d\phi$$
$$I_I(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} \underbrace{w_{IE}(\theta - \phi)r_E(\phi)}_{\uparrow} - \underbrace{w_{II}(\theta - \phi)r_I(\phi)}_{\uparrow} d\phi$$

interactions dépendent de la différence d’orientation préférée !

- **Quelle connectivité** pour avoir une **activité localisée stable** ?

Modèle : “bump attractor network”

Modèle pour la mémoire de travail (encodant une orientation)

- représenter le stimulus par une population avec une “identité” d’orientation θ (exciteur et inhibiteur), $r_E(\theta, t)$, $r_I(\theta, t)$

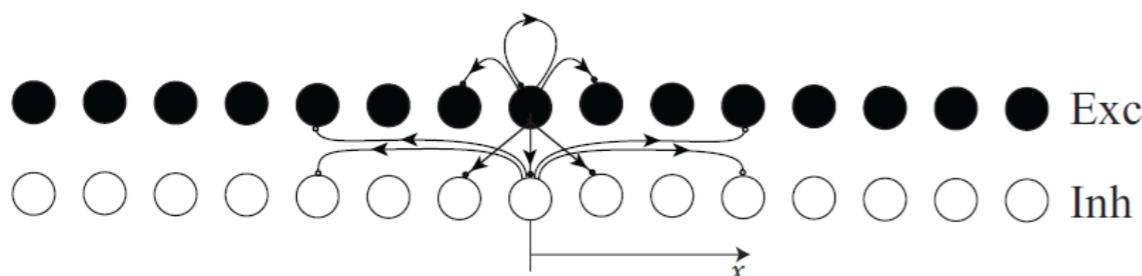
couplages :

$$I_E(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} [w_{EE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{EI}(\theta - \phi)r_I(\phi)] d\phi$$

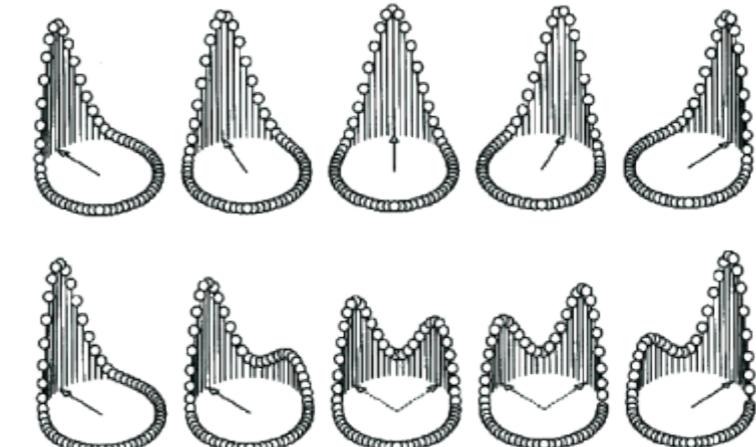
$$I_I(\theta) = \int_{-\pi}^{\pi} \underbrace{[w_{IE}(\theta - \phi)r_E(\phi) - w_{II}(\theta - \phi)r_I(\phi)]}_{\uparrow} d\phi$$

interactions dépendent de la différence d'orientation préférée !

- Quelle connectivité pour avoir une *activité localisée stable* ?



excitation à courtes “distances”,
inhibition à grandes “distances”

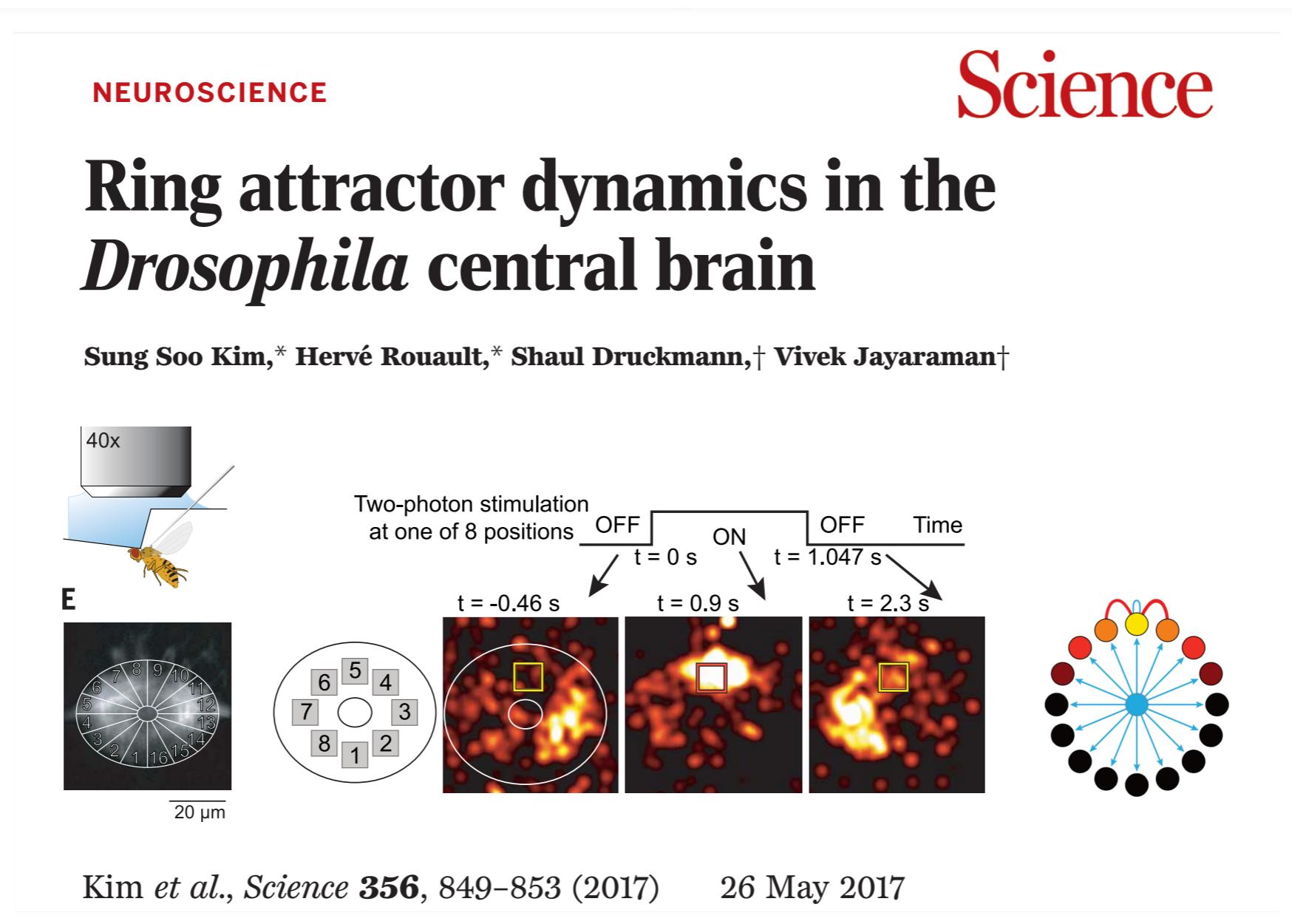
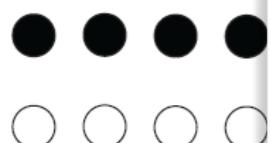


Modèle : “bump attractor network”

Modèle pour

- représente d'orientations couplées

- Quelle cor



excitation à courtes “distances”,
inhibition à grandes “distances”

