

# Implémentation d'un système préattentionnel avec des neurones impulsionnels

Sylvain Chevallier

LIMSI - CNRS  
Université Paris-Sud 11  
Orsay, France

Sous la direction de :  
Philippe Tarroux (LIMSI) et  
Hélène Paugam-Moisy (Université de Lyon)

25 juin 2009

# Sommaire

## 1. Contexte des recherches

Attention visuelle

Approche bio-inspirée

Problématique

## 2. Filtrage neuronal

Principes

Résultats expérimentaux

## 3. Architecture préattentionnelle

Description de l'architecture

Résultats sur les saillances

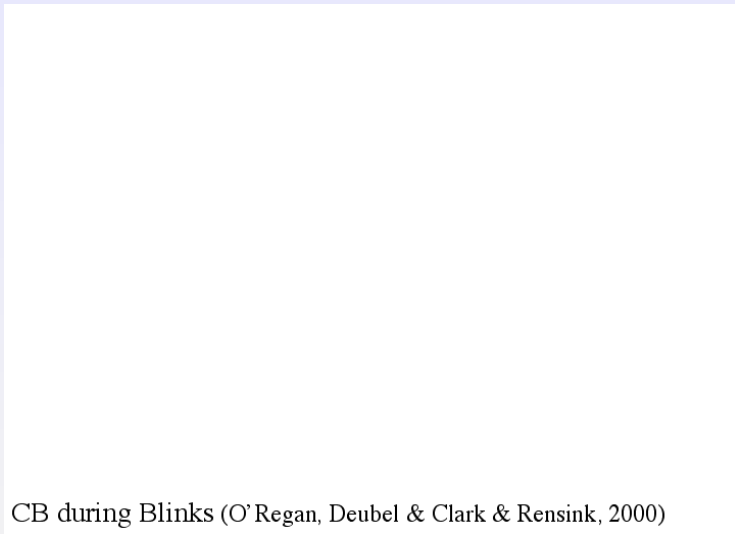
Focus d'attention

# Change blindness



CB during Blinks (O'Regan, Deubel & Clark & Rensink, 2000)

# Change blindness



CB during Blinks (O'Regan, Deubel & Clark & Rensink, 2000)

# Change blindness



CB during Blinks (O'Regan, Deubel & Clark & Rensink, 2000)

# Attention visuelle

- ▶ Métaphore du faisceau attentionnel
- ▶ Représentation interne clairsemée [Ballard, 95]
- ▶ Le monde comme une mémoire externe [O'Regan, 92]

## Intérêts pour la vision artificielle

- ▶ Complexité algorithmique [Tsotsos, 90]
- ▶ Sélection attentionnelle pour réduire l'espace de recherche
- ▶ Exploration séquentielle : mécanisme inférentiel [Helmholtz, 1886]

## Définitions :

- ▶ Préattention et attention
- ▶ *Covert attention et overt attention*

# Attention visuelle

- ▶ Métaphore du faisceau attentionnel
- ▶ Représentation interne clairsemée [Ballard, 95]
- ▶ Le monde comme une mémoire externe [O'Regan, 92]

## Intérêts pour la vision artificielle

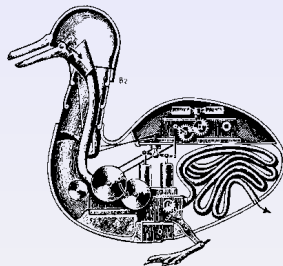
- ▶ Complexité algorithmique [Tsotsos, 90]
- ▶ Sélection attentionnelle pour réduire l'espace de recherche
- ▶ Exploration séquentielle : mécanisme inférentiel [Helmholtz, 1886]

## Définitions :

- ▶ Préattention et attention
- ▶ *Covert attention et overt attention*

# Bio-inspiration

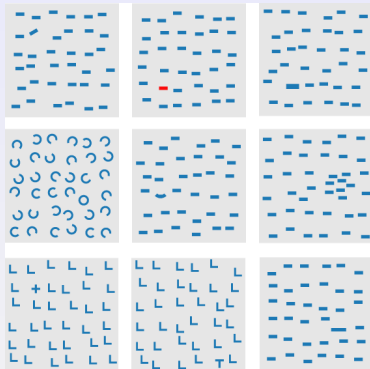
- ▶ Proposer des solutions efficaces inspirées par la biologie
- ▶ Abstraction de la réalité biologique
- ▶ Compromis entre les modèles réalistes et les systèmes artificiels





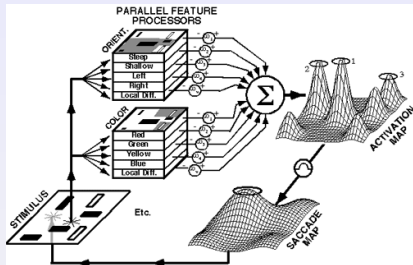
# Préattention

Traits caractéristiques [Treisman, 80] :



- ▶ interviennent dans les traitements préattentifs
- ▶ extraits de façon parallèle
- ▶ ne sont pas tous équivalents

# Modèle de l'attention visuelle

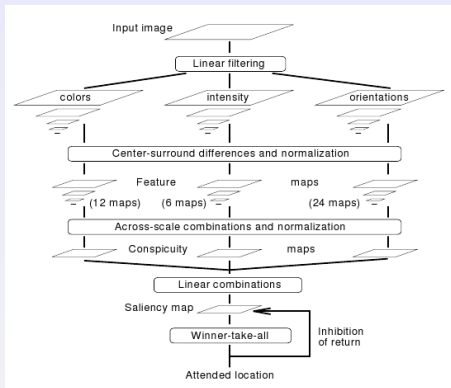


*Guided search theory [Wolfe, 94]*

## Carte de saillance :

- ▶ Postulée par la plupart des théories attentionnelles
- ▶ Pas de corrélats neuronaux clairement identifiés
- ▶ Carte distribuée sur plusieurs régions ?

# Implémentations existantes



[Itti & Koch, 98]

## Principales caractéristiques

1. Décomposition en traits caractéristiques
2. Combinaison sur une carte de saillances
3. Sélection par WTA du focus d'attention

Modèles neuronaux existant interviennent dans (2) ou (3)

# Problématique

Proposition d'une architecture préattentionnelle

- ▶ Purement ascendante (*bottom-up*)
- ▶ Modèle de *covert attention*
- ▶ Carte de saillance

## Définition des saillances

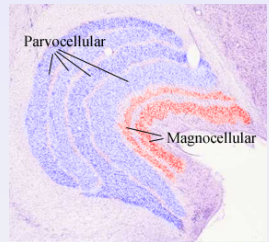
Les saillances sont des contrastes locaux, globalement rares, qui portent des informations dans plusieurs modalités visuelles et sur différentes échelles spatiales.

# Problématique

Inspiration des voies parvo et magnocellulaire :

**Parvo** basses fréquences  
 spatiales, pas de couleurs,  
 plus rapide

**Magno** hautes fréquences  
 spatiales, couleurs, plus  
 lente



⇒ Saillances : informations des hautes fréquences  
 dans les régions préactivées par les basses fréquences

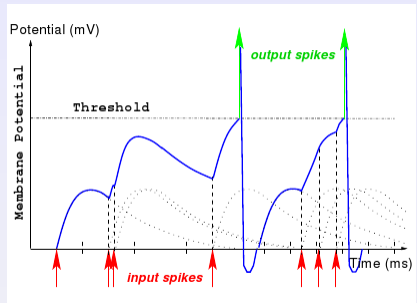
# Neurones impulsionnels

## Intérêts :

- ▶ Représentation unifiée de l'information
- ▶ Fusion d'informations de nature différentes
- ▶ Architecture modulaire

## Particularités :

- ▶ Traitement sélectif de l'information
  - ▶ Seuillage implicite
- ▶ Différents comportements :
  - ▶ Intégrateur temporel
  - ▶ Détecteur de coïncidences



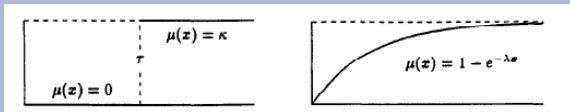
# Neurones impulsionnels

Originalités :

- ▶ Pas de *reset* après chaque image
- ▶ Filtrage neuronal

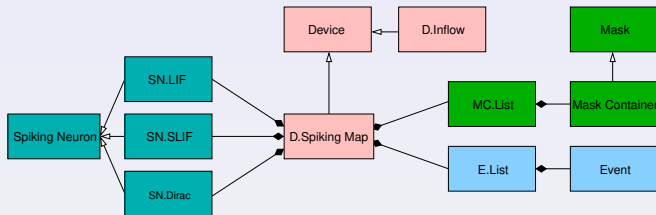
## Traitement temporel des informations visuelles

- ▶ Filtrage par approximations successives
- ▶ Processus *anytime* [Dean & Boddy, 88]
- ▶ Permet d'échanger de la qualité du résultat contre du temps de calcul



# Implémentation du système

- ▶ Système synchrone hybride [Morrison, 05]
- ▶ Plusieurs modèles de neurones impulsionnels





# Sommaire

## 1. Contexte des recherches

Attention visuelle

Approche bio-inspirée

Problématique

## 2. Filtrage neuronal

Principes

Résultats expérimentaux

## 3. Architecture préattentionnelle

Description de l'architecture

Résultats sur les saillances

Focus d'attention

# Modèle de neurone

Intégrateur à fuite ou *Leaky Integrate-and-Fire* (LIF) :

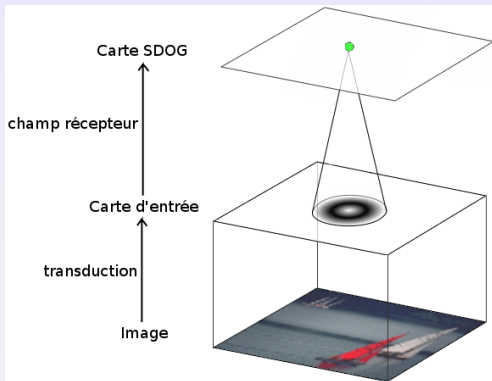
$$\begin{cases} \frac{dV_i}{dt} = -\lambda_i V_i(t) + u_i(t), \text{ si } V_i < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_i \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{cases}$$

- ▶  $V_i(t)$  : potentiel membranaire
- ▶  $\lambda_i$  : constante de relaxation membranaire
- ▶  $u_i(t)$  : commande
- ▶ Pas de période réfractaire

# Cartes de filtrage

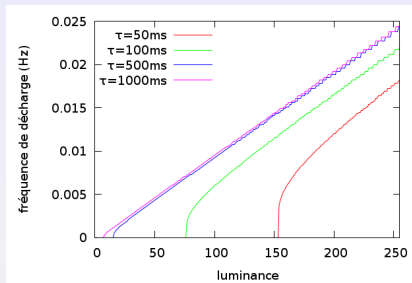
## Carte neuronales

- ▶ Transduction :  
conversion pixels en  
PA
- ▶ Intégration :  
résultats du filtrage



# Transduction

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_i}{dt} = -\lambda_i V_i(t) + KL_i, \text{ si } V_i < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_i \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$

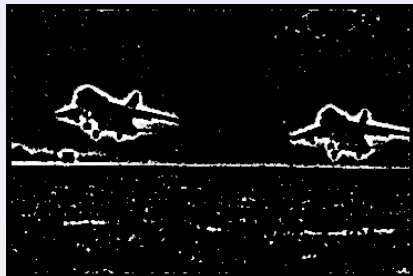


avec  $\tau = 1/\lambda$

[détails](#)

# Intégration

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_j}{dt} = -\lambda_j V_j(t) + \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} S_i(t), \text{ si } V_j < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_j \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$

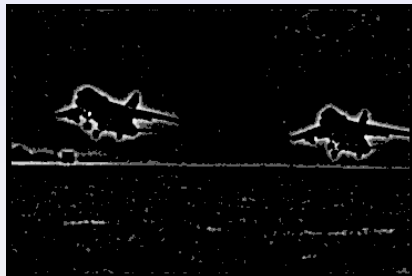


▸ détails

Codage impulsionnel

# Intégration

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_j}{dt} = -\lambda_j V_j(t) + \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} S_i(t), \text{ si } V_j < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_j \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$



▸ détails

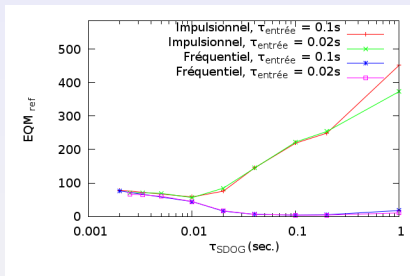
Codage fréquentiel

# Évaluation du filtrage neuronal

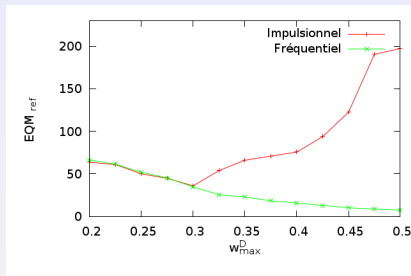
- ▶ Validation sur des images de test artificielles
- ▶ Comparaison filtrage neuronal et filtrage par convolution
- ▶ Erreur quadratique moyenne
- ▶ Étude de paramètres

# Évaluation du filtrage neuronal

- ▶ Validation sur des images de test artificielles
- ▶ Comparaison filtrage neuronal et filtrage par convolution
- ▶ Erreur quadratique moyenne
- ▶ Étude de paramètres



Influence de  $\tau_{SDOG}$

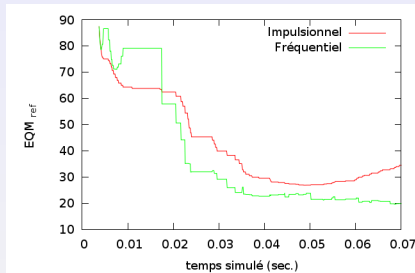


Influence de  $w_{max}^D$



# Évaluation du filtrage neuronal

- ▶ Validation sur des images de test artificielles
- ▶ Comparaison filtrage neuronal et filtrage par convolution
- ▶ Erreur quadratique moyenne
- ▶ Étude de paramètres



Résultat du filtrage obtenu par approximations successives

# Évaluation du filtrage neuronal

- ▶ Validation sur des images de test artificielles
- ▶ Comparaison filtrage neuronal et filtrage par convolution
- ▶ Erreur quadratique moyenne
- ▶ Étude de paramètres

## Conclusion

- ▶ Les résultats sont obtenus de façon graduelle
- ▶ Les premiers PA codent pour les coefficients les plus importants
- Impulsionnel obtention rapide d'un résultat partiel
  - Fréquentiel résultat proche du filtrage par convolution
- ▶ Biais pour les valeurs de luminance importantes

# Sommaire

## 1. Contexte des recherches

Attention visuelle

Approche bio-inspirée

Problématique

## 2. Filtrage neuronal

Principes

Résultats expérimentaux

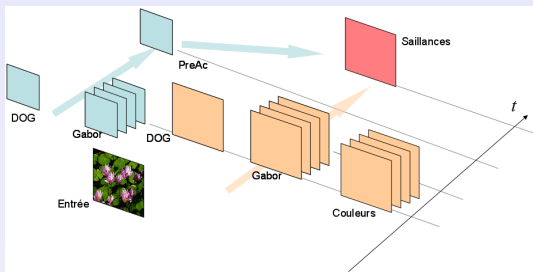
## 3. Architecture préattentionnelle

Description de l'architecture

Résultats sur les saillances

Focus d'attention

# Architecture de la préattention

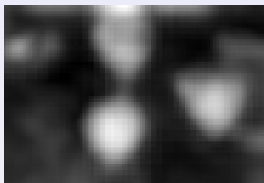


- ▶ Entrées
  - ▶ Luminance et couleurs
- ▶ Traits caractéristiques
  - ▶ Contrastes
  - ▶ Orientations
  - ▶ Oppositions de couleurs
- ▶ Parvo et magnocellulaire
  - ▶ Basses fréquences guident l'attention
- ▶ Intégrateurs/détecteurs de coïncidences
- ▶ Focalisation attentionnelle

# Extraction de saillances

## Comparaison avec l'algorithme d'Itti

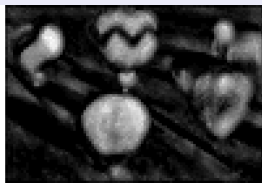
- ▶ Approche *coarse-to-fine*
- ▶ Moins sensible aux valeurs absolues des luminances
- ▶ Apparition graduelle des résultats



Itti



Original

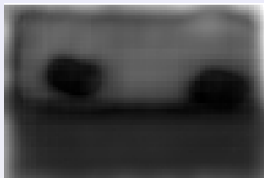


Neuronal

# Extraction de saillances

## Comparaison avec l'algorithme d'Itti

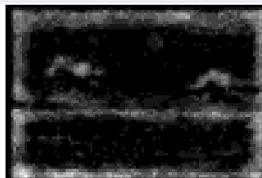
- ▶ Approche *coarse-to-fine*
- ▶ Moins sensible aux valeurs absolues des luminances
- ▶ Apparition graduelle des résultats



Itti



Original

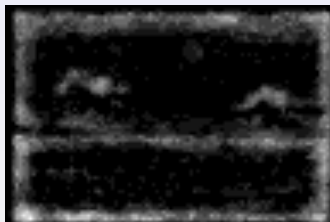


Neuronal

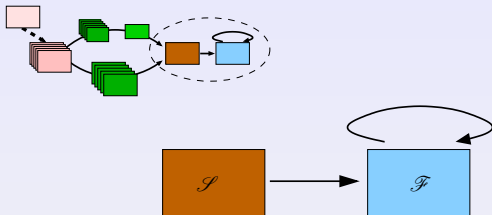
# Extraction de saillances

## Comparaison avec l'algorithme d'Itti

- ▶ Approche *coarse-to-fine*
- ▶ Moins sensible aux valeurs absolues des luminances
- ▶ Apparition graduelle des résultats



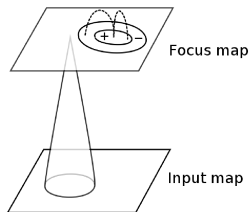
# Focalisation attentionnelle



- ▶ Réseau récurrent
- ▶ Connexion DOG
- ▶ Implémente un WTA
- ▶ Dynamique des champs neuronaux

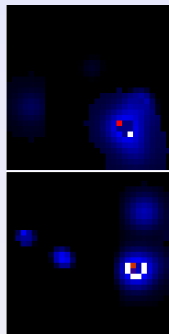
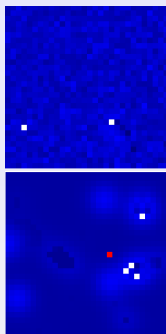
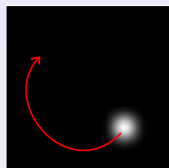


# Évaluation



- ▶ Méthodologie de [Rougier & Vittay, 06]
- ▶ Deux cartes
- ▶ Cible en mouvement
  - ▶ bruit gaussien
  - ▶ distracteurs

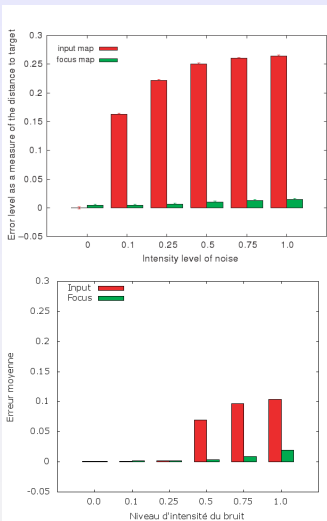
# Évaluation



$$\text{Baricentre de l'activité} : \bar{\mathbf{F}}_i = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \mathbf{f}_{i,j}$$

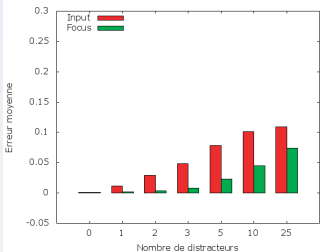
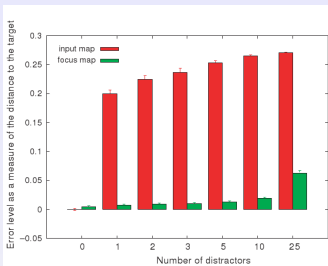
$$\text{Mesure d'erreur} : E_{\text{focus}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(\mathbf{S}_i, \bar{\mathbf{F}}_i)$$

# Résultats de l'évaluation



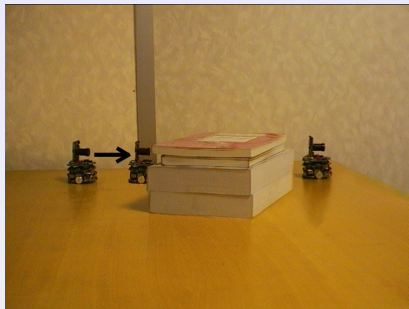
- ▶ Plus robuste aux bruits
- ▶ Moins sensible aux distracteurs (jusqu'à 3)

# Résultats de l'évaluation



- ▶ Plus robuste aux bruits
- ▶ Moins sensible aux distracteurs (jusqu'à 3)

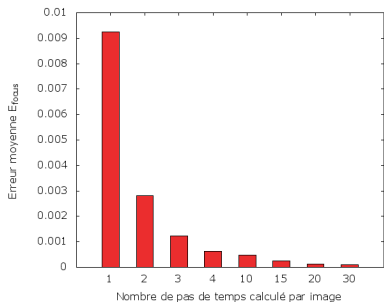
# Focalisation sur une séquence d'images naturelles



- ▶ 30 images
- ▶ 76x56 pixels

- ▶ Architecture complète
- ▶ Robot est saillant

# Focalisation sur une séquence d'images naturelles



$$E_{focus} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K d(\mathbf{S}_i, \bar{\mathbf{F}}_i)$$

- Précision améliorée lorsque l'algorithme dispose de plus de temps

# Conclusions

- ▶ Architecture préattentionnelle
- ▶ Bio-inspirée
- ▶ Neurones impulsionnels
  - ▶ Codage temporel
  - ▶ Résultats obtenus graduellement
- ▶ Extraction des saillances
  - ▶ Contrastes, orientations, couleurs
  - ▶ Préactivation par les basses fréquences
- ▶ Focus d'attention
  - ▶ Robuste aux bruits et aux distracteurs
  - ▶ Application sur une séquence d'images naturelles

# Perspectives

- ▶ Apports qualitatifs du filtrage neuronal
- ▶ Caractérisation mathématique du filtrage neuronal
- ▶ Lien entre les approches impulsionnelles et fréquentielles
- ▶ Apport du codage temporel précis pour le WTA
- ▶ Intégration sur une plateforme robotique
- ▶ Boucles sensori-motrices
- ▶ Influences descendantes (*top-down*)



Merci

# Annexe

# Neurones des cartes d'entrée

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_i}{dt} = -\lambda_i V_i(t) + KL_i, \text{ si } V_i < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_i \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$

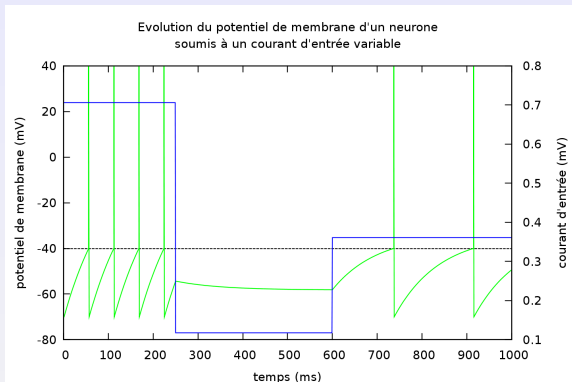
avec  $L_i$  la valeur du pixel considéré

$$\hat{t}_i = -\frac{1}{\lambda_i} \ln \left( 1 - \frac{\lambda_i \vartheta}{KL_i} \right)$$

▶ retour

$$\begin{aligned} \Phi_i &= \frac{1}{\hat{t}_i} \\ &= -\frac{\lambda_i}{\ln \left( 1 - \frac{\lambda_i \vartheta}{KL_i} \right)} \\ &\approx \frac{K}{\vartheta} L_i \end{aligned}$$

# Neurones des cartes d'entrée



▸ retour

# Neurones des cartes d'intégration

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_j}{dt} = -\lambda_j V_j(t) + \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} S_i(t), \text{ si } V_j < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_j \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$

$$S_i(t) = \sum_{f=1}^{N_i} \delta(t - t_i^f)$$

▸ retour

# Neurones des cartes d'intégration

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dV_j}{dt} = -\lambda_j V_j(t) + \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} S_i(t), \text{ si } V_j < \vartheta \\ \text{sinon émission d'un potentiel d'action et } V_j \text{ revient à } V_{\text{reset}} \end{array} \right.$$

$$V_j(t) = \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} \sum_{f=1}^{N_i} e^{-\lambda_j(t-f\hat{t}_i)} H(t, f\hat{t}_i)$$

$$V_j(T_j) \approx \sum_{i=1}^{P_j} w_{ij} \frac{1 - e^{-QN_i/L_i}}{1 - e^{-Q/L_i}}$$

$$\text{avec } Q = \frac{\lambda_j \vartheta}{K}$$

▸ retour

# Codage fréquentiel

