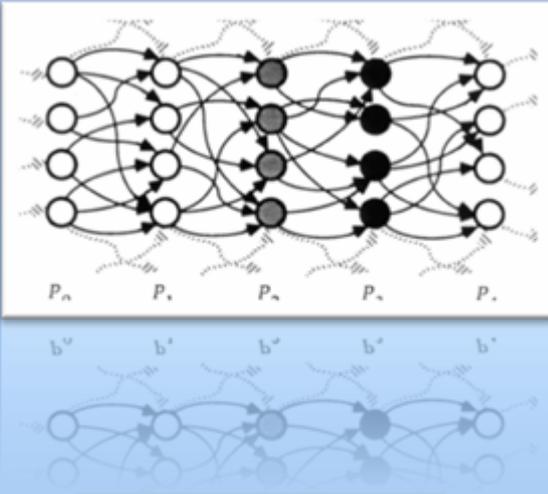
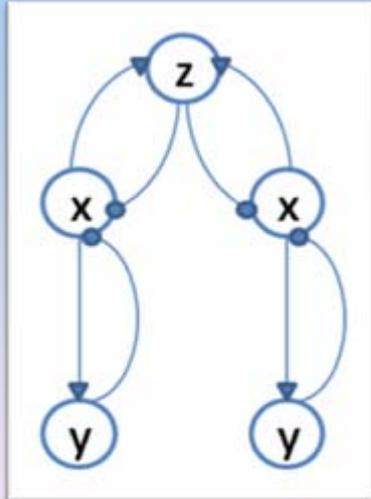


Plan de la présentation



Le modèle de la synfire chain, étude de sa croissance

Interactions entre synfire chains et résolution du binding problem



Oscillateurs couplés, application à la segmentation d'images

Réseaux d'oscillateurs couplés et linguistique cognitive



Neocortical Self-Structuration as a Basis for Learning

René Doursat, Elie Bienenstock

Problématique et démarche de l'article

Problématique :

Comment se fait l'auto-organisation du néocortex?



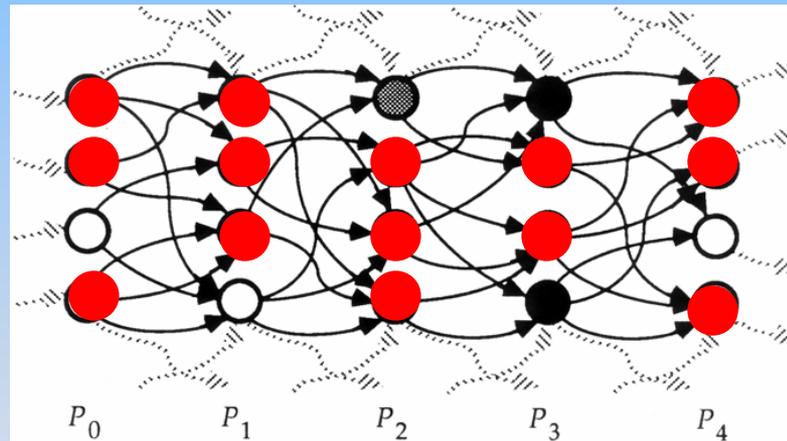
Utilisation d'un réseau neuronal conduisant à la formation d'un motif structuré

Démarche :

- ➔ Présentation du modèle utilisé : la synfire chain
- ➔ Lois régissant la construction du modèle, ajustement des paramètres
- ➔ Etude de la croissance et de l'auto-organisation d'une synfire chain

Présentation du modèle utilisé : la synfire chain

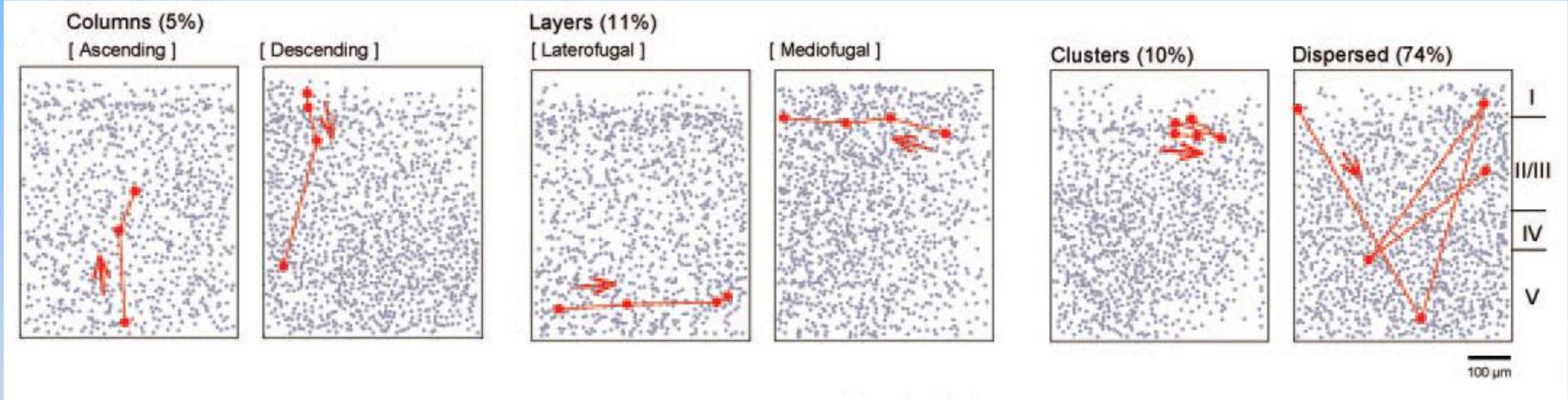
- La synfire chain : une structure linéaire de groupes de neurones synchronisés



- Basée sur des observations biologiques

Présentation du modèle utilisé : la synfire chain

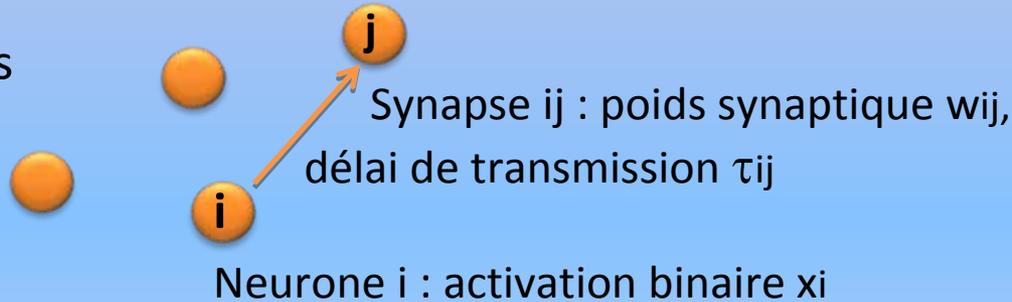
- Observation de motifs répétés (Ikegaya) :



- Un modèle de codage neuronal d'ordre temporel élevé : les « briques élémentaires » des représentations neuronales

Un modèle basé sur des lois biologiques

- N neurones



- Temps discret, intervalles de 1ms

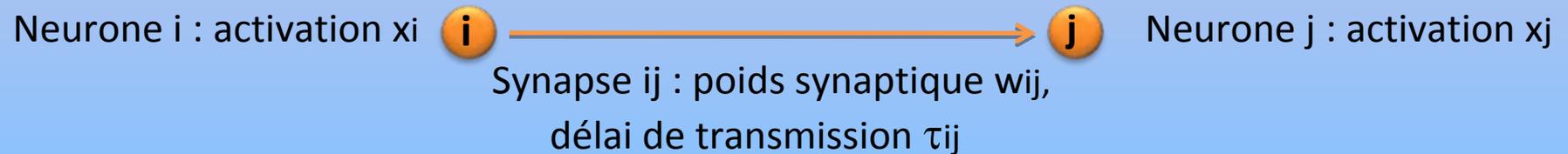
Lois d'évolution dans le temps :

- Activation neuronale : modèle de Mc Culloch et Pitts

$$P[x_j(t) = 1] = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-(V_j(t) - \theta_j)}{T}\right)}$$

$$\text{avec } V_j(t) = \sum_i w_{ij}(t)x_i(t - \tau_{ij})$$

Un modèle basé sur des lois biologiques



- Poids synaptique : renforcement ou dépression

$$w_{ij}(t) = \begin{cases} w_{ij}(t-1) + \alpha & \text{si } x_j(t) = x_i(t - \tau_{ij}) = 1 \\ w_{ij}(t-1) - \beta & \text{si } x_j(t) \neq x_i(t - \tau_{ij}) \\ w_{ij}(t-1) & \text{si } x_j(t) = x_i(t - \tau_{ij}) = 0 \end{cases}$$



Coopération des neurones présynaptiques
Feedback positif dans le réseau



Compétition synaptique : somme des poids synaptiques
entrants et sortants toujours conservée

Analyse préliminaire du modèle

- Hypothèse simplificatrice : les délais de transmission τ_{ij} ont tous la même valeur τ_0

- On fixe les paramètres : $N = 100$

$$s_0 = 10$$

$$w_{ij} = w_0 = \frac{s_0}{N} = 0.1$$

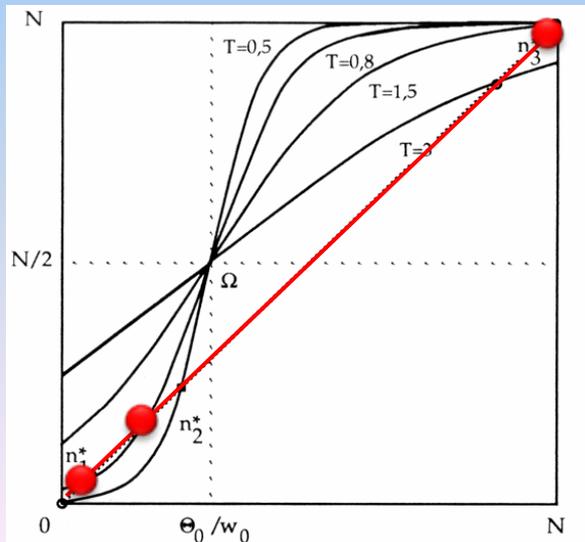
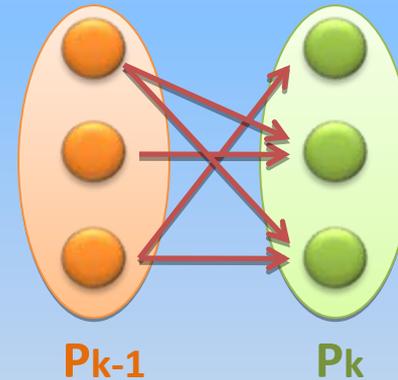
$$\theta_{ij} = \theta_0$$

$$\alpha = \beta = 0$$

$$\text{activité totale } n(t) = \sum_i x_i(t)$$

Analyse préliminaire du modèle

- On veut que 2 régimes soient stables :
 - > faible activité aléatoire dans un réseau non structuré
 - > propagation stable d'une vague d'activité dans une synfire chain



Analyse préliminaire du modèle

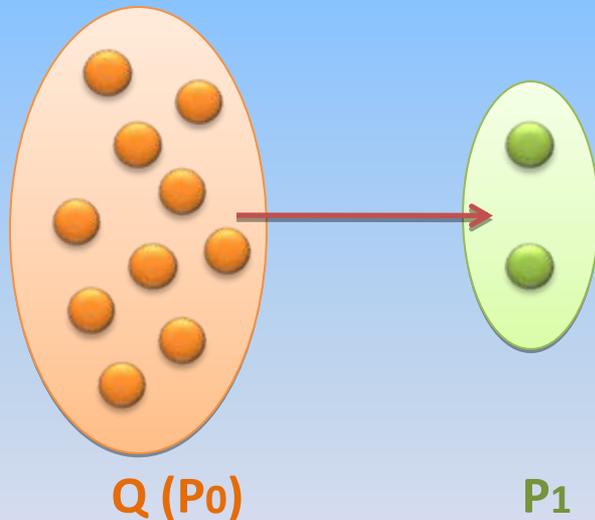
- On peut fixer tous les paramètres (T, θ_0) pour obtenir les 2 points fixes stables souhaités
- Etude du comportement en reprenant en compte les dynamiques synaptiques

2 régimes stables observés :

- ➔ activité aléatoire empêchant toute structure ordonnée
- ➔ d'émerger
activité ordonnée faisant émerger une chaîne qui renforce sa propre construction

Etude de la croissance d'une synfire chain

- Groupe de n_0 neurones Q activés en même temps, tous les 10 à $20 \tau_0$. Q va devenir l'origine d'une nouvelle synfire chain.



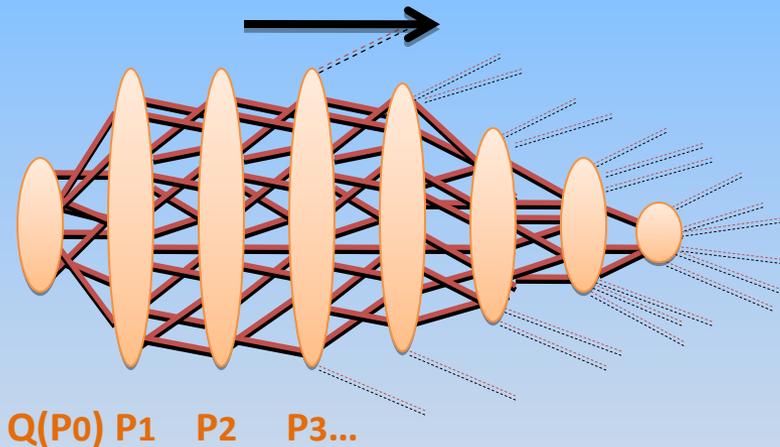
Après 1^{ère} activation de Q :
12% de chance d'activation
pour les 2 neurones de P1
1,8% pour les autres

P1 trop petit pour activer
d'autres neurones

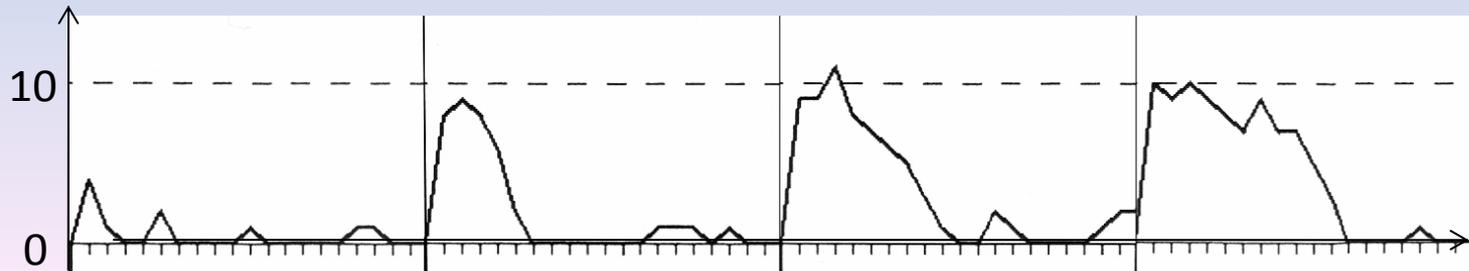
- Recrutement par diversification, puis par sélection : $n_1 = \max(n_0, s_0) = 10$ neurones dans P1.

Etude de la croissance d'une synfire chain

- Processus récursif
- P1 n'attend pas d'être complet pour commencer à recruter des neurones de P2



activité
du réseau

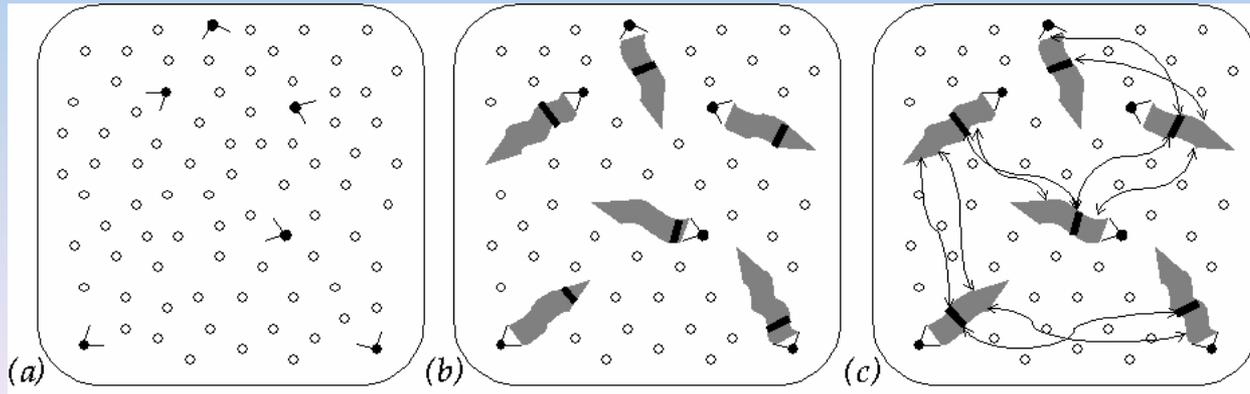


temps

Conclusion

➡ Modèle crédible biologiquement, rendant compte de l'apparition de groupes de neurones synchrones et de l'auto-organisation du néocortex

↳ Possibilité pour ces synfire chains d'interagir et de se synchroniser?



Modeling Compositionality by Dynamic Binding of Synfire Chains

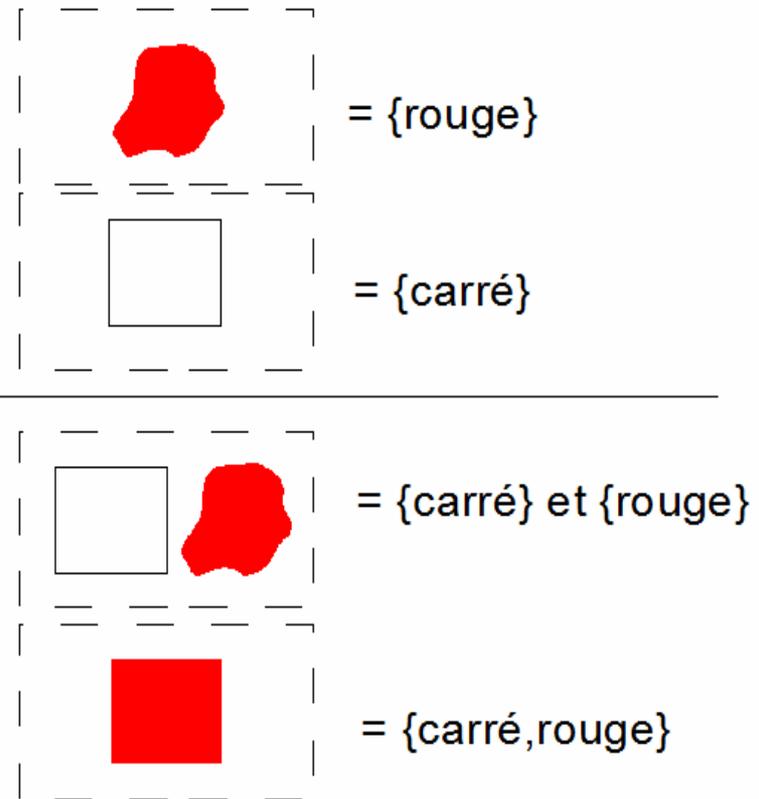
Moshe Abeles, Gaby Hayon, Daniel Lehmann

Contexte

➡ Le problème de composer des concepts.

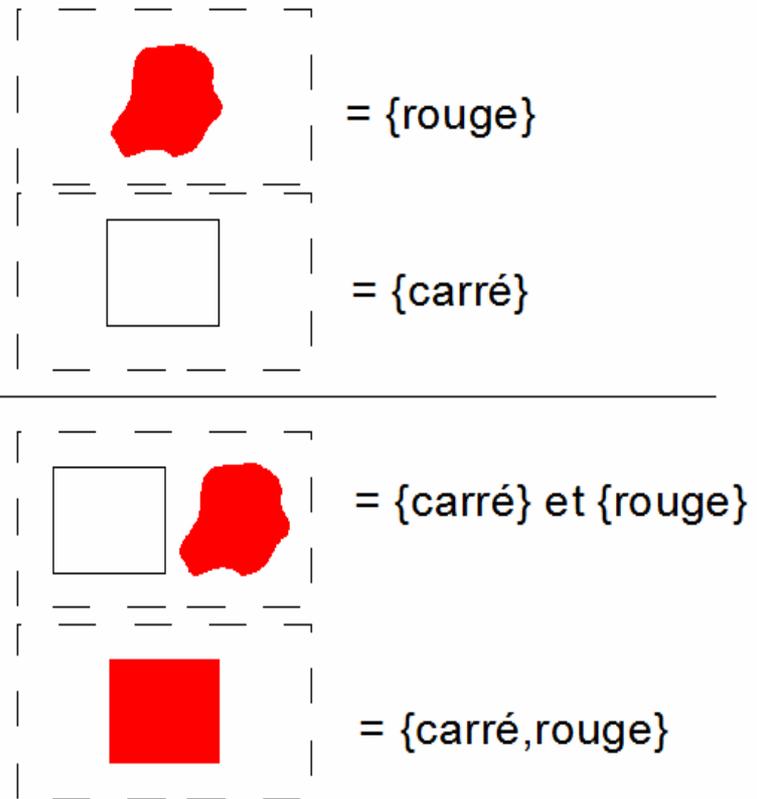


L'apparition d'une vague d'activité dans une synfire chain correspond à la présence d'une unité sémantique



Contexte

Une synchronisation
des vagues d'activités
pourrait représenter
un concept composé

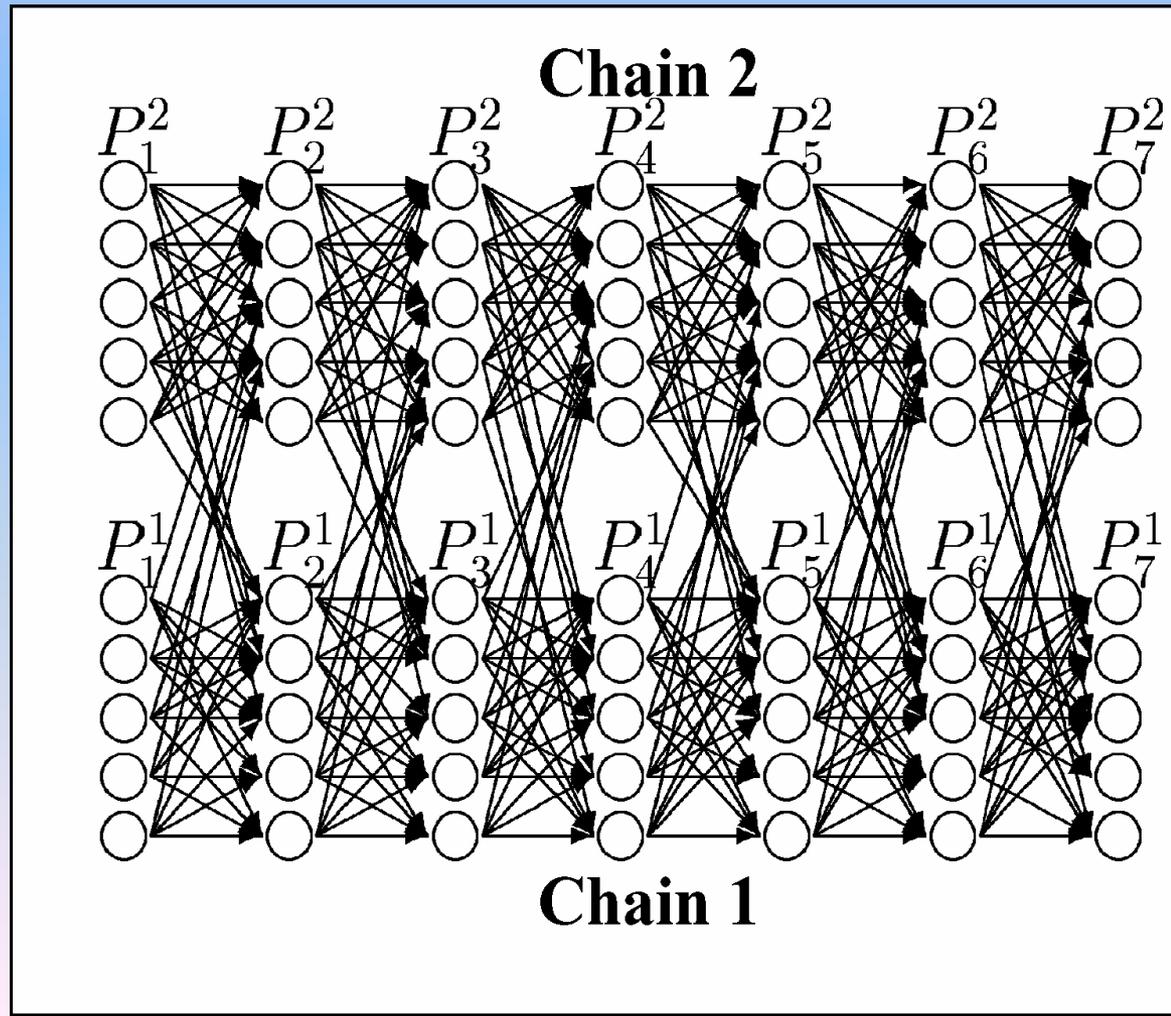


Objectif

- Vérifier qu'une synchronisation est possible entre 2 synfire chains.
- Vérifier que le processus de synchronisation est stable et discriminant.
- Vérifier que le processus de synchronisation permet un transfert "bottom-up" et "top-down".

Synchronisation

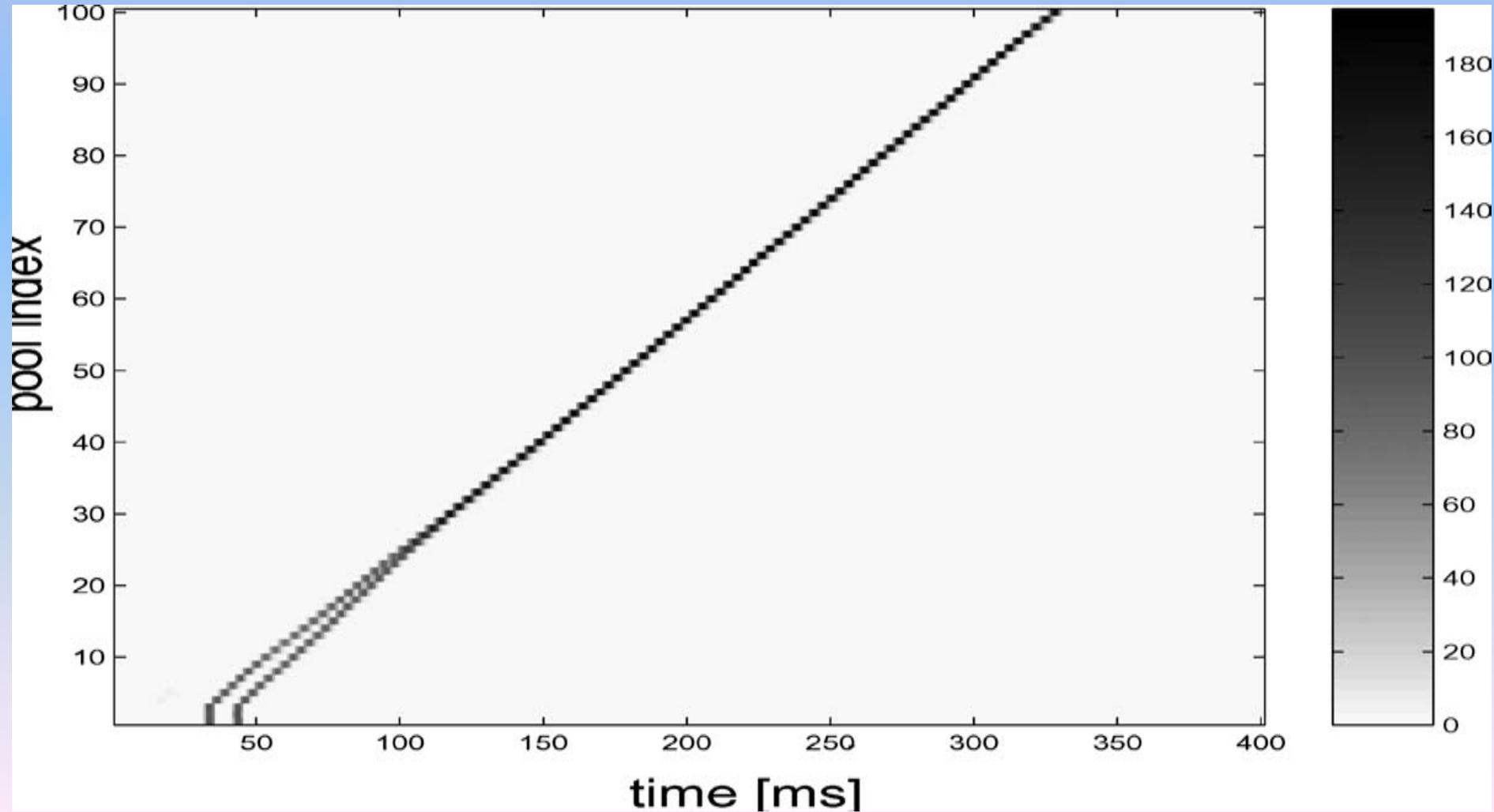
- Modèle "integrate and fire" pour les neurones
- Un bruit pour le réseau
- 2 synfire chains



Synchronisation

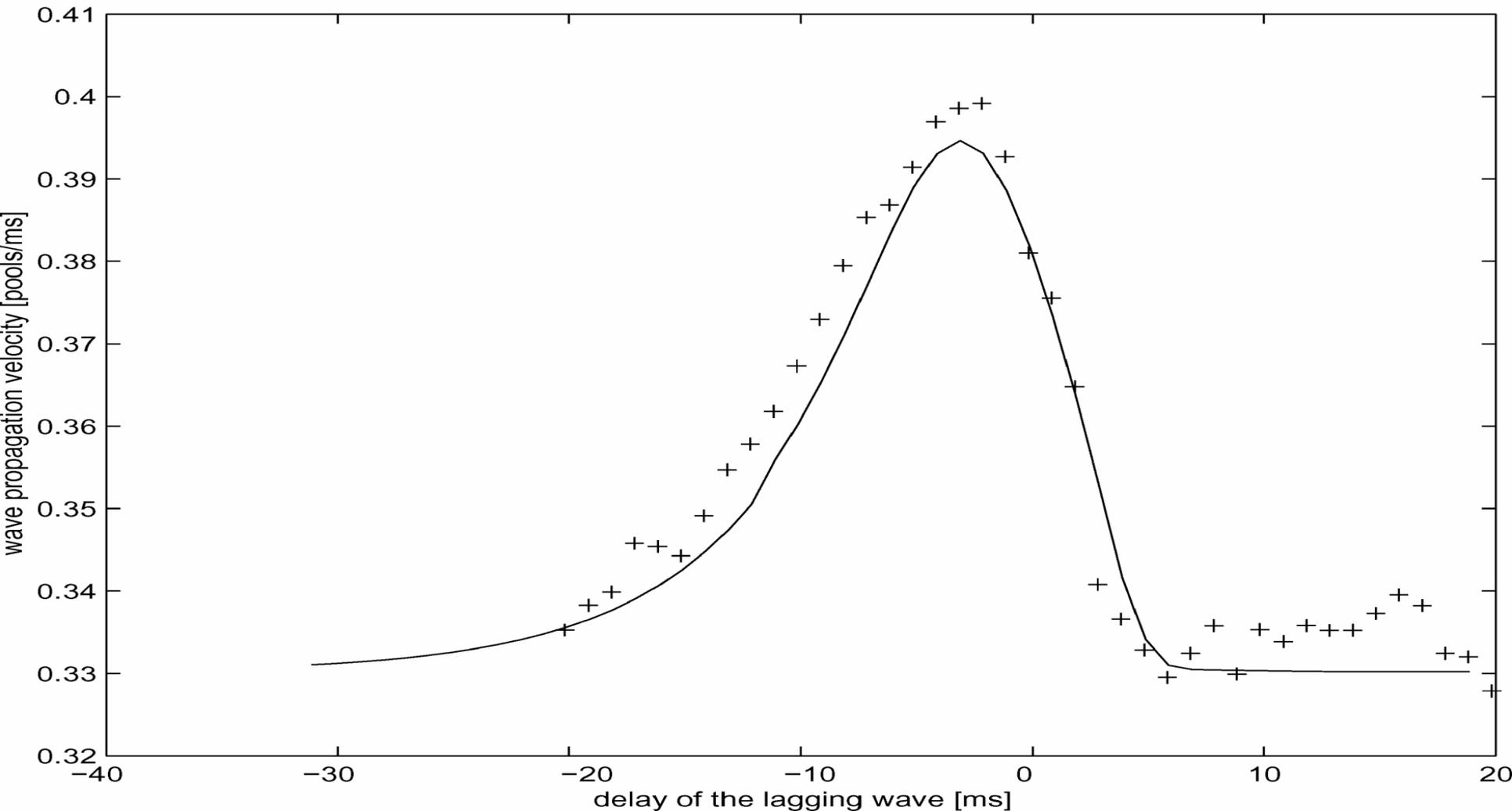
- Création une vague d'activité dans chaque chaîne avec un délai entre les 2 créations.
- Calcul du comportement du système.

Synchronisation



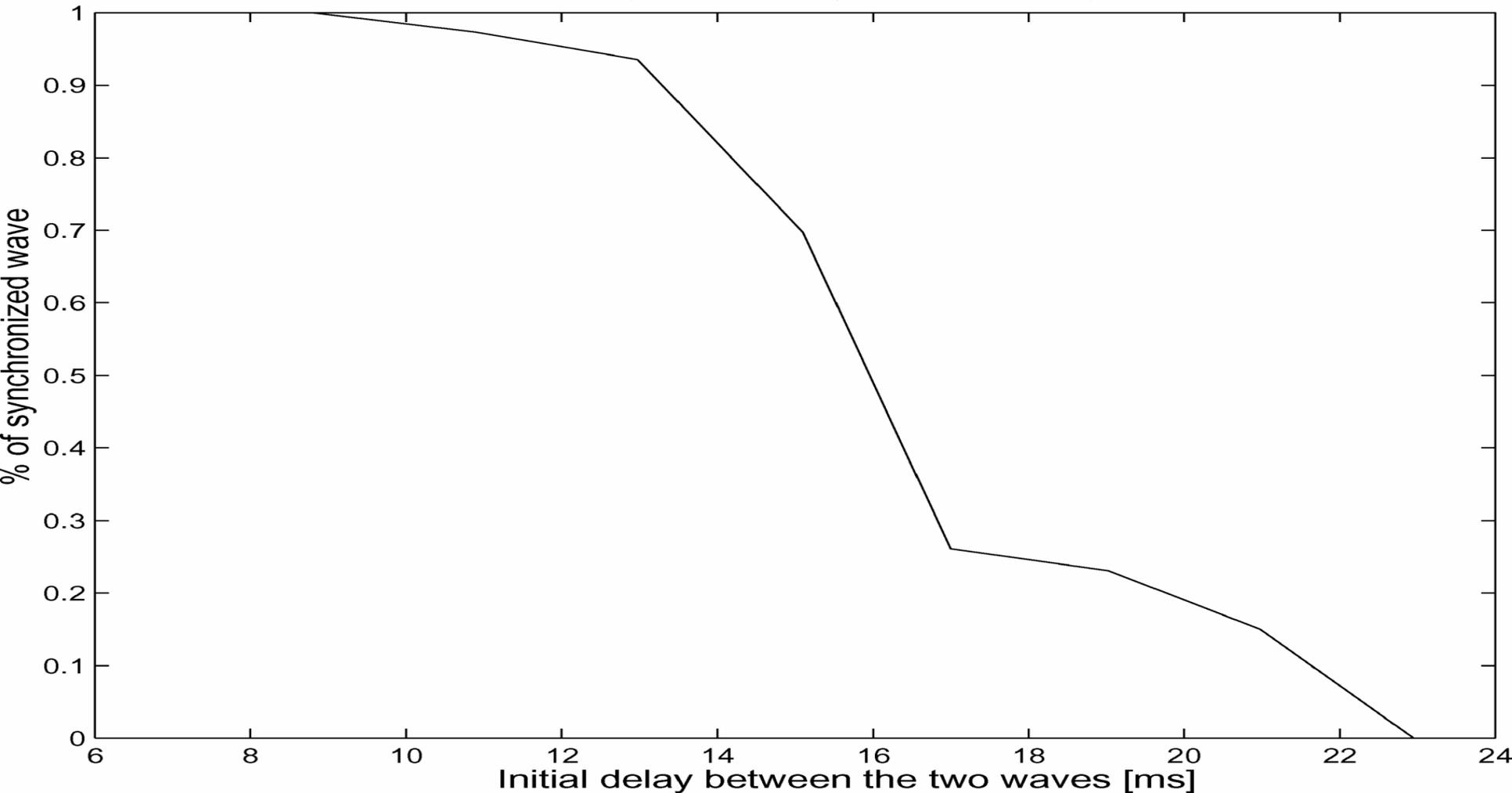
Accélération de la vague en retard

$C=0.8$ mV, $W=0.8$ mV, $\tau_m=5$ ms, $\sigma=4.5$ mV, $\theta=14$ mV, $30 \times 100 \times 15 \times 2$



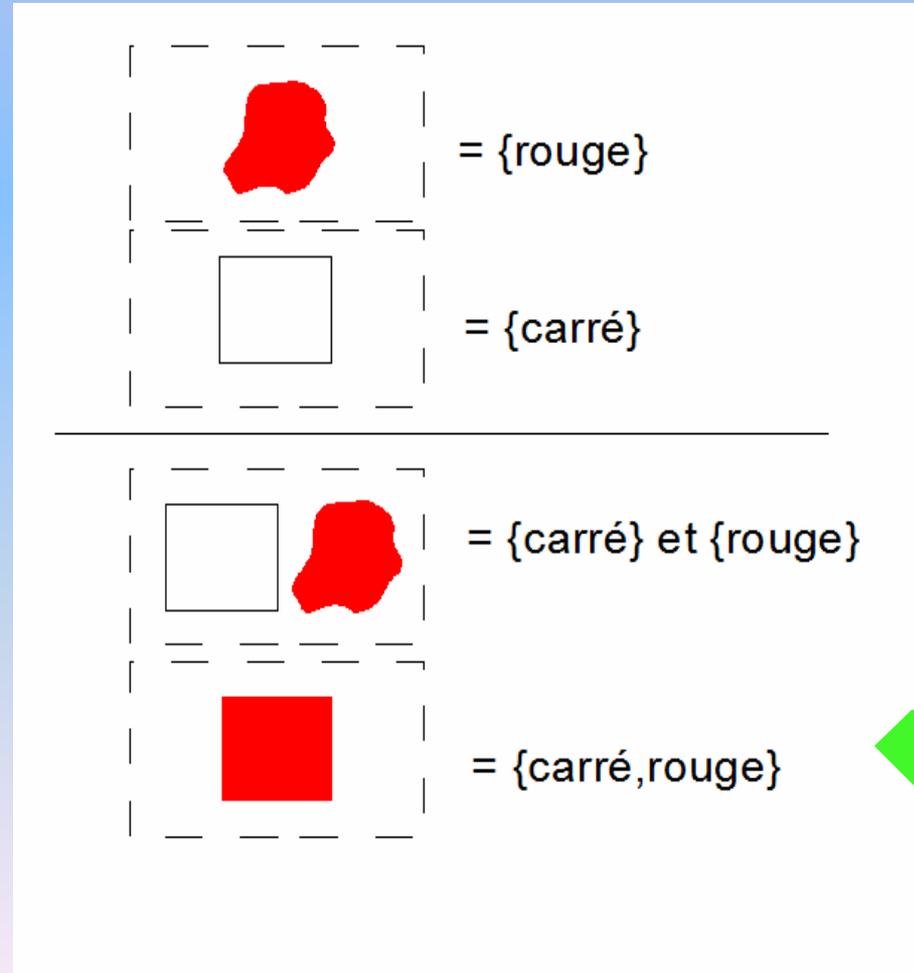
Probabilité de synchronisation

$C=0.8$ mV, $W=.32$ mV, 40 simulation, $30 \times 100 \times 15 \times 2$



Résultat

La synchronisation
entre 2 synfire
chains est possible.

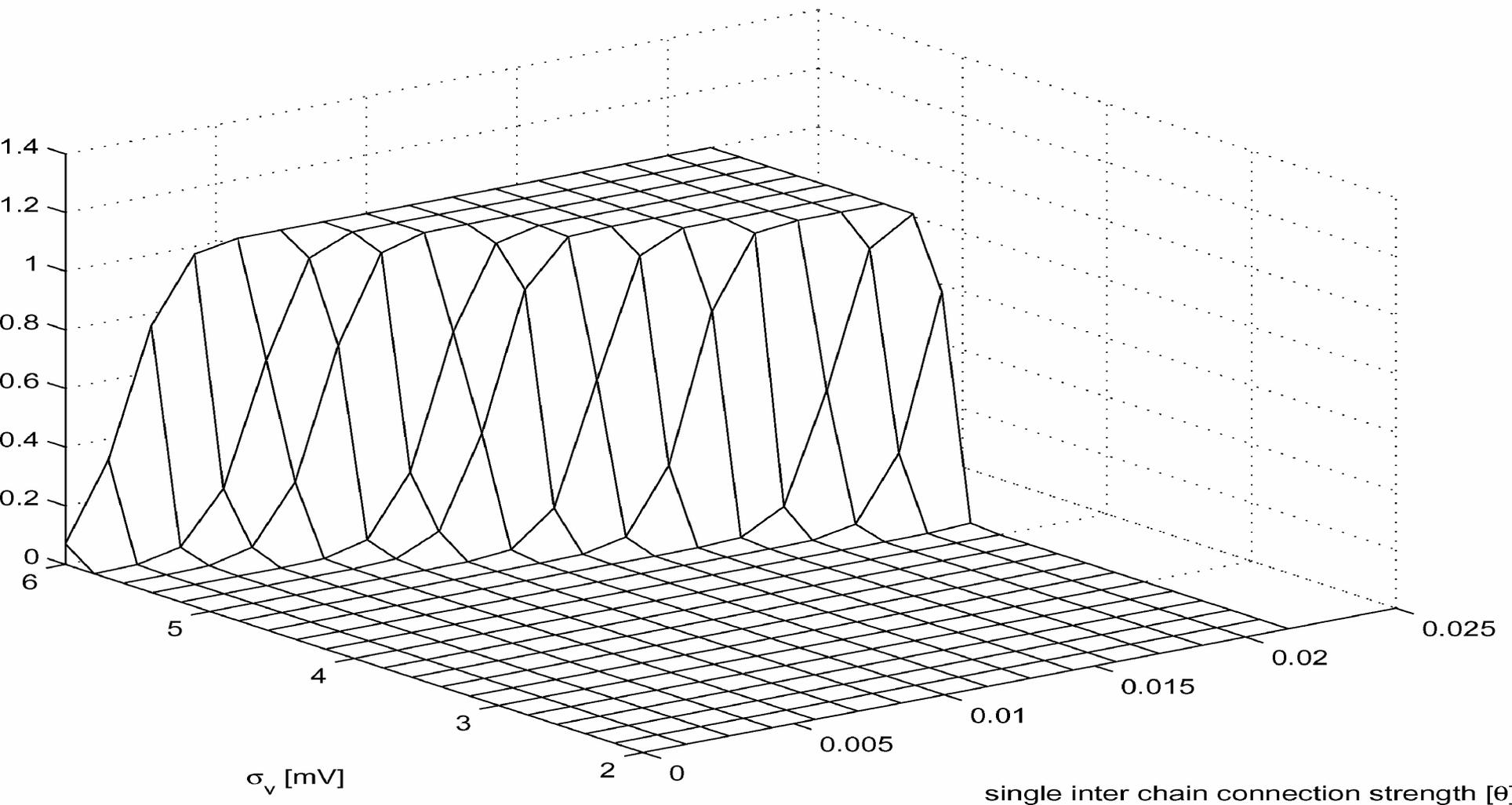


Stabilité

- Même réseau.
- Modification des paramètres des liaisons inter-chaines.
- Création d'une vague dans une seule chaîne.
- Calcul du comportement.

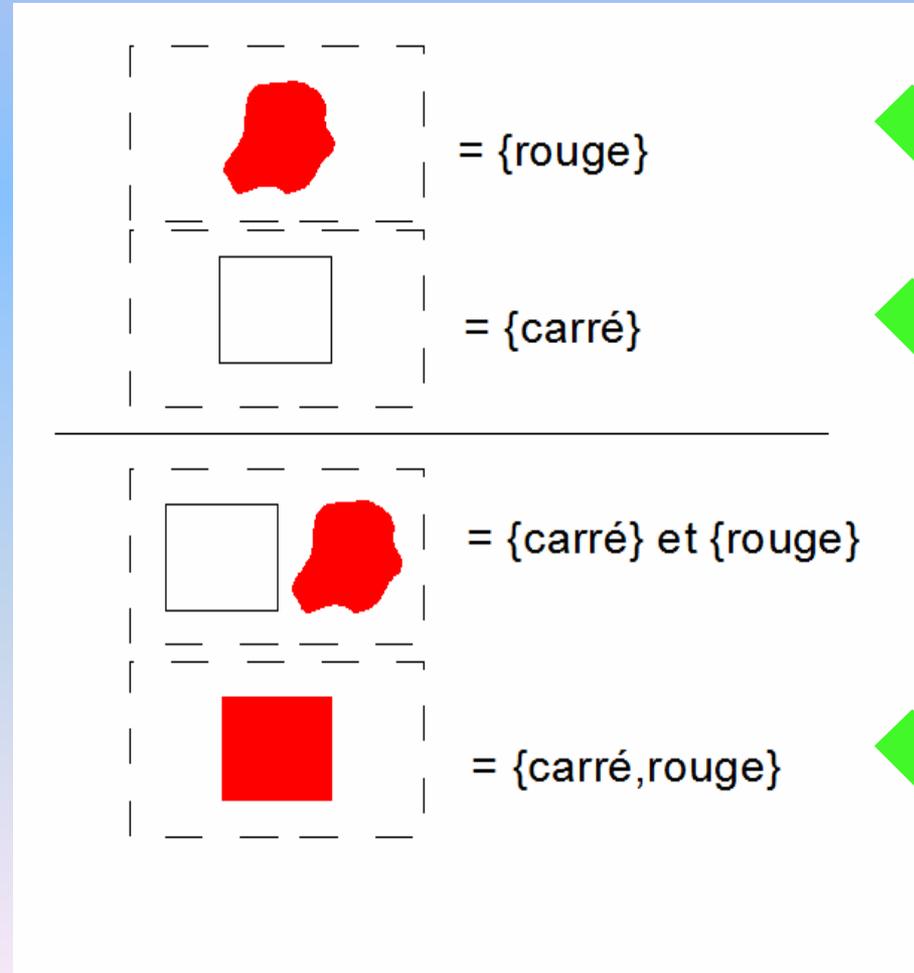
Stabilité

creation of associative waves, $\theta = 14\text{mV}$, $100 \times 100 \times 50$, 5 inter chain connections



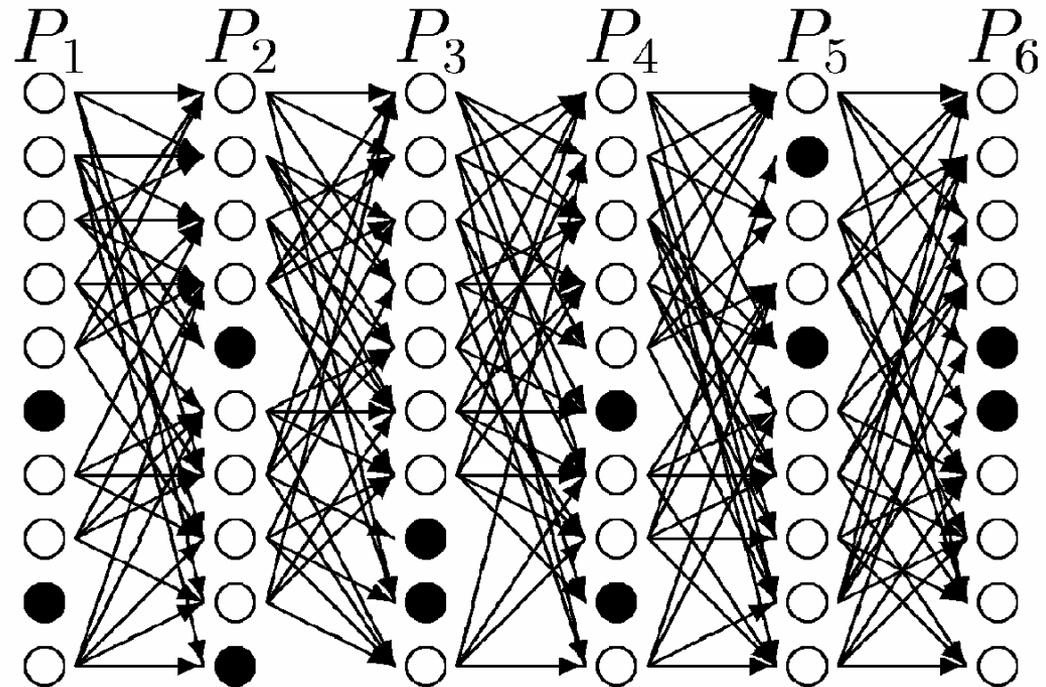
Résultat

Quand les liaisons inter-chaines sont
ni trop faibles (pas de synchronisation)
ni trop fortes (pas de stabilité)
on a un processus de synchronisation stable.



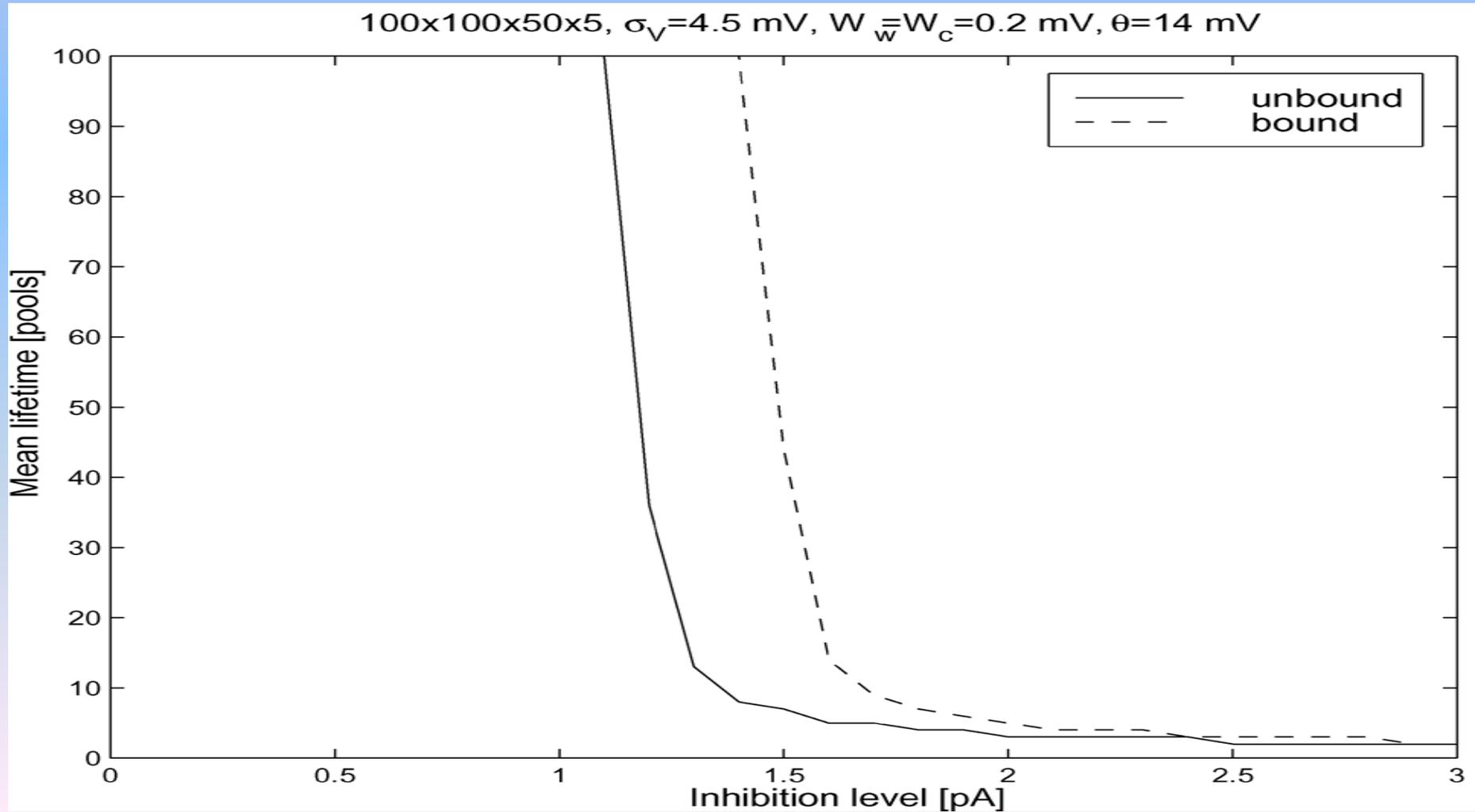
Synchronisation avec compétition

- Rajout de neurones inhibiteurs dans les chaînes.
- Création de vagues synchronisées et non synchronisées à inhibition constante



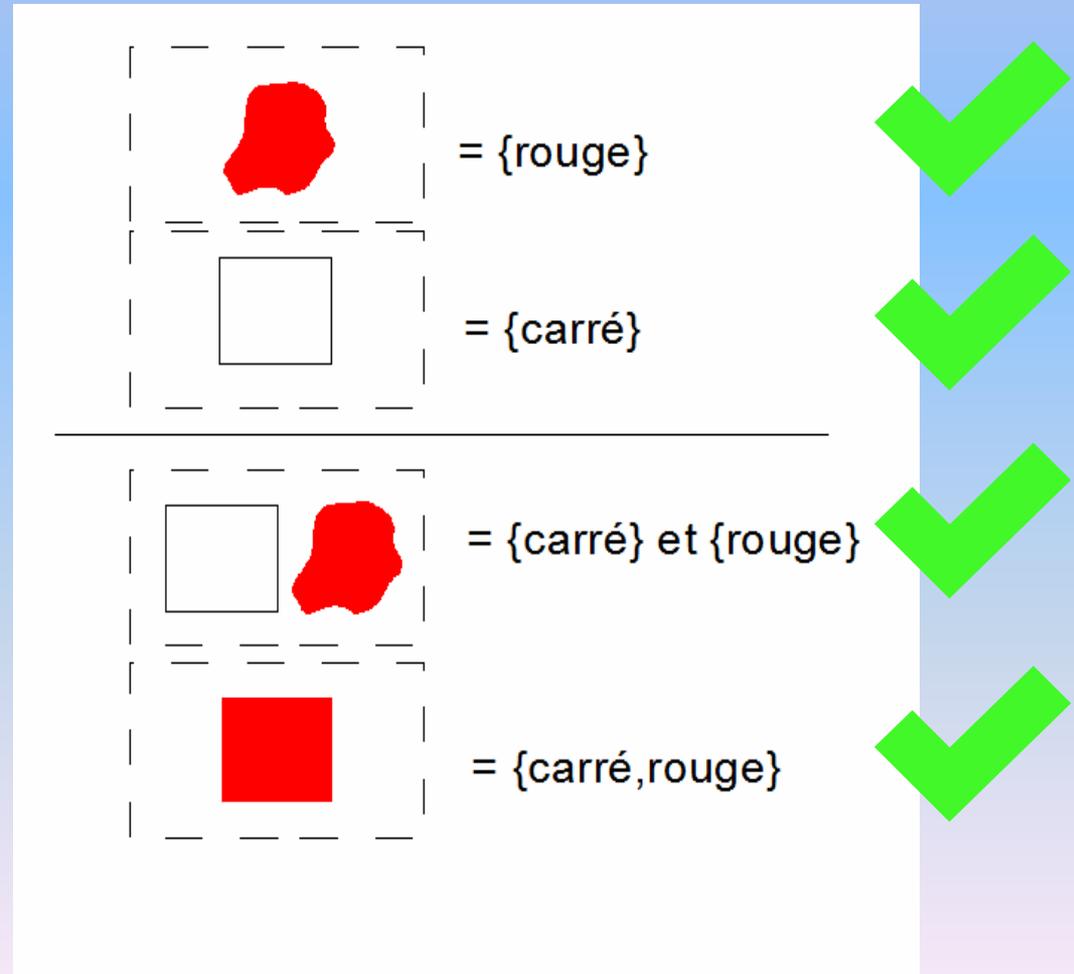
- – Inhibitory neuron
- – Excitatory neuron

Inhibition discriminante



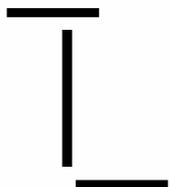
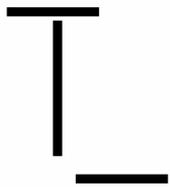
Résultat

Quand l'amplitude de l'inhibition est dans un certain intervalle, on a une inhibition discriminante.

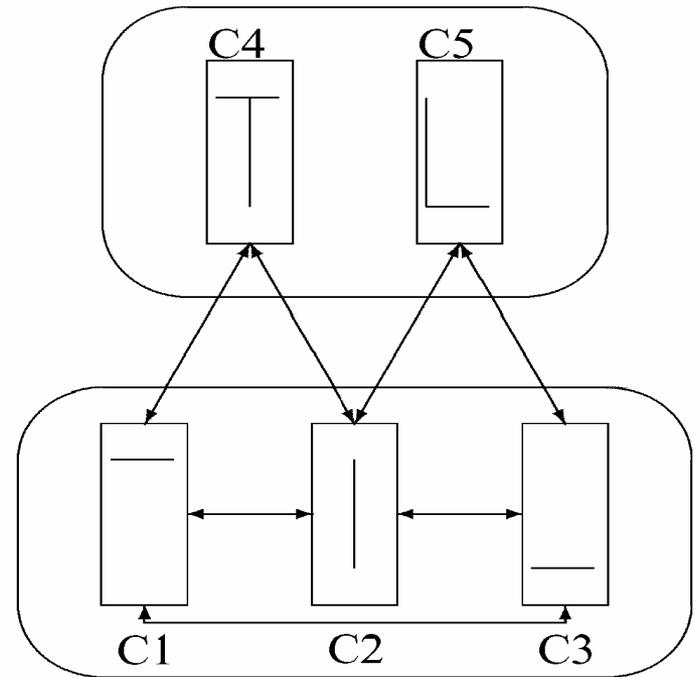
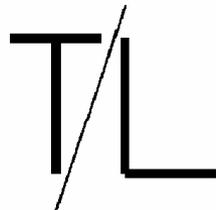
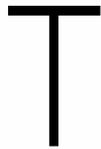


Hiérarchie et Transfert bi-directionnel

Screen



Object



○ - Area

□ - Synfire chain

↔ - Inter-chain connections

Hiérarchie et Transfert bi-directionnel

- Création d'une vague d'activité dans chaque chaîne avec un délai entre les 3 créations.
- Modification des seuils dans les différentes chaînes.
- Calcul du comportement du système.

Résultat

Synchronisation discriminante.

Forte dépendance dans la première vague : un mécanisme pour le transfert d'informations avec le reste du réseau.

Conclusion

Les réseaux de synfire chains peuvent se synchroniser :

- De façon stable
- De façon discriminante
- De façon sensible à l'état ambiant

The Time Dimension for Scene Analysis

DeLiang Wang

Le 'Binding Problem'.

Introduction :

- Comment reconnaît-on visuellement un objet dans une image ?

➔ Le Binding Problem

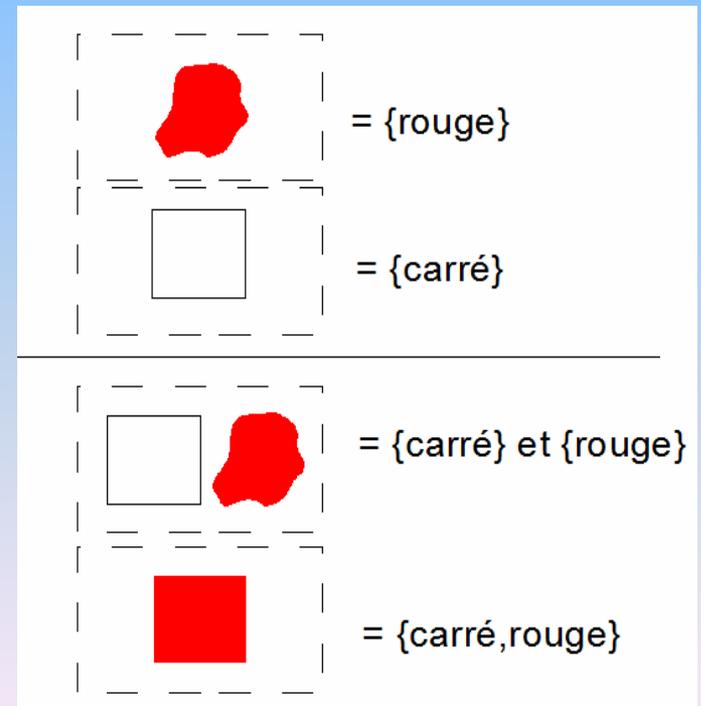
- La théorie linéaire des perceptrons

➔ Insuffisante

- L'introduction du temps :
Synchro- et désynchronisation
des concepts

➔ Synfire chains

➔ Corrélation d'oscillateurs



La corrélation d'oscillateurs

Quelle en est l'idée ?

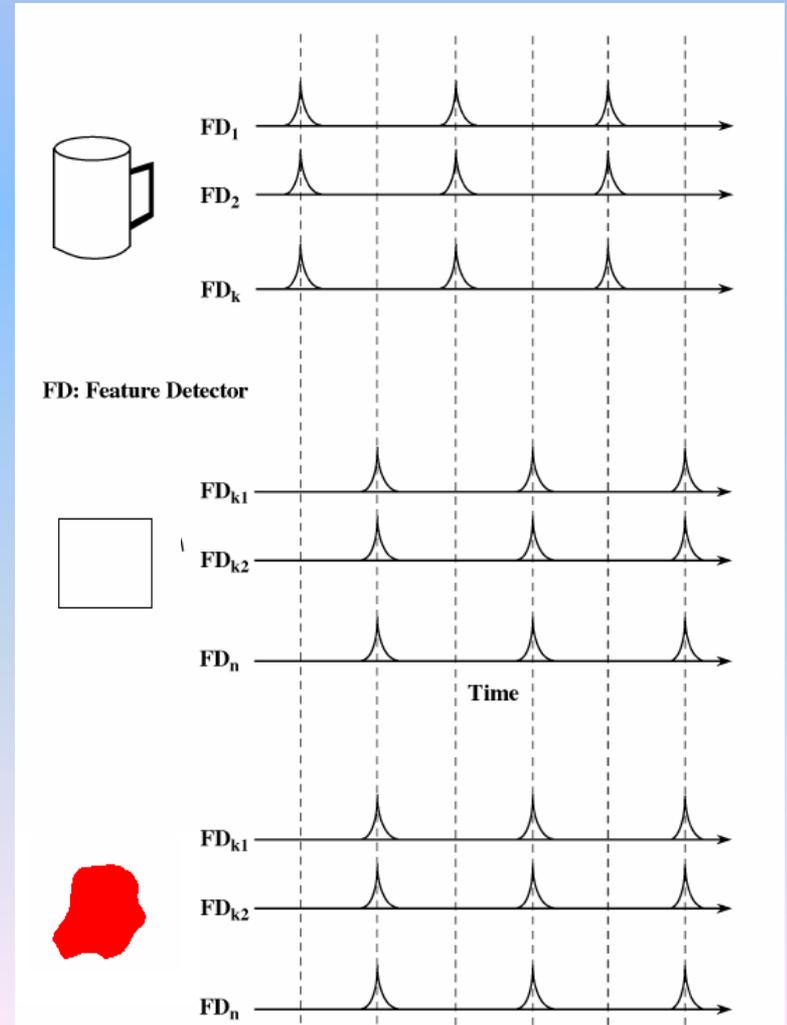
- Des assemblées neuronales synchronisées se forment entre des éléments corrélés.

➡ Le carré et la couleur rouge sont donc corrélés : le carré est rouge

- La désynchronisation d'assemblées décorrèle les éléments.



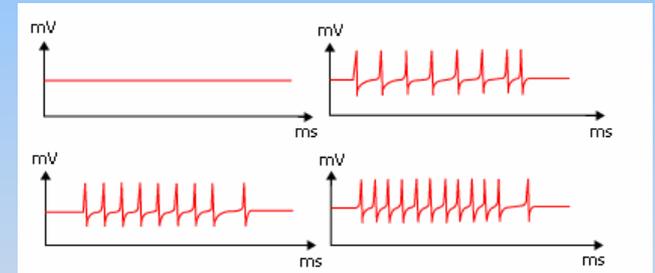
On se ramène à un problème de segmentation de l'image !



La corrélation d'oscillateurs

Quels fondements pour une telle théorie ?

- L'activité d'un oscillateur ressemble beaucoup à celle d'un neurone ou d'un groupe de neurones.
- La découverte d'oscillations cohérentes dans le cortex visuel du chat (fin des années 1980) rend la théorie biologiquement séduisante
- L'utilisation d'oscillateurs permet une modélisation informatique plus facile des phénomènes de synchro et désynchronisation



Un modèle d'oscillateurs

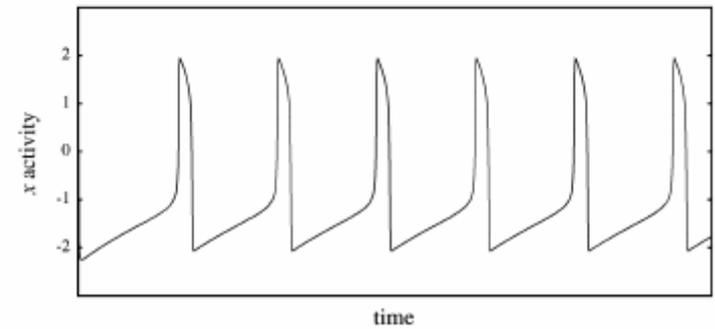
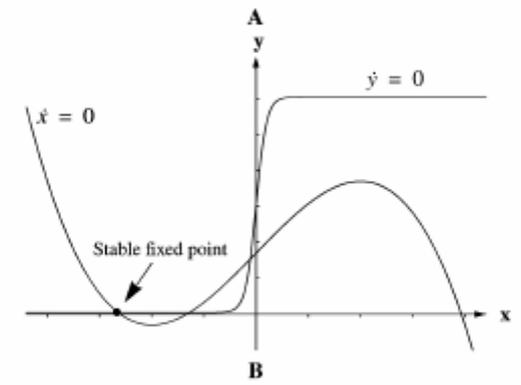
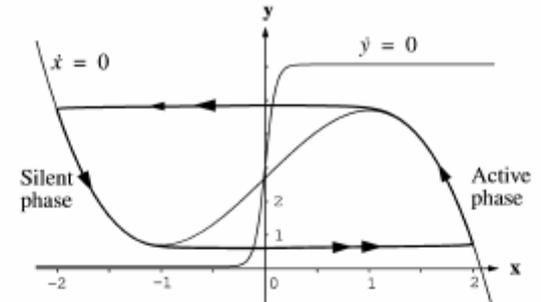
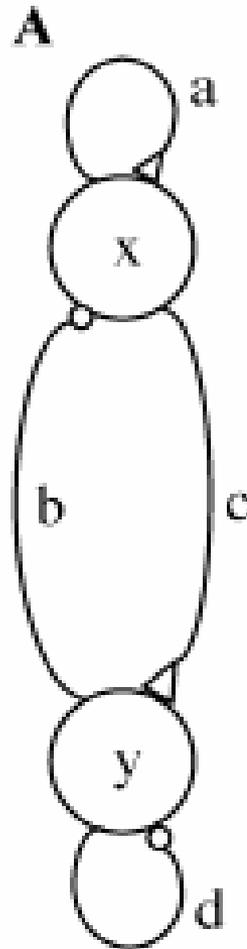
L'oscillateur à relaxation

Deux états :

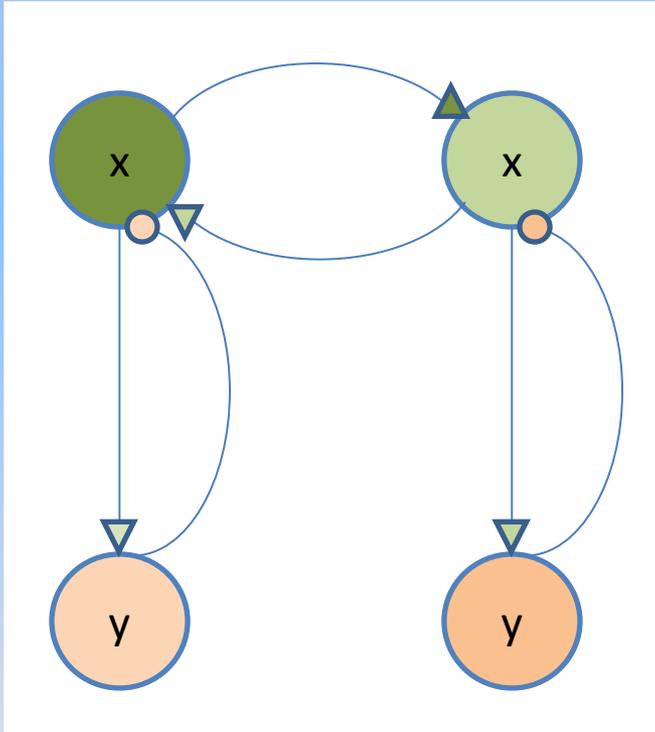
- régime oscillatoire
- régime stable ou excitable

x : neurone excitateur

y : neurone inhibiteur

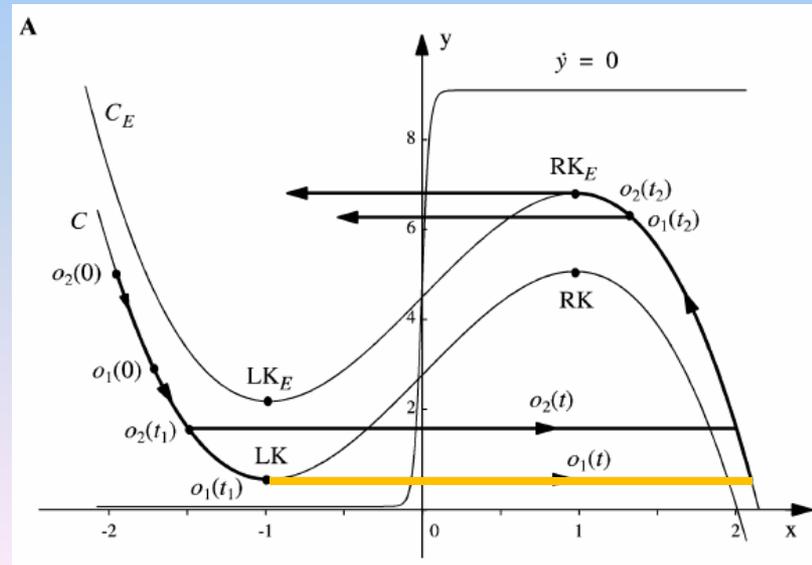


Couplage de deux oscillateurs

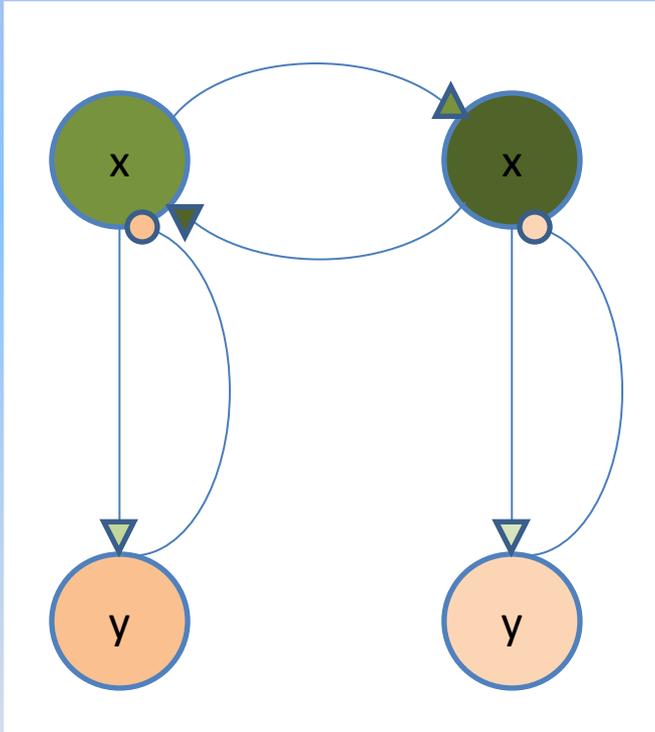


- La synchronisation rapide

Couplage binaire (ou de Heaviside) comme pour des synapses : les oscillateurs sont non couplés tant que l'un n'est pas dans un état actif

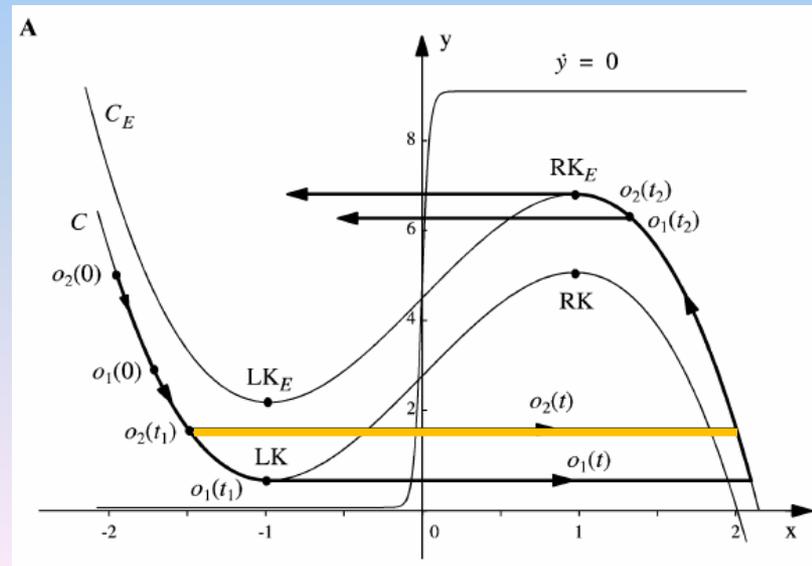


Couplage de deux oscillateurs

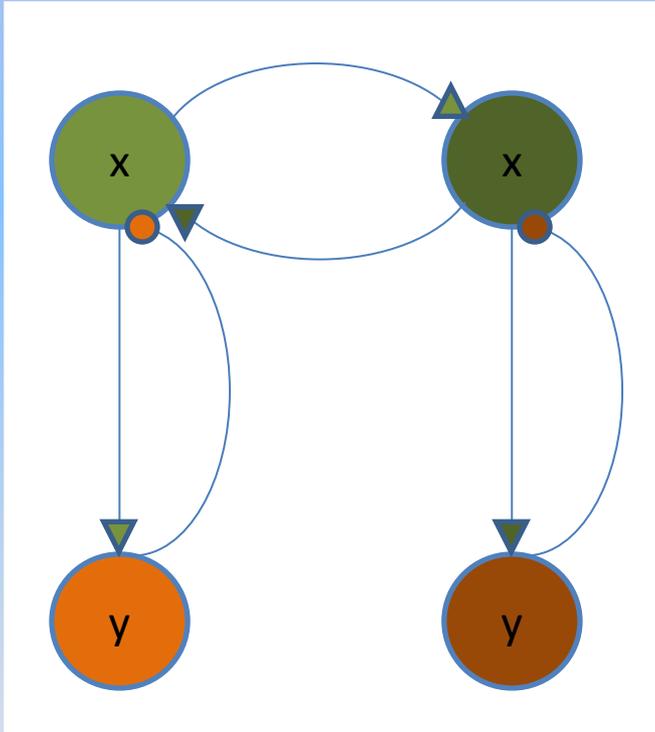


- La synchronisation rapide

Couplage binaire (ou de Heaviside) comme pour des synapses : les oscillateurs sont non couplés tant que l'un n'est pas dans un état actif

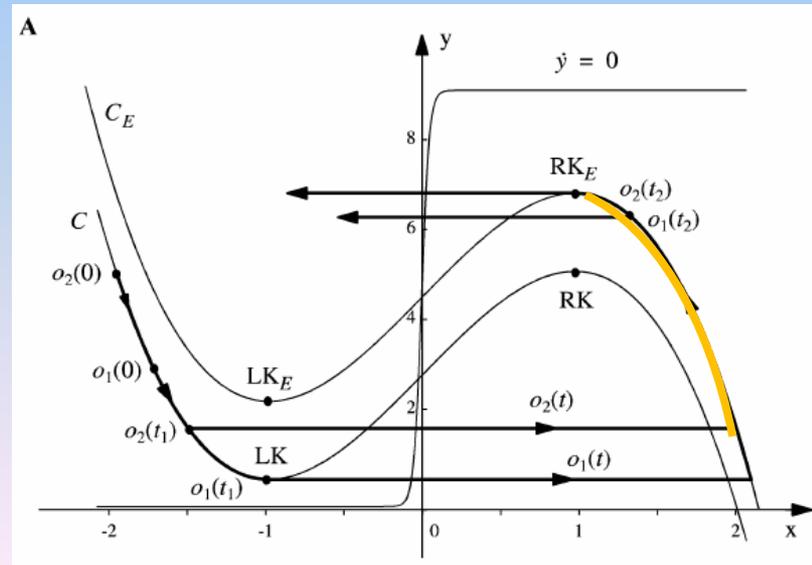


Couplage de deux oscillateurs

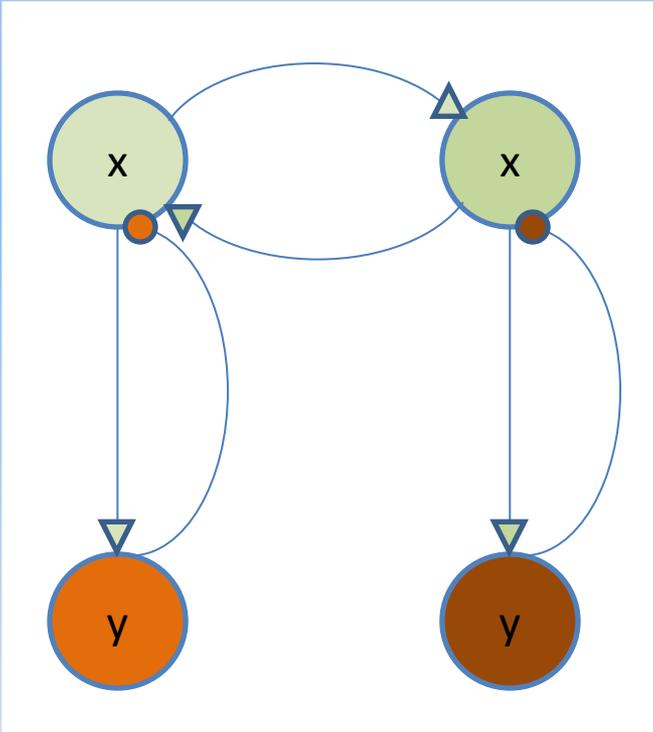


- La synchronisation rapide

Couplage binaire (ou de Heaviside) comme pour des synapses : les oscillateurs sont non couplés tant que l'un n'est pas dans un état actif

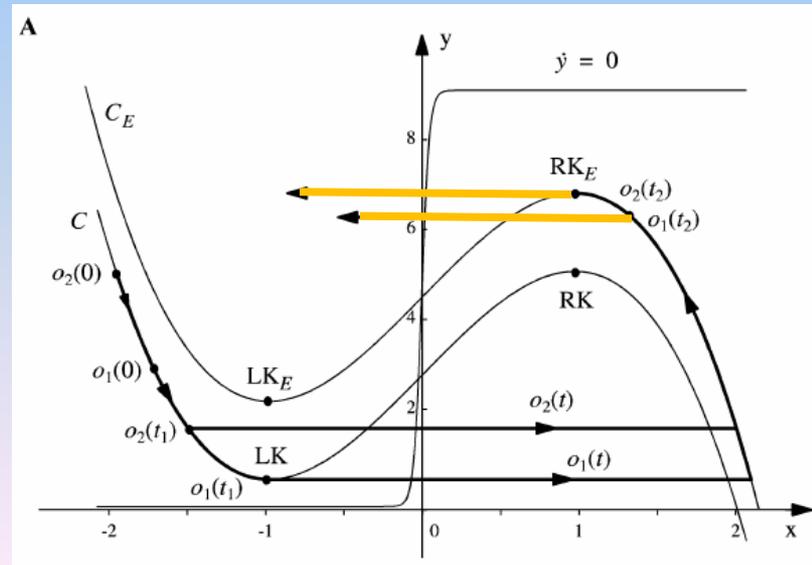


Couplage de deux oscillateurs

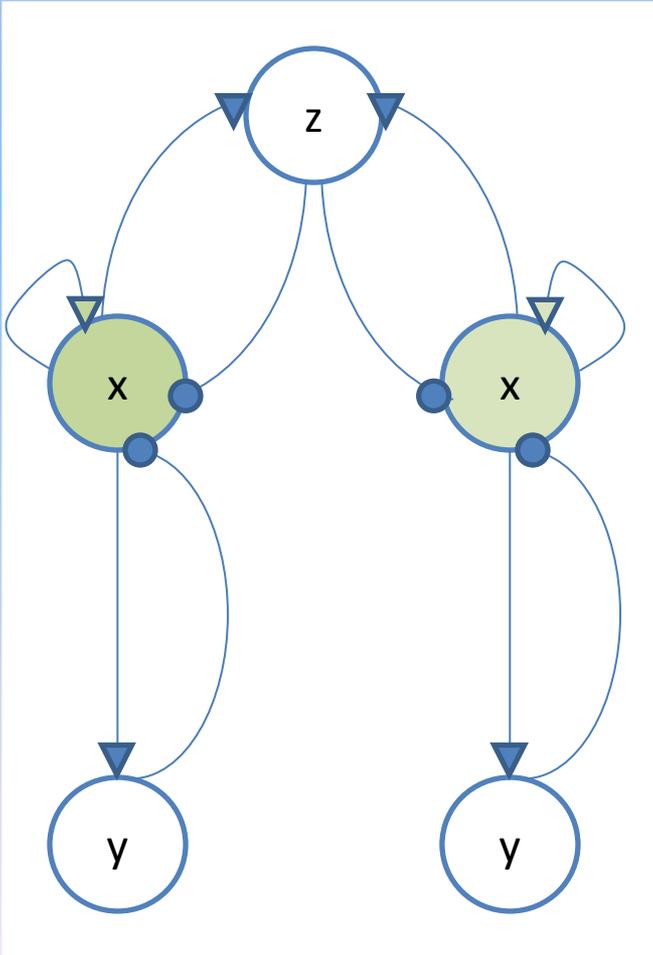


- La synchronisation rapide

Couplage binaire (ou de Heaviside) comme pour des synapses : les oscillateurs sont non couplés tant que l'un n'est pas dans un état actif

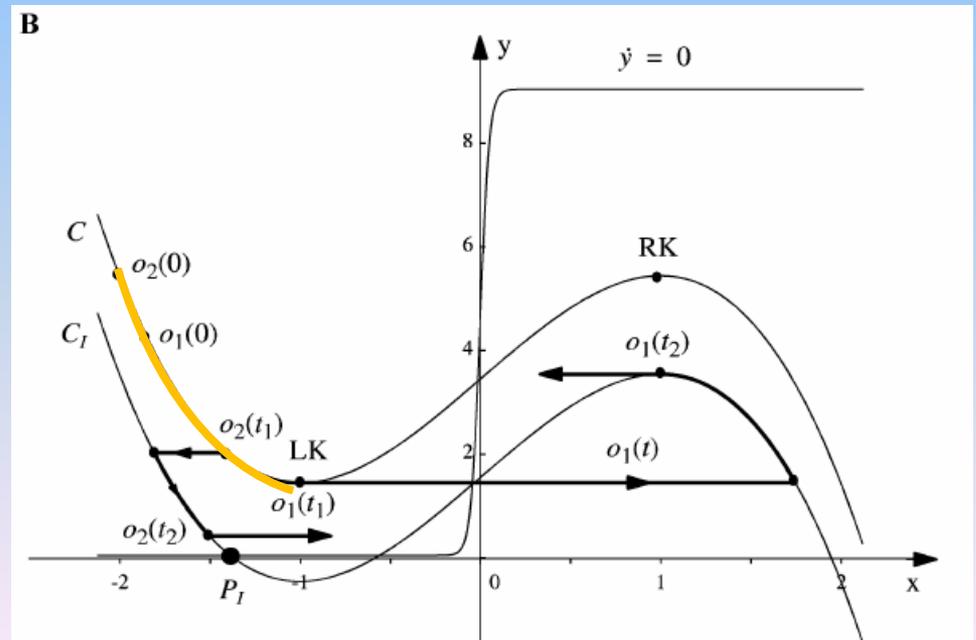


Couplage de deux oscillateurs

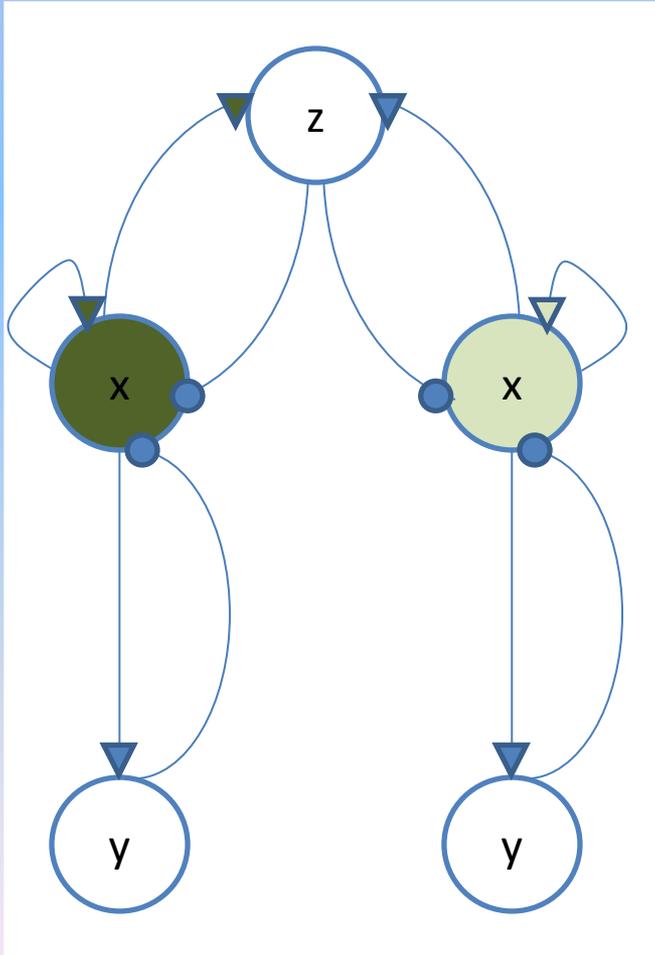


- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

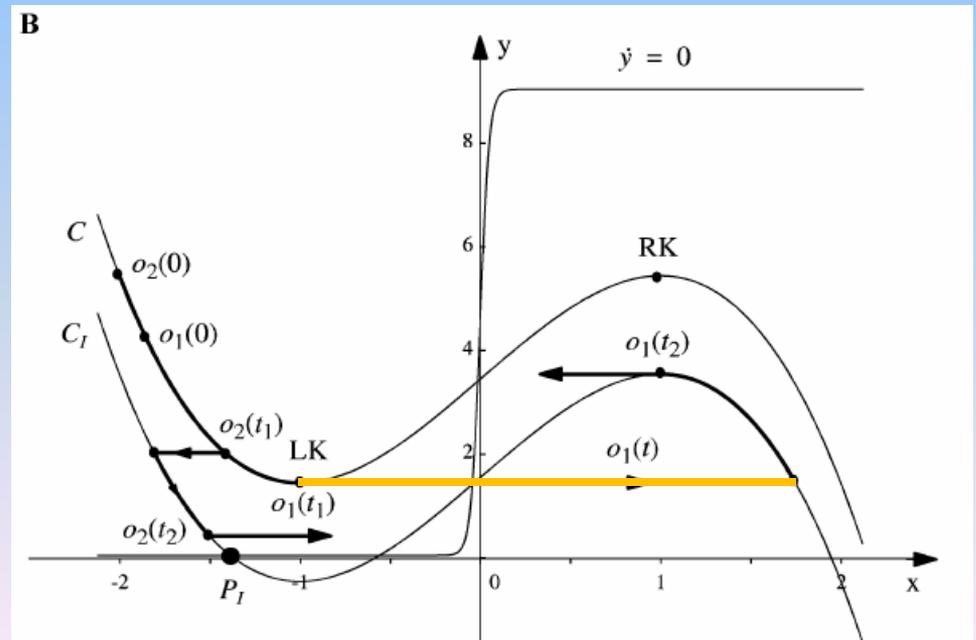


Couplage de deux oscillateurs

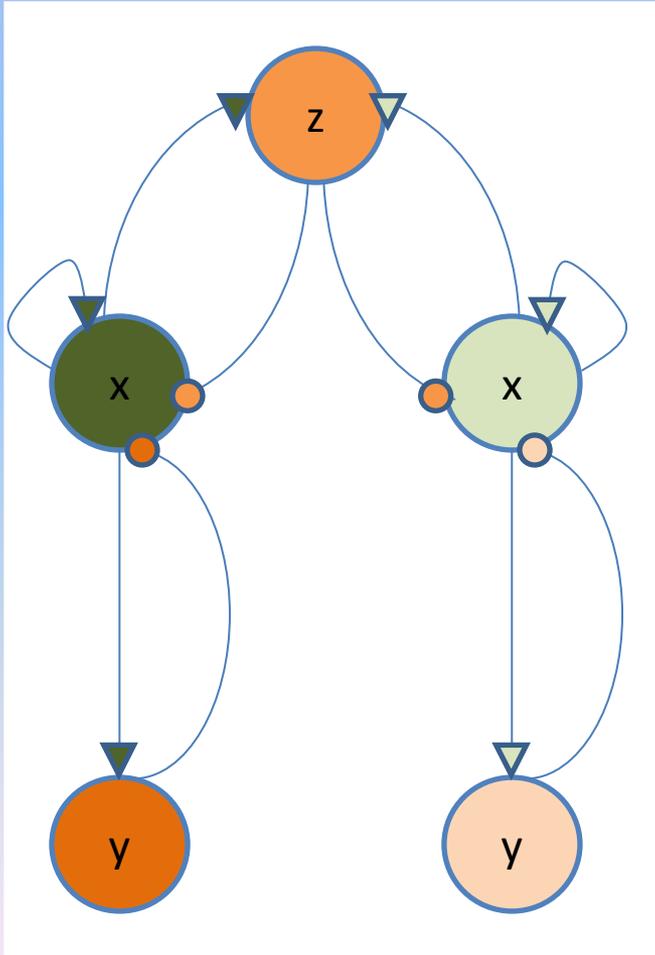


- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

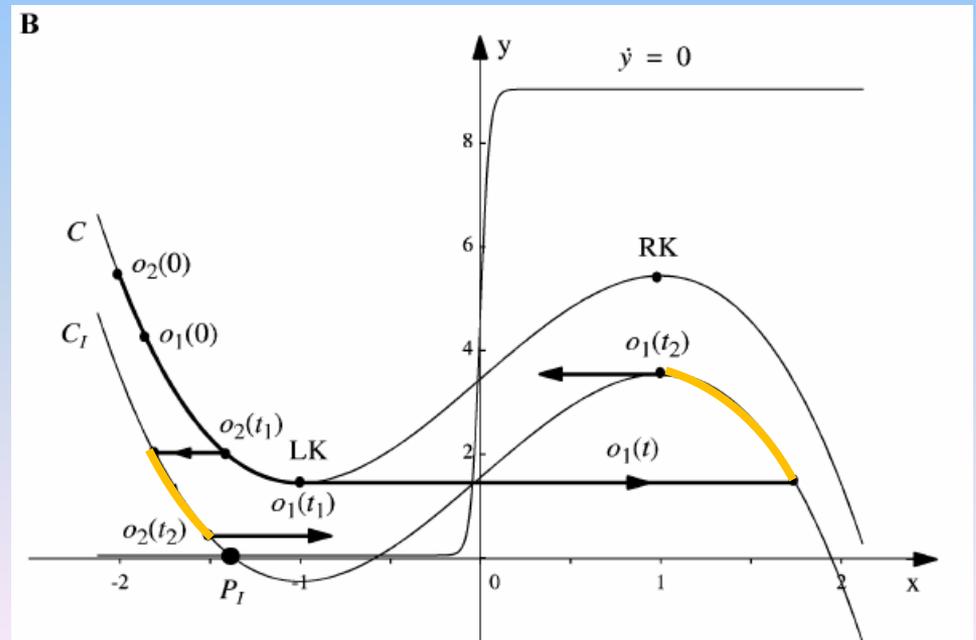


Couplage de deux oscillateurs

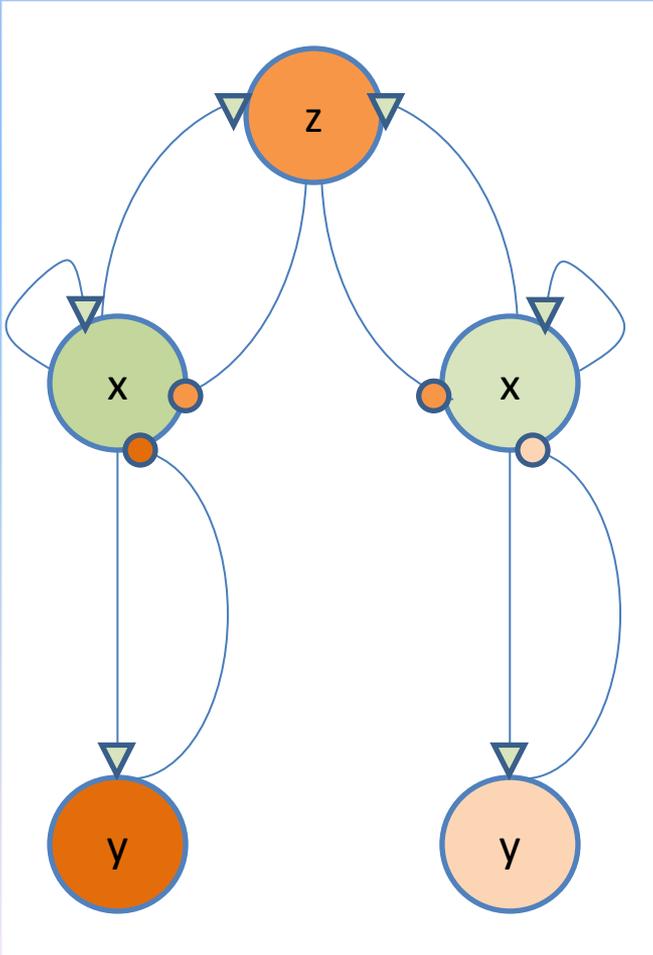


- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

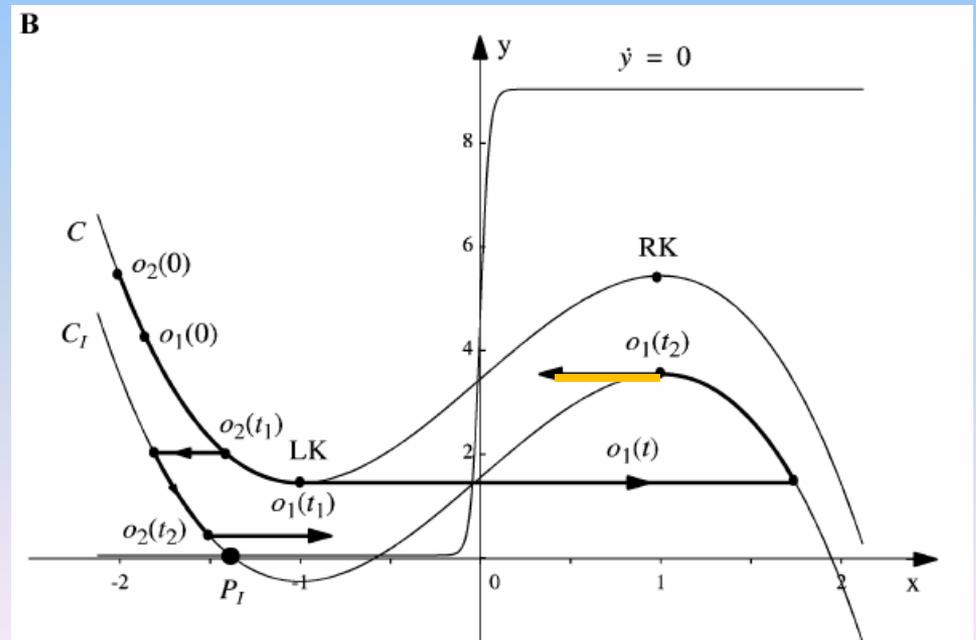


Couplage de deux oscillateurs

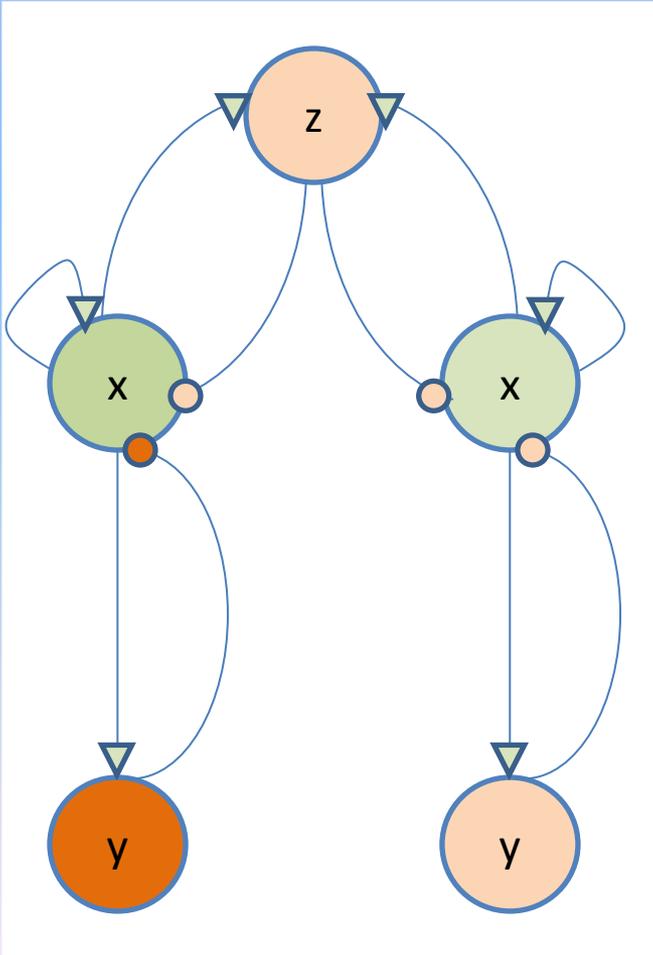


- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

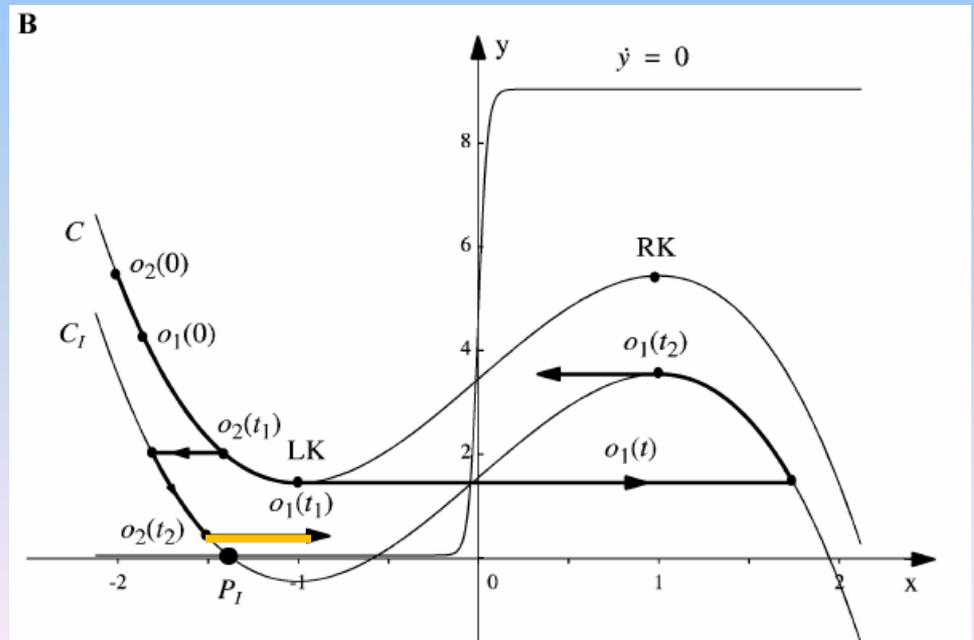


Couplage de deux oscillateurs

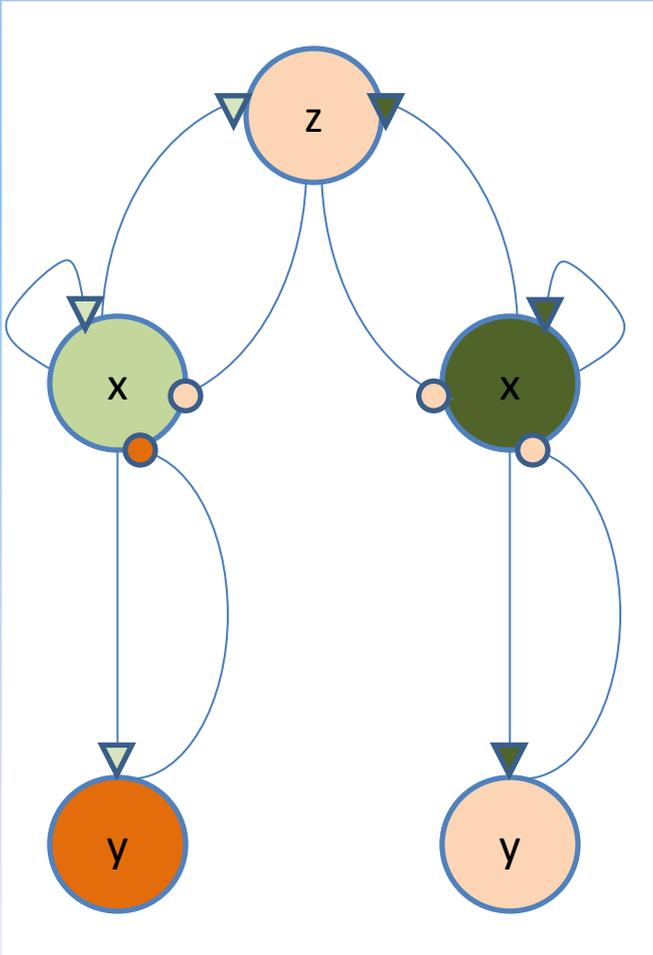


- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

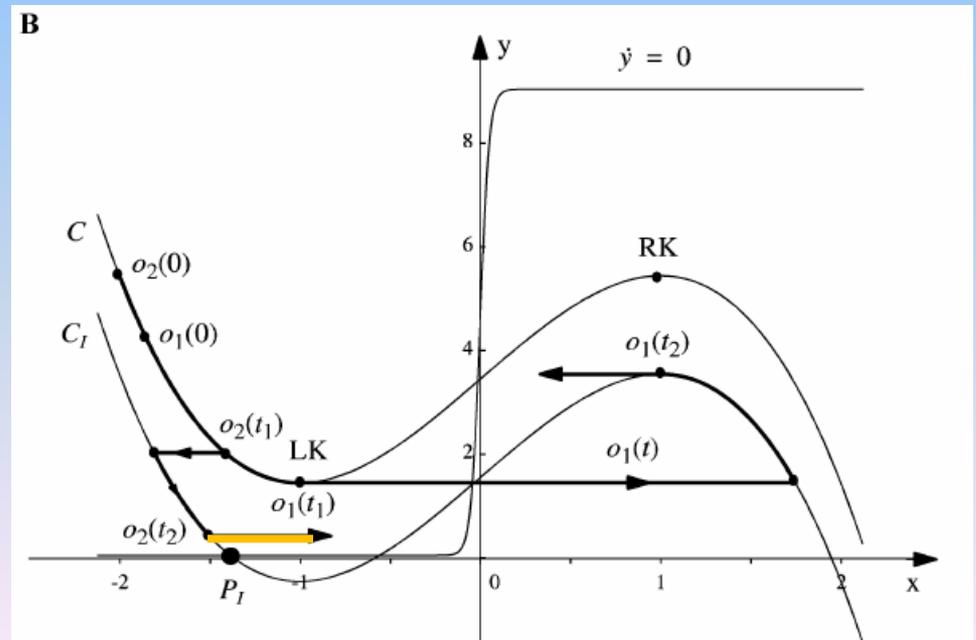


Couplage de deux oscillateurs



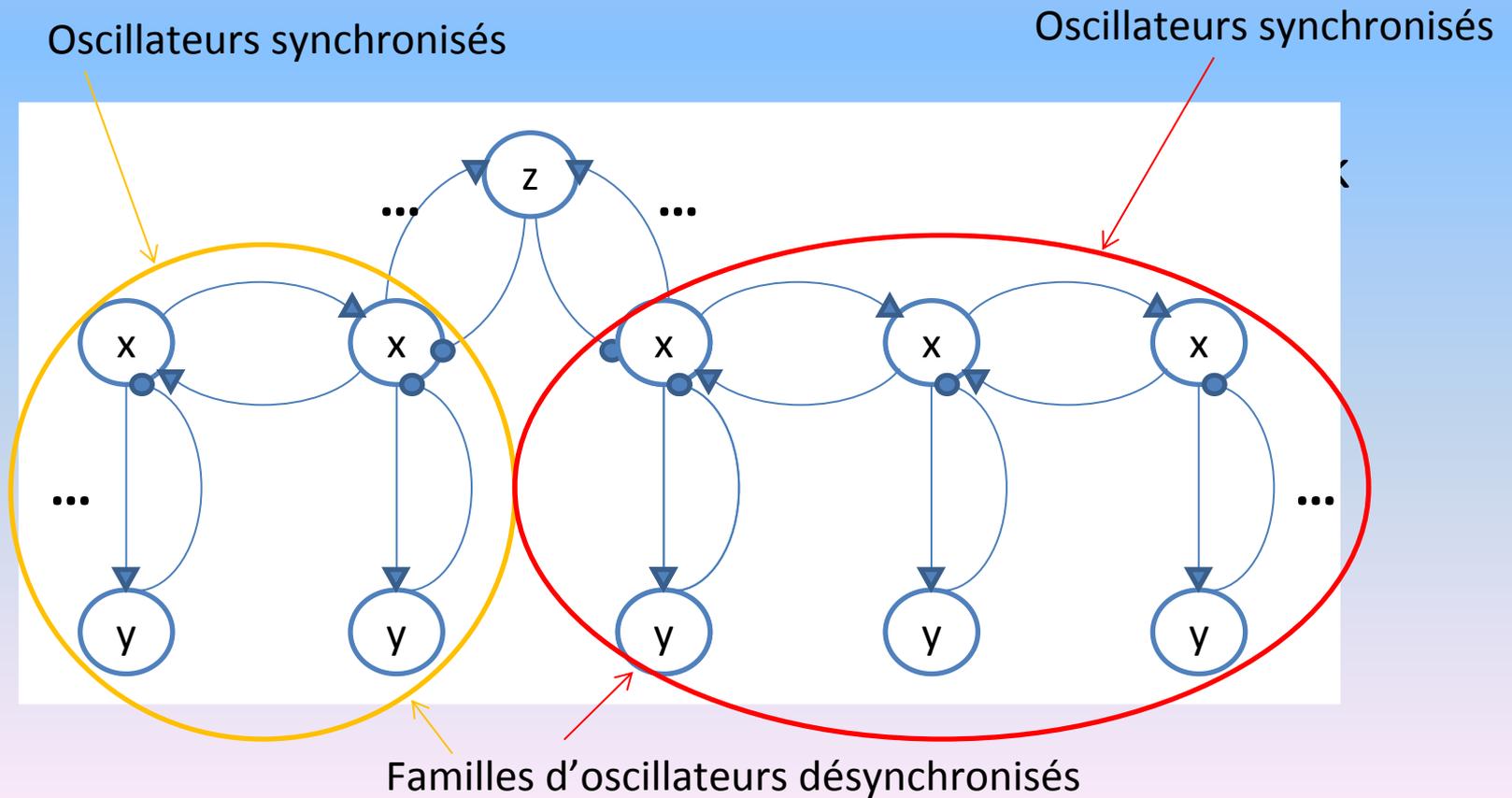
- La désynchronisation

Un inhibiteur global couple les assemblées synchronisées.

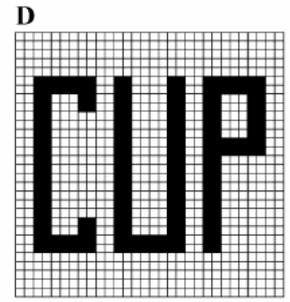


Généralisation à un réseau LEGION

Locally Excitatory Globally Inhibitory Oscillator Network



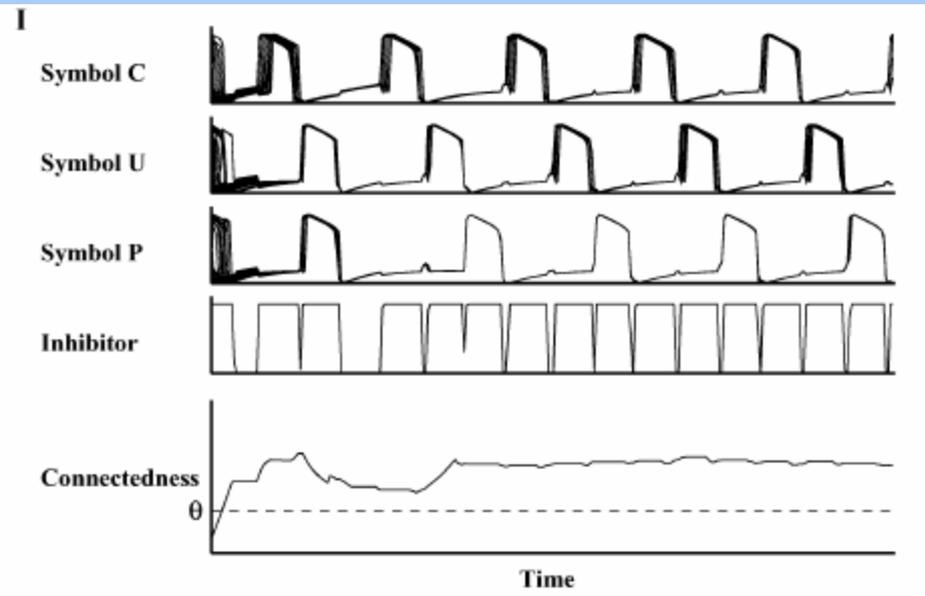
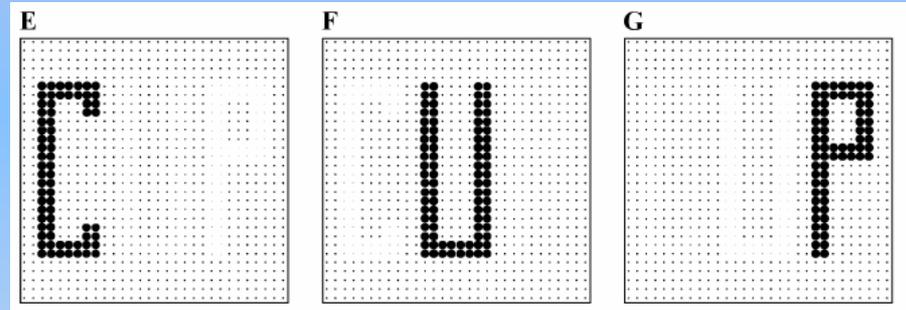
Application d'un LEGION à la segmentation visuelle



- Un LEGION 2D représentant l'influx visuel sur la rétine
- Segmentation basée sur la continuité physique (chaque oscillateur est couplé à ses 4 voisins)



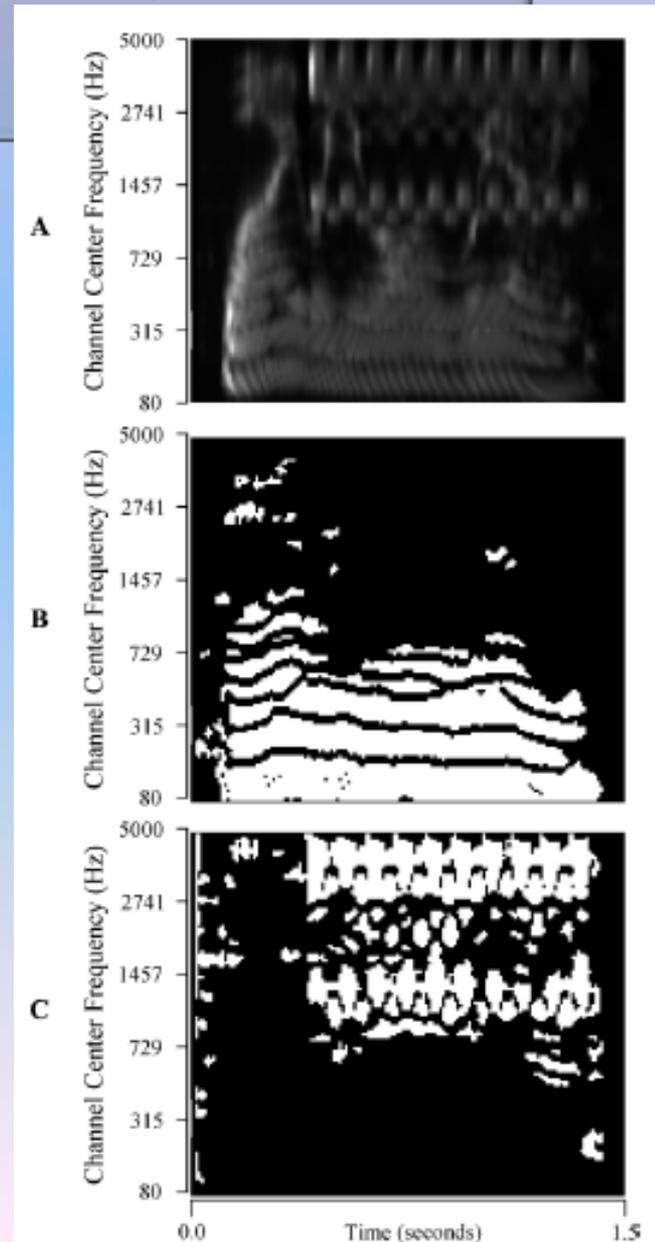
Séparation des trois lettres ou zones de continuité



Application d'un LEGION à l'analyse d'une scène acoustique

- Un LEGION 2D en temps et fréquence pour la segmentation
- Segmentation basée sur la continuité temporelle et sur la corrélation avec les fréquences voisines

↳ Séparation de la voix humaine du bruit (ici sonnerie du téléphone)



Conclusion

L'introduction du temps permet la versatilité du réseau !

- En modélisation neuronale ou en intelligence artificielle :
 - ➡ « First the problem, then the network »
- Le cerveau humain étant un réseau préexistant dont l'architecture est plus ou moins fixé après le développement :
 - ➡ « First the network, then the problem »
- La dimension du temps donne au réseau donné du cerveau la potentialité de très multiples tâches différentes !
 - ➡ Réponse au Binding problem, à la segmentation, à la séparation d'un objet d'attention du bruit de fond, etc.

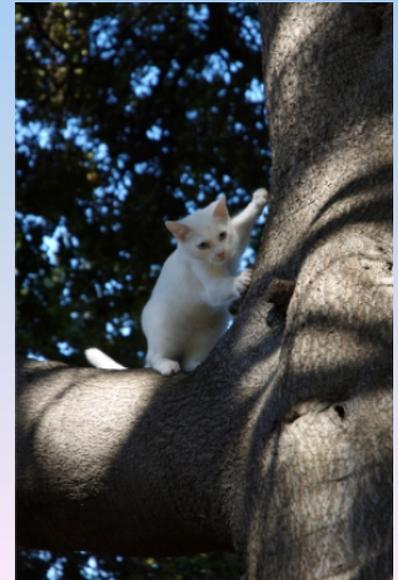
Dynamical systems and cognitive linguistics : toward an active morphodynamical semantics

René Doursat, Jean Petitot

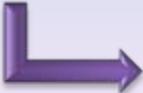
La proto-sémantique.

Introduction :

- Comment les structures linguistiques sont-elles « implémentées » dans le cerveau ?
- Exemple d'une relation sémantique simple comme « dans ».



Un peu de théorie...

- Mécanismes inspirés de la « Gestalt », théorie philosophique de la perception du monde qui nous entoure.
 - Importance des travaux de Talmy à la fin du XX^{ème} siècle.
 - ➔ Structuration grammaticale du monde, pas lexicale.
 - ➔ Lien entre grammaire et représentation cognitive.
 - ➔ En fonction de la signification associée, différentes représentations mentales de la réalité.
-  Apparition des notions de routines morphodynamiques et de sémantique dynamique.

Morphodynamique et automates cellulaires.

Ou encore :

Comment pourraient avoir lieu en pratique les processus de représentation du monde dans un système neuronal comme le cerveau ?

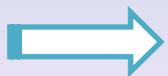
Morphodynamique et automates cellulaires.

Principes de base :

- Transcription des informations visuelles en relations sémantiques.
- Point de départ : Talmy.  Les éléments grammaticaux sont peu sensibles aux différences morphologiques.



Conséquence : il doit exister des **processus de simplification géométrique**.

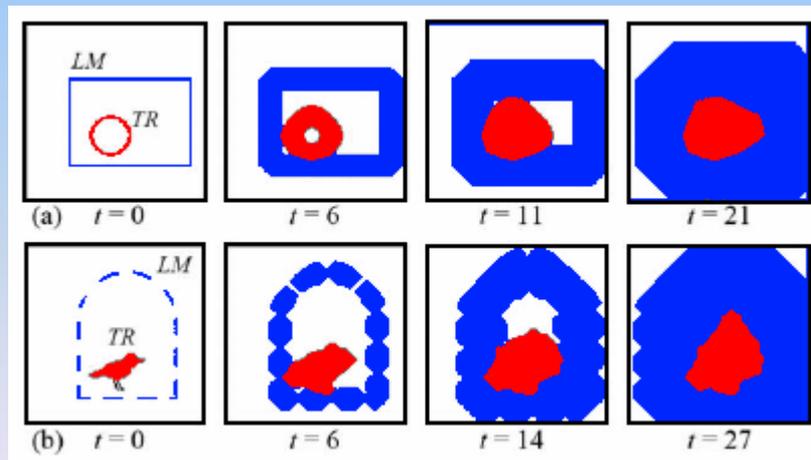


Analogie avec les algorithmes de vision computationnelle.

Exemple d'algorithmes : le processus d'expansion/diffusion.

But:

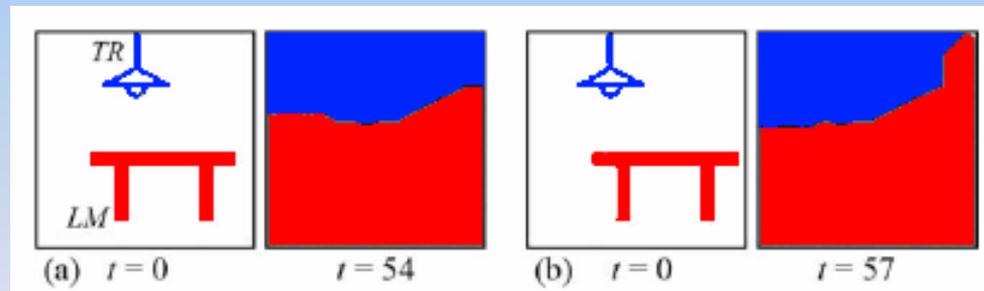
- Trouver un mécanisme permettant de reconnaître des relations sémantiques de base.
- Exemple de la relation « dans » :



- Importance de la ligne de démarcation entre domaines, aussi appelée **SKIZ**.

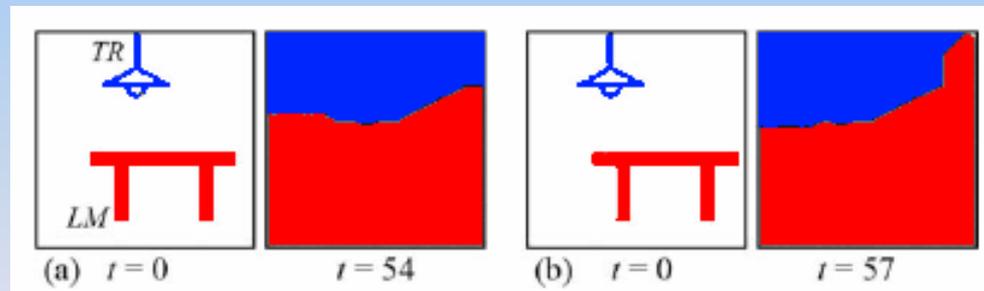
Autres algorithmes de simplification.

- Invariance par translation.
- Exemple de la relation « au-dessus » :



Autres algorithmes de simplification.

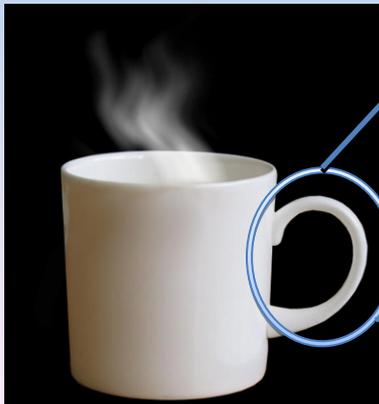
- Invariance par translation.
- Exemple de la relation « au-dessus » :



Notion de topologie cognitive.

Caractéristiques:

- A la fois semblable et éloignée de la topologie mathématique.
- Illustrations :



Ondes dans les réseaux neuronaux.

Idée de départ :

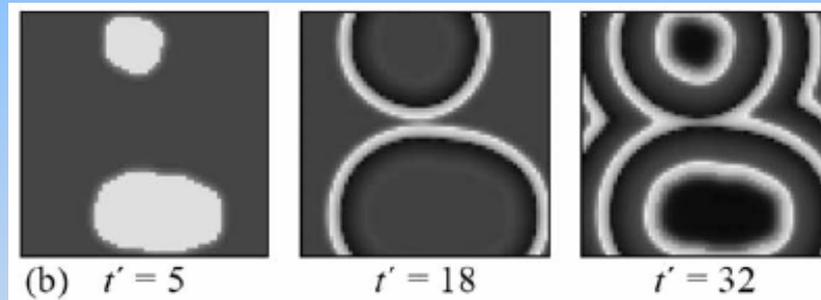
- Existence de phénomènes biologiques de propagation de vagues.
- Application aux processus de discrimination sémantique.
- Le modèle utilisé : réseau d'oscillateurs couplés à leurs proches voisins.

$$\begin{cases} \dot{u}_i = c(u_i - u_i^3/3 + v_i + z) + \eta + k \sum_j (u_j - u_i) + I_i \\ \dot{v}_i = (a - u_i - bv_i)/c + \eta \end{cases}$$

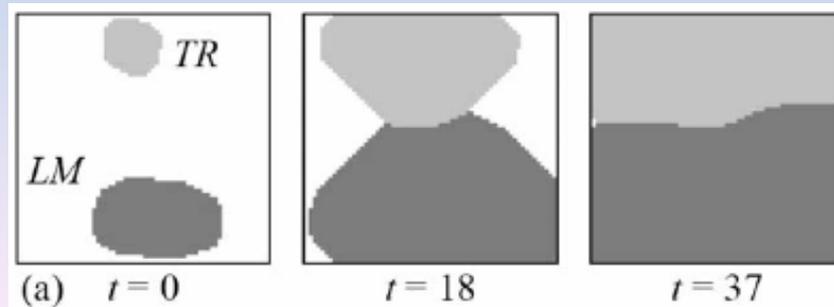
Ondes dans les réseaux neuronaux.

Fonctionnement :

- Que se passe-t-il en présence de deux objets qui stimulent chacun une zone du réseau ?



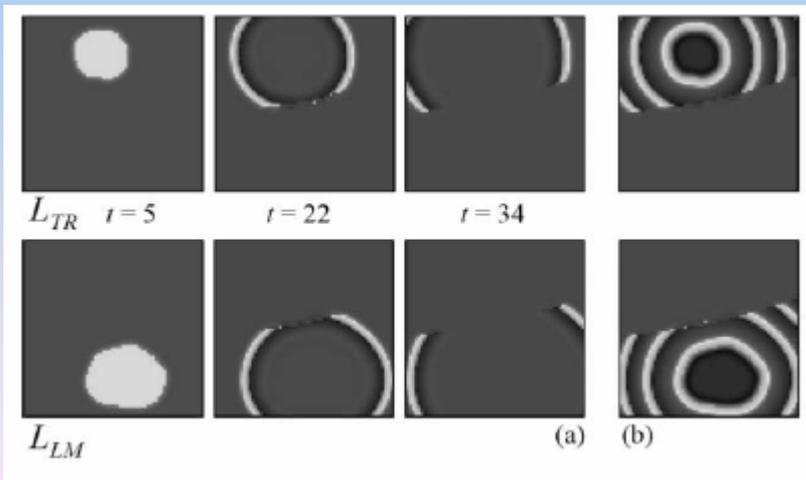
- On retrouve le SKIZ du modèle initial.



Complexification du modèle.

Fonctionnement :

- Application des quatre principes de base de la reconnaissance de structure sémantique.
- Premier développement : utilisation de réseaux disjoints mais reliés.

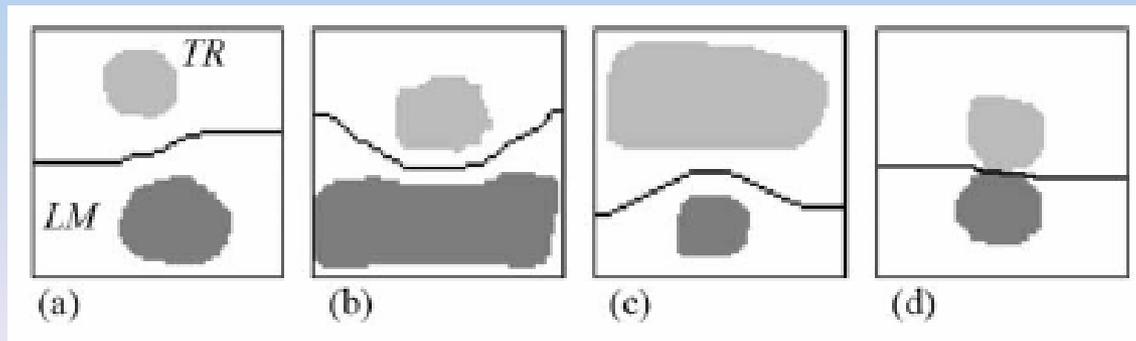


$$\dot{u}_i^{TR} = F(u_i^{TR}) + k \sum_j \left(u_j^{TR} - u_i^{TR} \right) + k' \sum_{j'} \left(u_{j'}^{LM} - u_i^{TR} \right) + I_i^{TR}$$

Le modèle final.

Préliminaire :

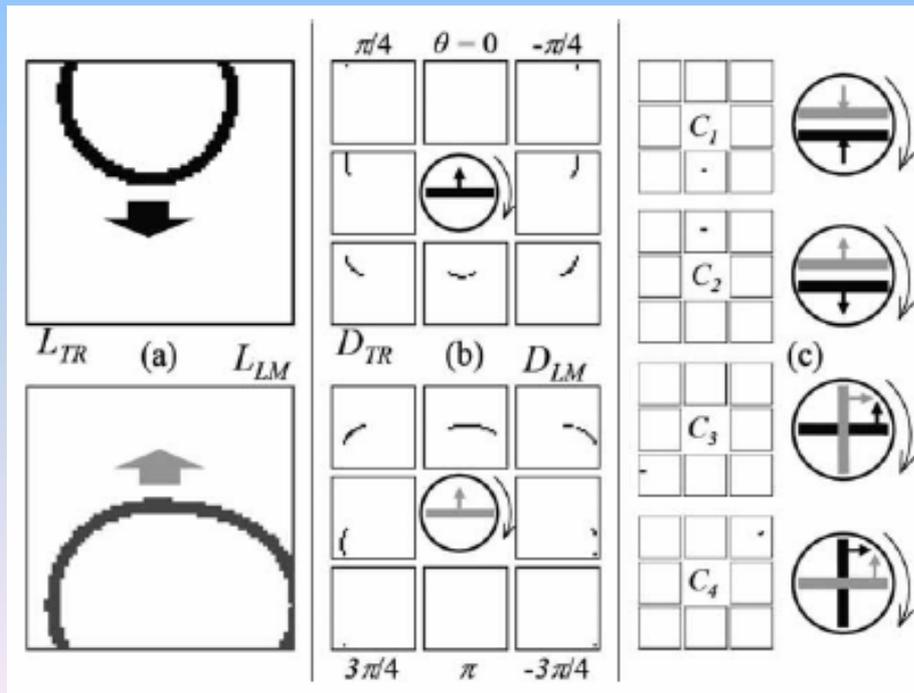
- Analyse du SKIZ afin de permettre une détection plus fine de la structure sémantique.
- Exemple de différences que l'on souhaite identifier avec cette nouvelle implémentation.



Le modèle final.

Un modèle (beaucoup) plus complexe :

- Différents niveaux d'analyse afin d'affiner la détection.



- Modèle à 3 couches processives.
- 1^{ère} : modèle précédent.
- 2^{ème} : détection de l'orientation, de la direction.
- 3^{ème} : couche d'analyse des propriétés de la 2^{ème} couche.

Conclusion, ouverture.

Un champ théorique encore largement inexploré :

- Un travail récent (2005), peu de développements à l'heure actuelle.
- Des débouchés dans le domaine de l'intelligence artificielle aussi bien que dans celui des neurosciences.
- La clé pour tenter de déchiffrer notre perception du monde...