

Modélisation de la vision inspirée du vivant

Philippe COUSSY,
Cyrille CHAVET

Université de Bretagne Sud, Lab-STICC

Journée prospective: Innover par la voie du biomimétisme

Rennes, Octobre 2014.



Université
de Bretagne-Sud

Plan

Laboratoire Lab-STICC

- **Présentation du Lab-STICC**
- **Contexte des travaux**
- **GBNN, un modèle de représentation de l'Information mentale ?**
- **Vers un système de perception multi-sensoriel**



Université
de Bretagne-Sud

Lab-STICC

Laboratoire Lab-STICC

- **LABoratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance**

Chaîne de transmission de l'information
Depuis le capteur jusqu'à la connaissance

- **Le Lab-STICC regroupe des centres de Recherche répartis entre Brest, Vannes et Lorient**

- **Lab-STICC en chiffres**

Une équipe de 300 personnes

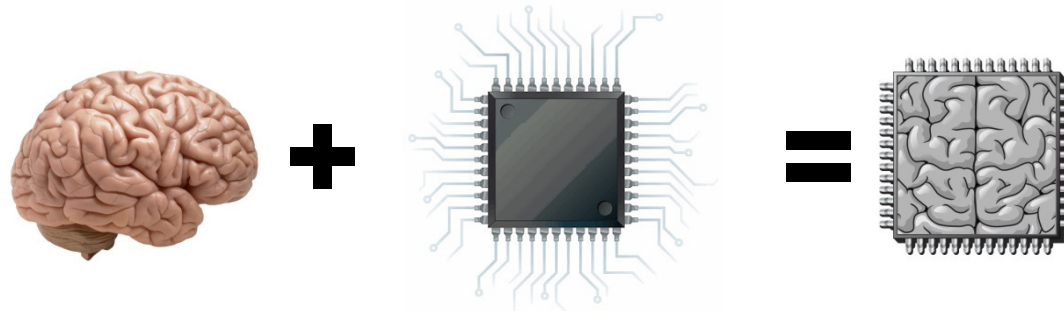
Plusieurs M€ de contrats de recherche

Production scientifique riche

(brevets, livres ou chapitres, revues, conférences internationales...)



- **Lab-STICC / Université de Bretagne Sud (Lorient)**
 - Philippe Coussy (PR), Cyrille Chavet (MCF)
Laura Conde-Canencia (MCF), Dominique Heller (IGR)
Robin Danilo (Doct.), Hugues Wouafo (Doct.)



Cerveau des mammifères vs Ordinateurs

Massively parallel distributed
Architecture (10^{11} neurons, 10^{15} synapses)

Low power (10W- 30W),
small footprint (1 liter)

Asynchronous (no global clock)

Analog computing,
Digital communication

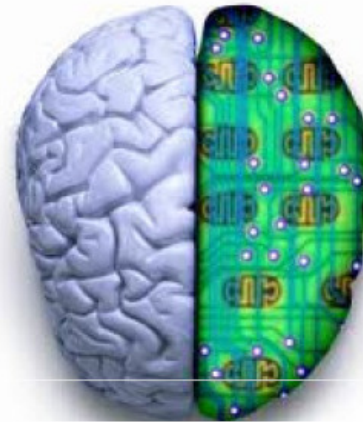
Integrated memory and
Computation

Autonomous learning

Composed of noisy components and operates
at low speeds (< 10 Hz – 100Hz)

Spontaneously active

Regular structure (6-layer cortical architecture)



Serial architecture

High power (100W – 100MW)
Large footprint (40M liters)

Synchronous (global clock)

Digital computing and
communication

Memory and Computation are
clearly separated

Intelligence via programmed
algorithms/rules

Precision in components and operates
at very high speeds (GHz)

No activity unless instructed

Complex and heterogeneous structure

- **Le cerveau des mammifères est**
 - Mauvais s'il s'agit de réaliser des calculs purement mathématiques
 - Incroyablement efficace pour appréhender des comportements, s'adapter, percevoir, construire des prédictions...



Université
de Bretagne-Sud

Contexte théorique

Laboratoire Lab-STICC

- **Modèle de réseaux de neurones**
 - Composé de
 - *neurones* (calculs)
 - *axones* (communication)
 - *synapses* (apprentissage)
 - *neurotransmetteurs* (contrôle / sélection)
 - Structuré
 - Dynamique

J. Krismar, "Brain Principles and Modeling Abstractions", Neucomp 2013

Contexte théorique

▪ **Modèle de réseaux de neurones**

- Composé de
 - *neurones* (calculs)
 - *axones* (communication)
 - *synapses* (apprentissage)
 - *neurotransmetteurs* (contrôle / sélection)
- Structuré
- Dynamique

▪ **Différents objectifs**

- Modélisation précise du cerveau (Reverse engineering the brain)
 - Comprendre comment et pourquoi le cerveau fonctionne et/ou dysfonctionne
- Calculs neuro-mimétiques et bio-inspirés (Neuromorphic computing)
 - Construire des processeurs et des applications inspiré des réseaux de neurones biologiques



J. Krismar, "Brain Principles and Modeling Abstractions", Neucomp 2013

Niveaux d'abstractions

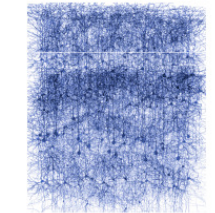
Sub-systems 10 cm



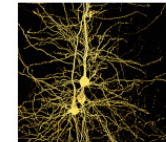
Maps 1 cm



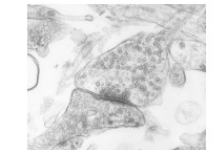
Circuits
Networks 1 mm



Neuron 10 μ

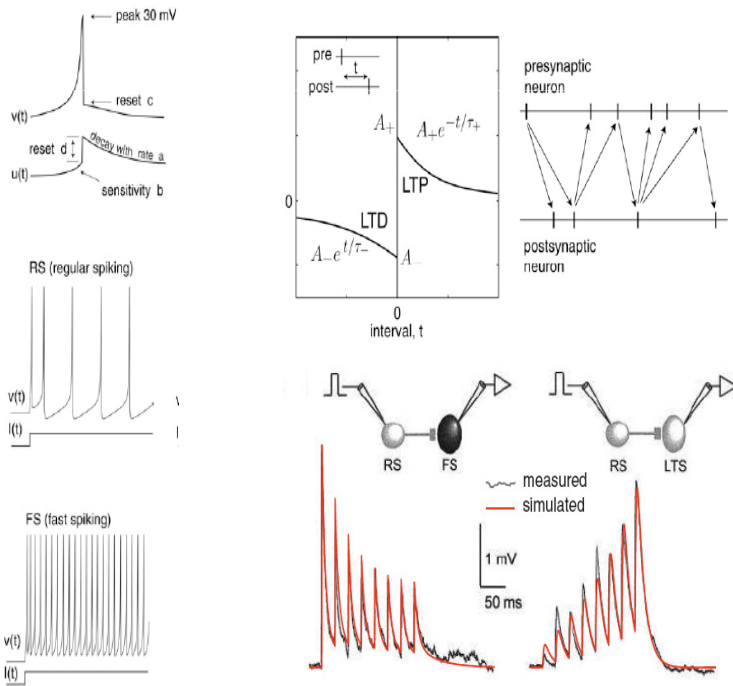


Synapse 1 μ

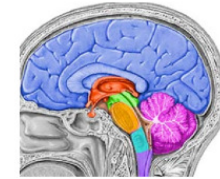


Niveaux d'abstractions

Spike-based models



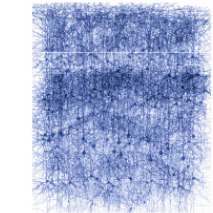
Sub-systems 10 cm



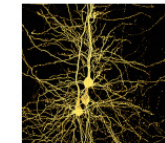
Maps 1 cm



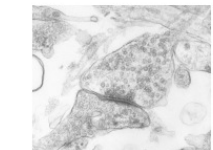
Circuits
Networks 1 mm



Neuron 10 μ

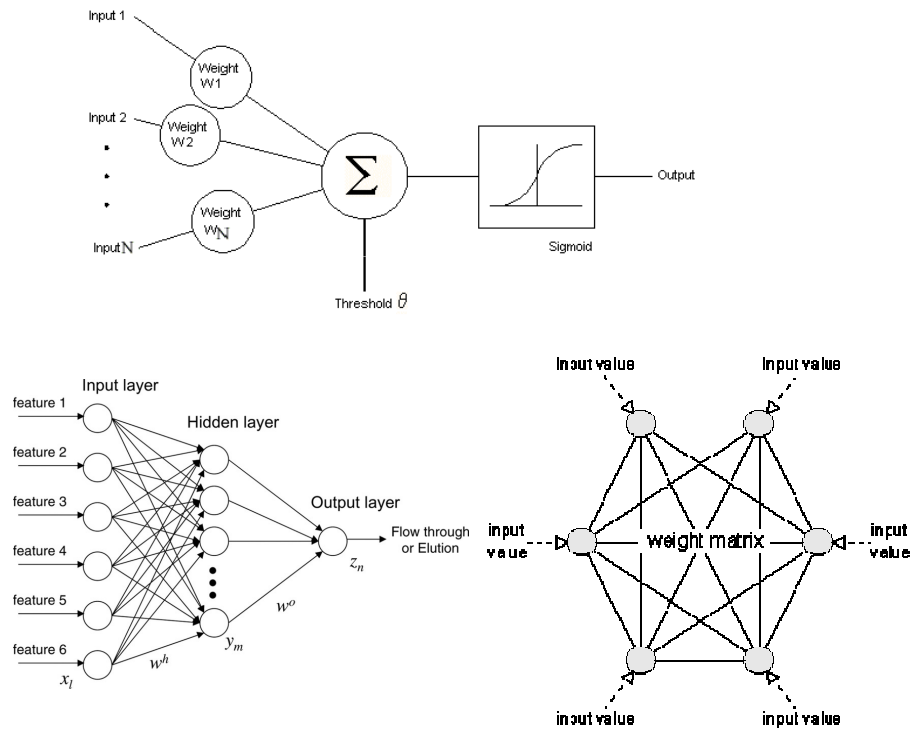


Synapse 1 μ



Niveaux d'abstractions

Formal models



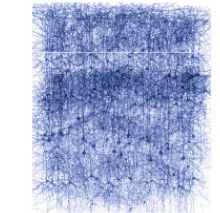
Sub-systems 10 cm



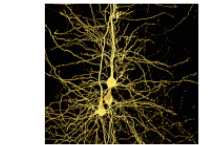
Maps 1 cm



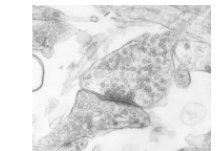
Circuits Networks 1 mm



Neuron 10 μ



Synapse 1 μ



Niveaux d'abstractions

Processing-based models

$$g(x) = \exp\left(2j\pi u_0 x + \phi\right) \times \exp\left(-\frac{(x - x_0)^2}{\sigma_x}\right)$$

$$I(t) = \sum_{k \in F_l} \left[\sum_{s \in S_k, P(s|t) \neq 0} I'(s) \ln(P(s|t)) + \delta(S_k, l) * B \right]$$

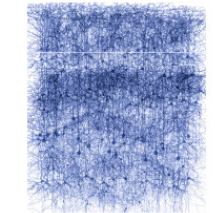
Sub-systems 10 cm



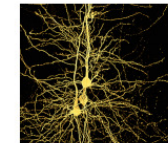
Maps 1 cm



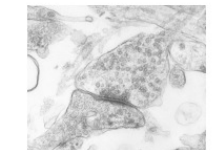
Circuits
Networks 1 mm



Neuron 10 μ



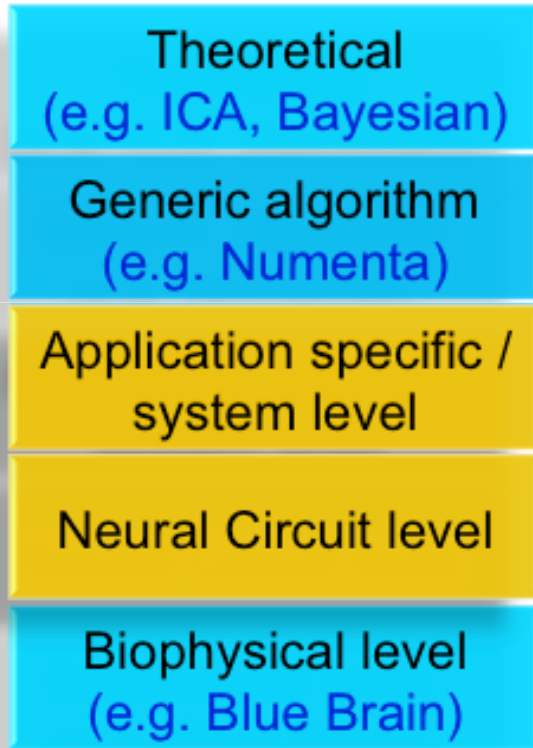
Synapse 1 μ



Niveaux d'abstractions

Laboratoire Lab-STICC

High
Abstraction,
Simulation
Speed,
Low



Low
Accuracy
High

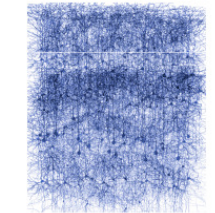
Sub-systems 10 cm



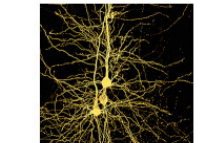
Maps 1 cm



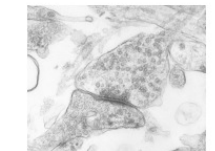
Circuits
Networks 1 mm



Neuron 10 μ



Synapse 1 μ





Université de Bretagne-Sud

Réseaux de neurones à spikes

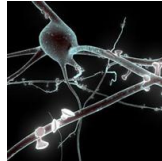
Laboratoire Lab-STICC



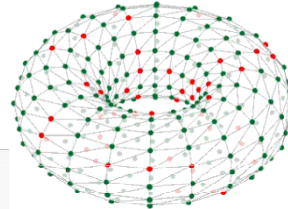
FACETS



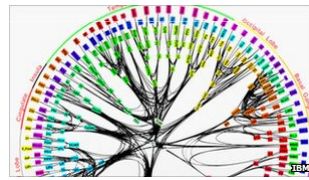
Blue brain



Brainscale
Scale S
BrainScaleS



SpiNNaker



SyNPASE IBM



NeuroGrid



Human Brain Project



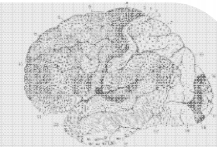
Model

Objective

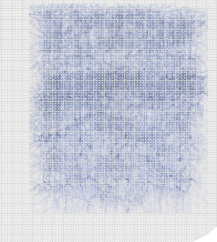
Sub-systems 10 cm



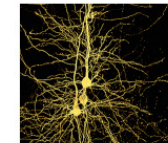
Maps 1 cm



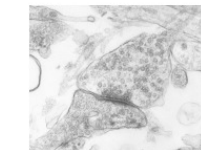
Circuits Networks 1 mm



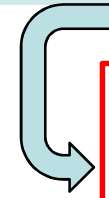
Neuron 10 μ



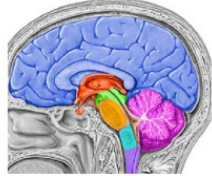
Synapse 1 μ



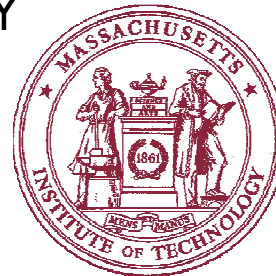
Modèles calculatoires

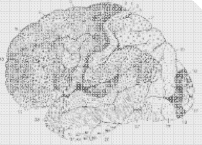
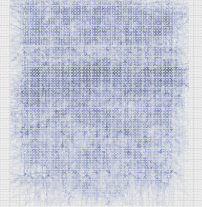
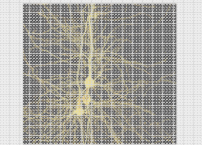
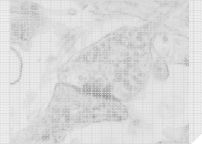


Sub-systems 10 cm



Laboratoire Lab-STICC



Maps	1 cm	
Circuits Networks	1 mm	
Neuron	10 μ	
Synapse	1 μ	

~~Model~~

Objective

Mémoires associatives

Laboratoire Lab-STICC

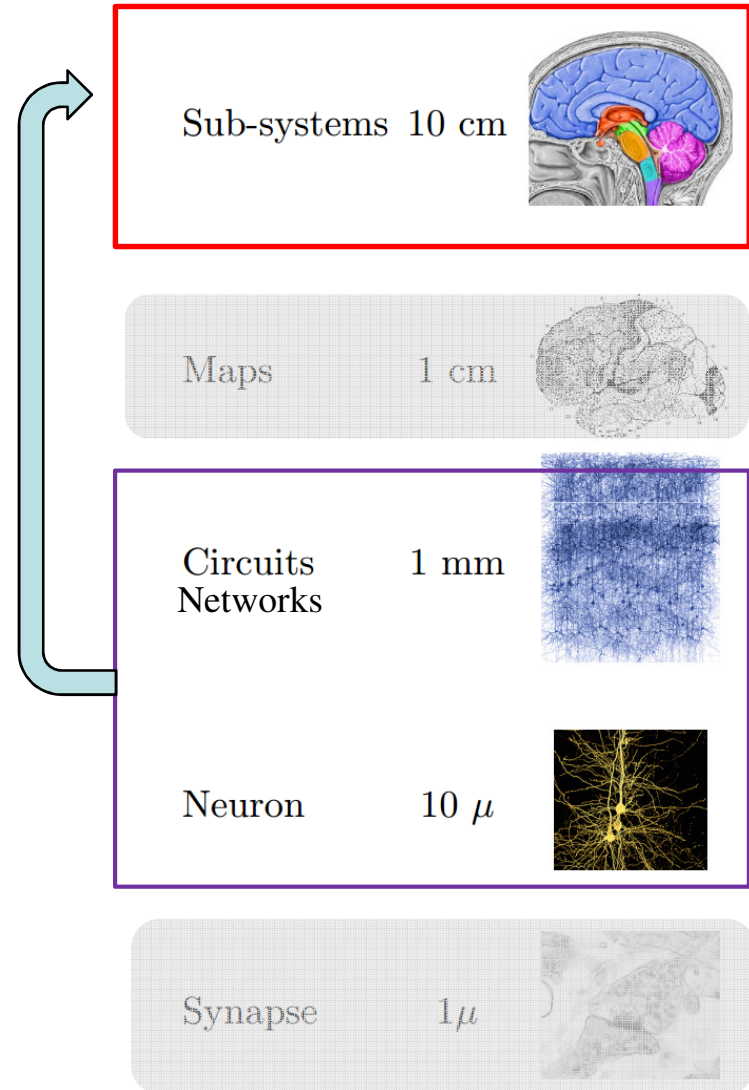


Cogent confabulation
models



 Model

 Objective





Université de Bretagne-Sud

Laboratoire Lab-STICC

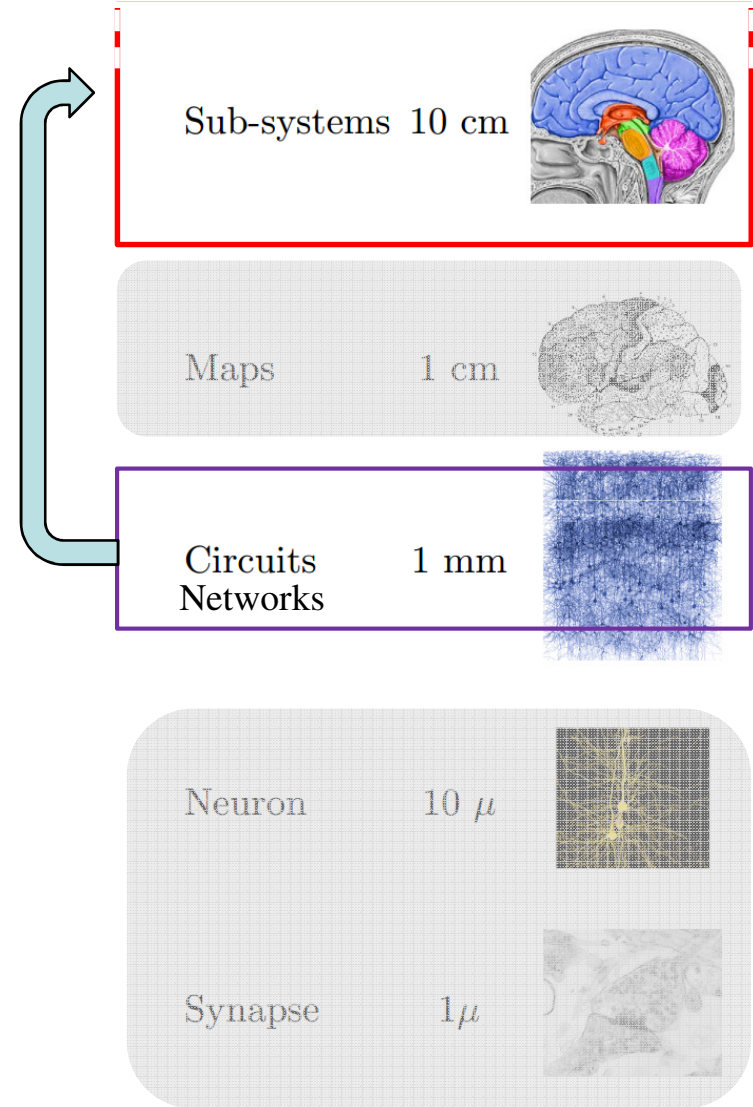
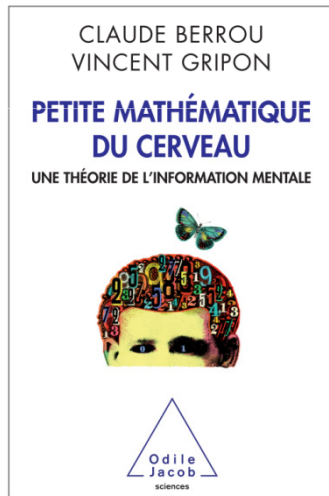
Réseaux de neurones parcimonieux - GBNN



ERC NeuCod



European Research Council
Established by the European Commission

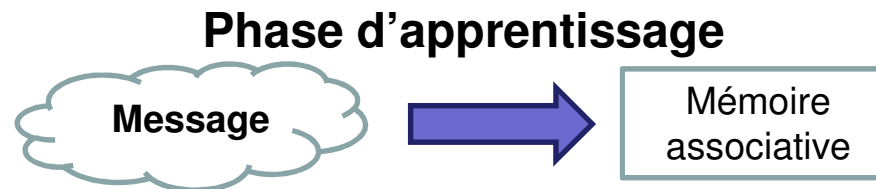


Model

Objective

Mémoire associative

- **Principe de fonctionnement d'une mémoire associative**
 - Retrouver un message appris à partir d'une version dégradée de celui-ci



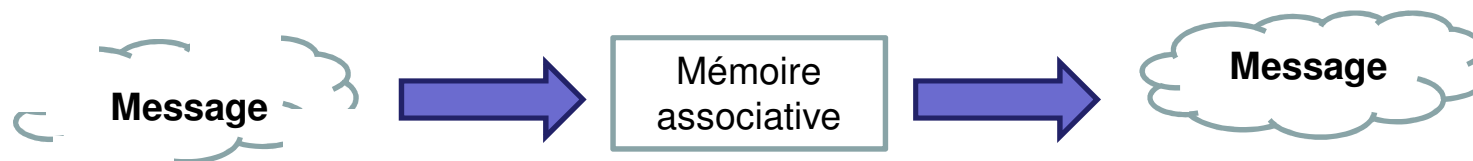
Mémoire associative

- **Principe de fonctionnement d'une mémoire associative**
 - Retrouver un message appris à partir d'une version dégradée de celui-ci

Phase d'apprentissage

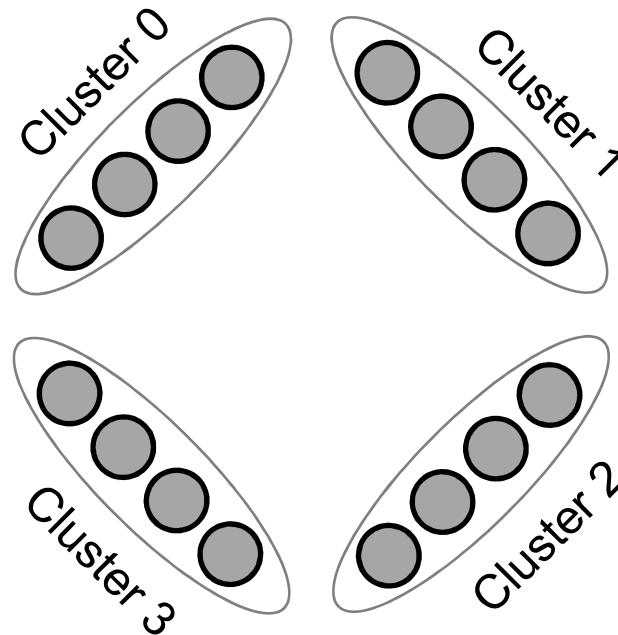


Phase de restitution



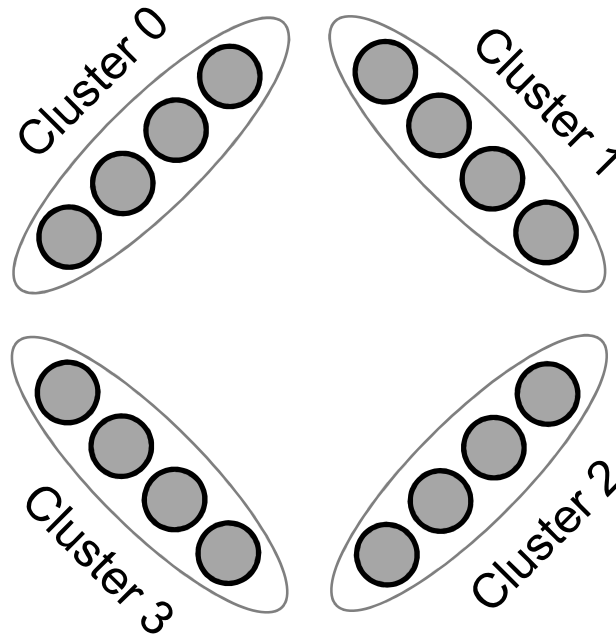
Réseaux de neurones GBNN

- Laboratoire Lab-STICC
- **Organisation des neurones en « clusters »**
 - **Connections avec tous les neurones des autres clusters**



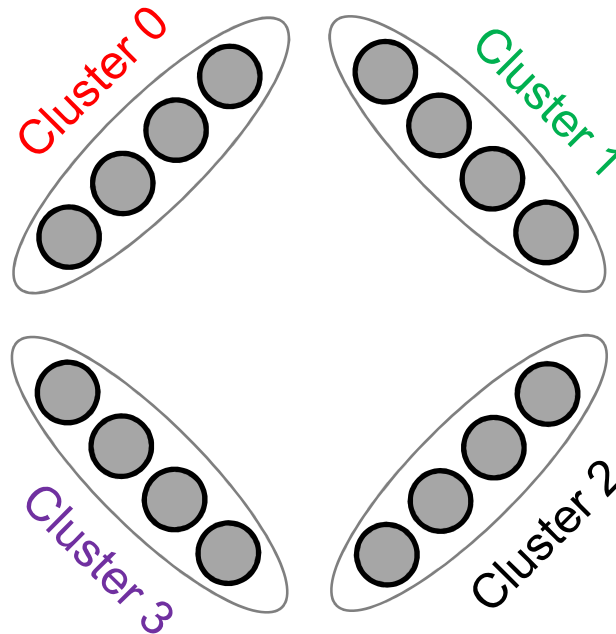
- Laboratoire Lab-STICC
- Chaque cluster correspond à une partie d'un message

$M_1 = \{1241\}$



- Laboratoire Lab-STICC
- Chaque cluster correspond à une partie d'un message

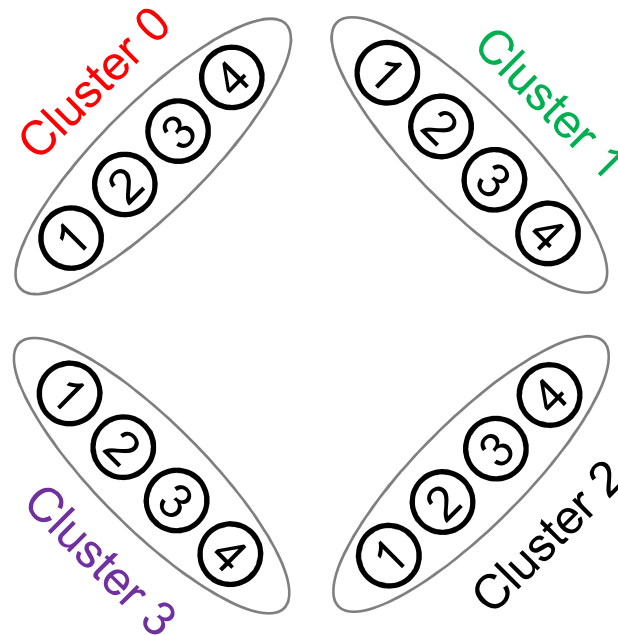
$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$



Réseaux de neurones GBNN

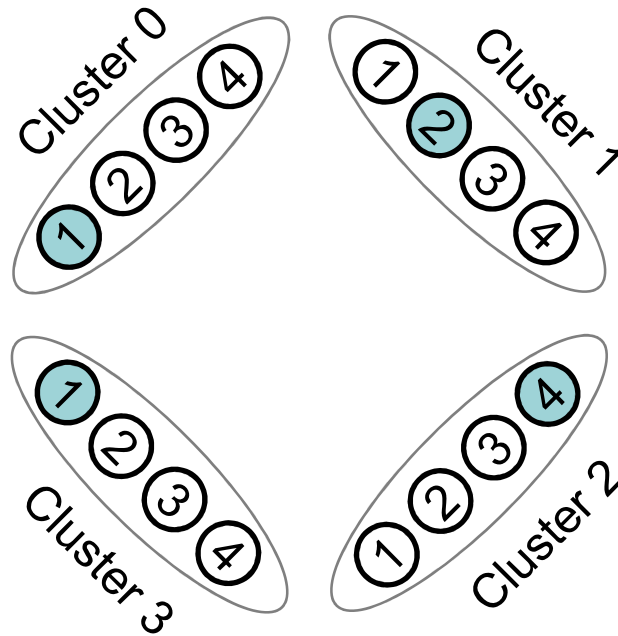
- Chaque neurones est un élément d'un alphabet
- Neurones actifs ou inactifs

$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$



Principes d'apprentissage

$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$

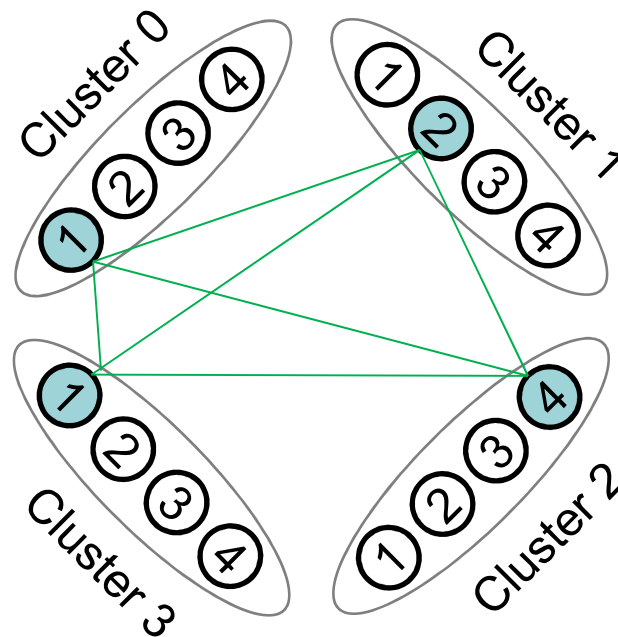


Principes d'apprentissage

- **Poids synaptique**

- Etat des connexions (actives/inactives) entre les neurones à mémoriser

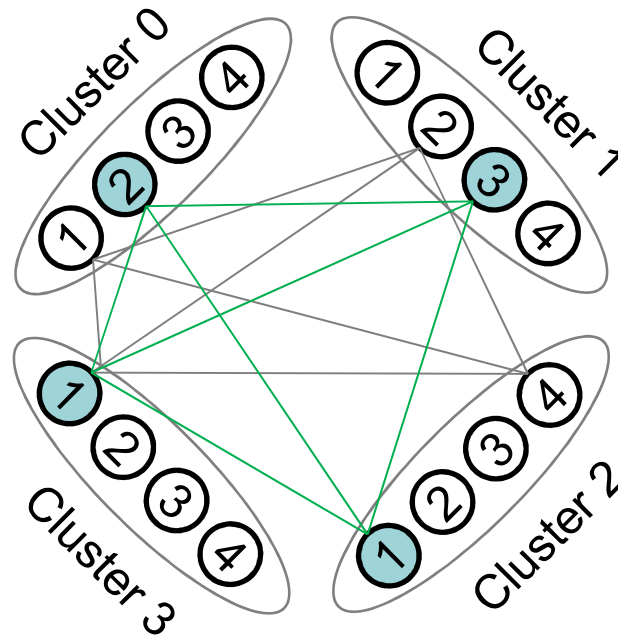
$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$



Principes d'apprentissage

$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$

$$M_2 = \{2 ; 3 ; 1 ; 1\}$$

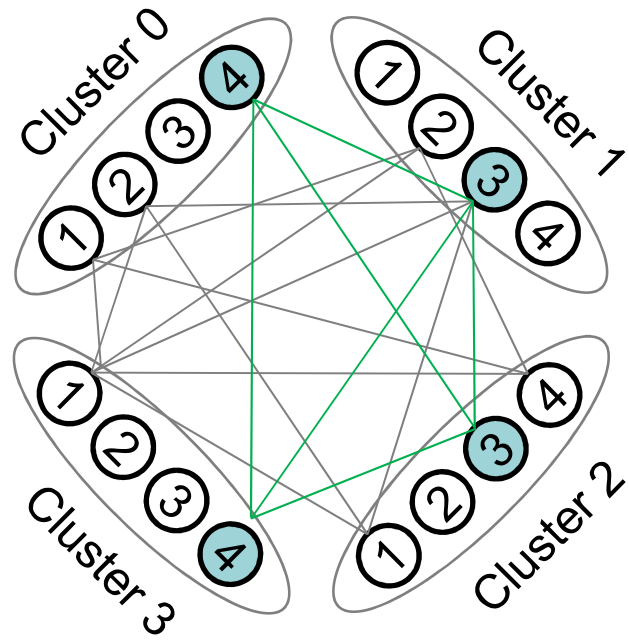


Principes d'apprentissage

$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$

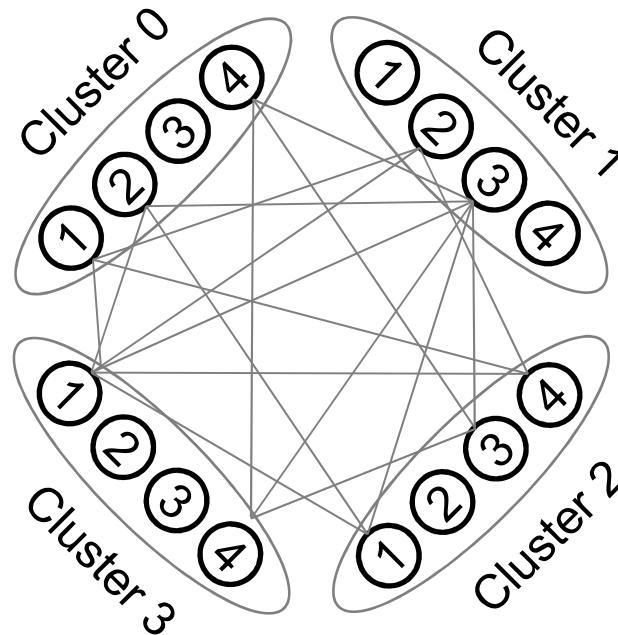
$$M_2 = \{2 ; 3 ; 1 ; 1\}$$

$$M_3 = \{4 ; 3 ; 3 ; 4\}$$



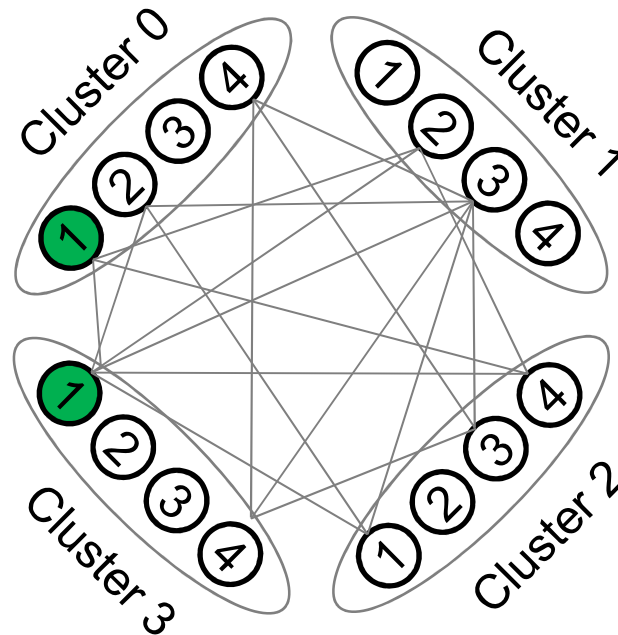
Restitution d'un message altéré

$$M_x = \{1 ; ? ; ? ; 1\}$$



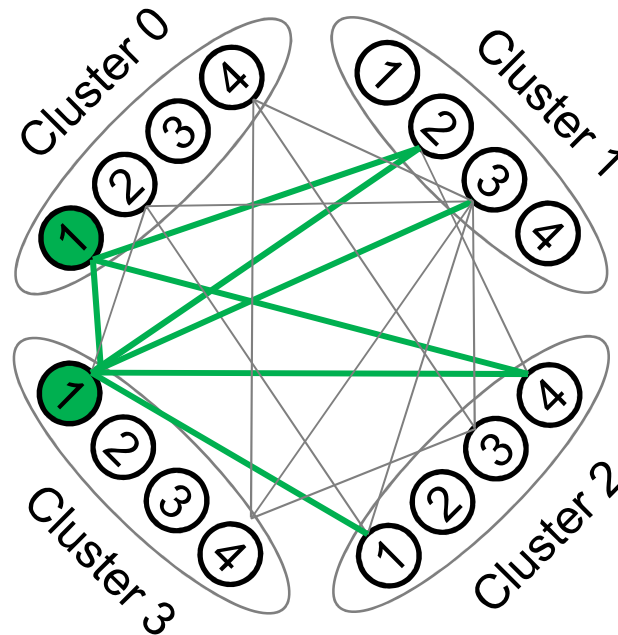
Restitution d'un message altéré

$$M_x = \{1 ; ? ; ? ; 1\}$$



Restitution d'un message altéré

$$M_x = \{1 ; ? ; ? ; 1\}$$

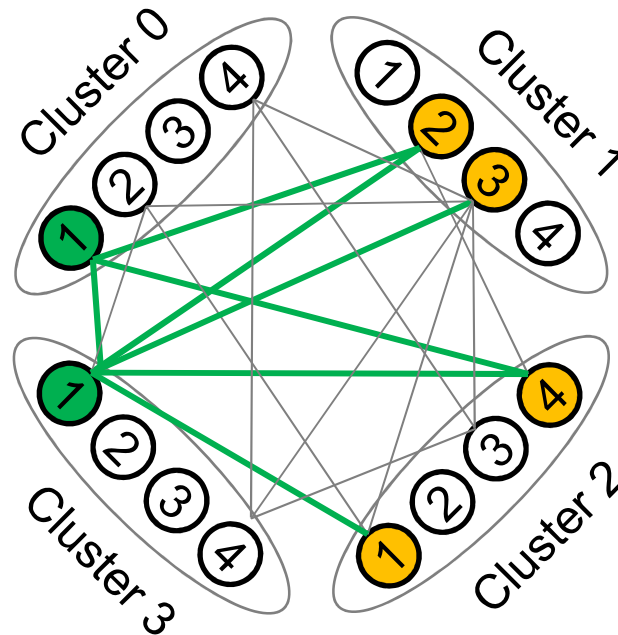


Restitution d'un message altéré

Laboratoire Lab-STICC

- **Winner Take All**

$$M_x = \{1 ; ? ; ? ; 1\}$$

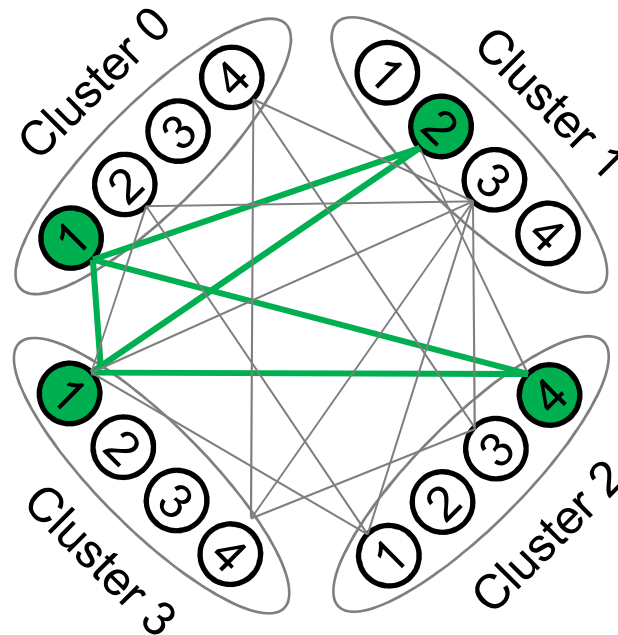


Restitution d'un message altéré

Laboratoire Lab-STICC

- **Winner Take All**

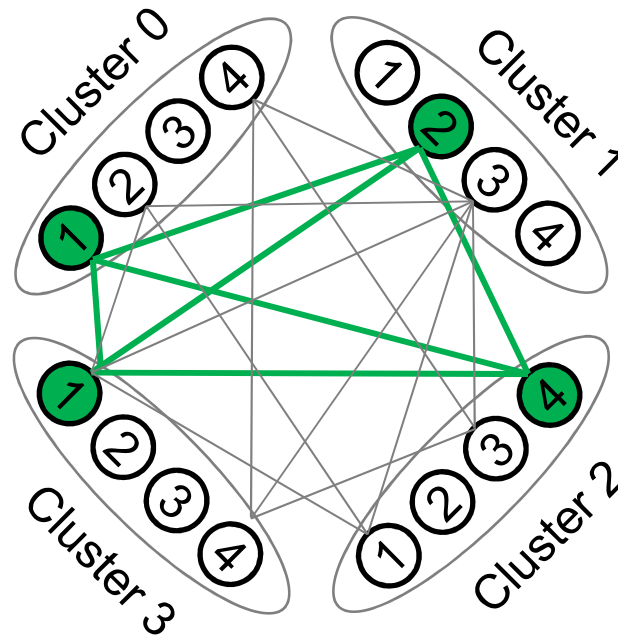
$$M_x = \{1 ; ? ; ? ; 1\}$$



Restitution d'un message altéré

Laboratoire Lab-STICC

$$M_x = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$



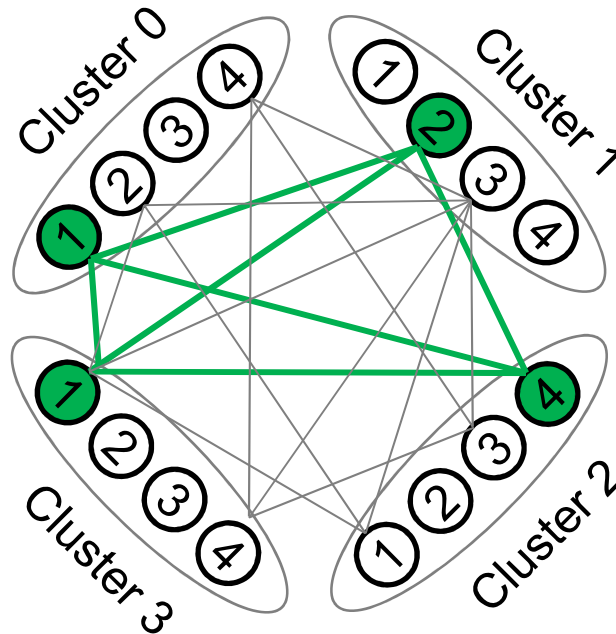
Restitution d'un message altéré

$$M_1 = \{1 ; 2 ; 4 ; 1\}$$

$$M_2 = \{2 ; 3 ; 1 ; 1\}$$

$$M_3 = \{4 ; 3 ; 3 ; 4\}$$

$$M_1 = \{1 ; \mathbf{2} ; \mathbf{4} ; 1\}$$





Université
de Bretagne-Sud

Des GBNN dans le cerveau ?

Laboratoire Lab-STICC

- **European Research Council – Neucod**

- Claude Berrou (Lab-STICC)



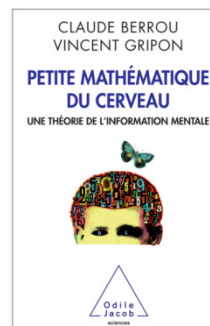
European Research Council
Established by the European Commission

- **Projet du labex CominLabs – Neural Coding**

- Lab-STICC, LTSI
- *Identification of cortical networks from high-resolution EEG: application of the mental information theory*



- **Vers une théorie de l'information mentale ?**





Université
de Bretagne-Sud

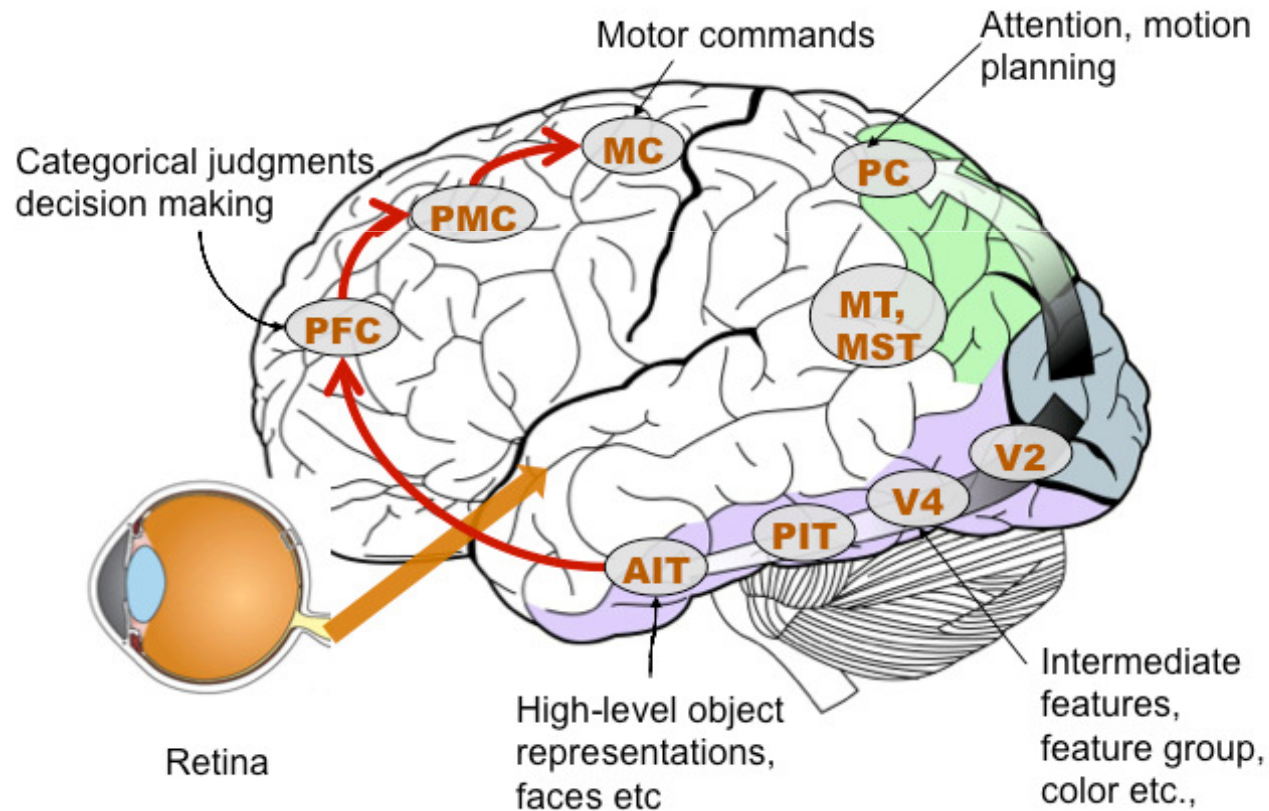
Recherches



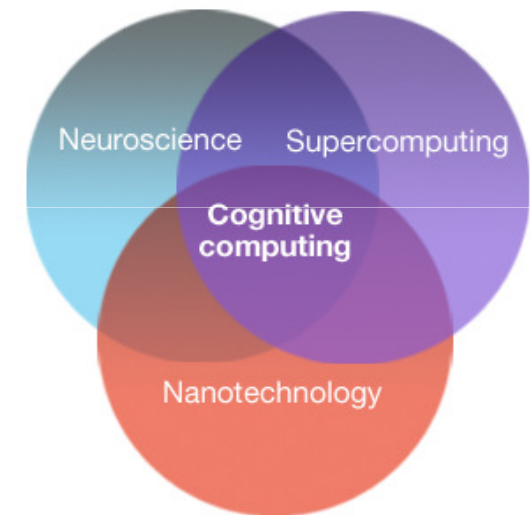
Laboratoire Lab-STICC

- Publication de synthèse de nos premiers travaux et plus encore...
 - ACM JeTC special issue on Neural network, *Fully-Binary Neural Network Model and Optimized Hardware Architectures for Associative Memories*, à paraître 2014
- Brevets internationaux
- Evolutions du modèle GBNN
- Conception d'architectures numériques basées sur le GBNN
 - Circuits dédiés
 - Field Programmable Neural Network Architecture
- Application à un système de vision bio-inspiré

■ SENSE - Sparse Neural Coding & Bionic Vision System



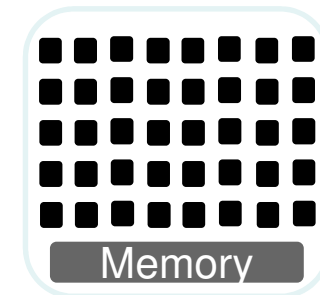
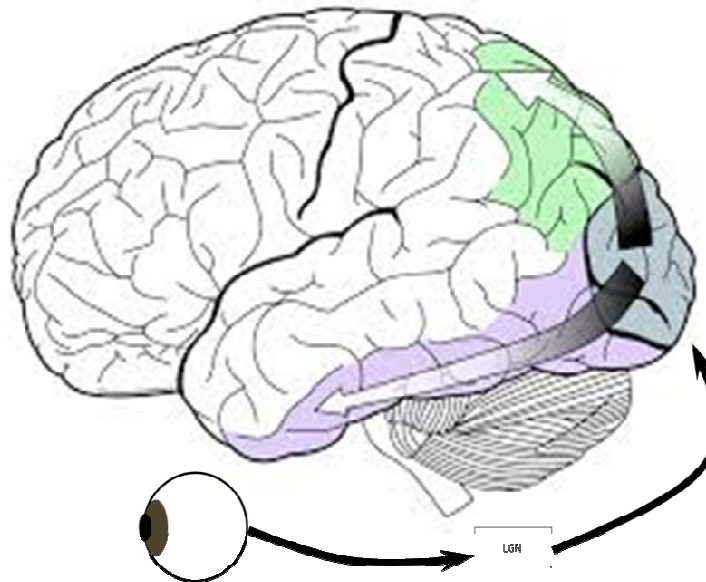
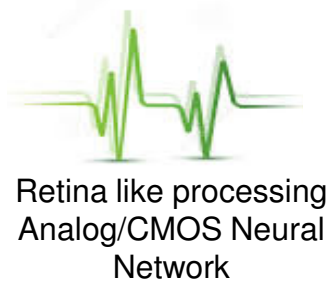
- **Utilisation des mémoires associatives pour supprimer les calculs**
- **Contributions**
 - Application de traitement d'images
 - Améliorations du modèle GBNN originel
 - Architecture matérielle et implémentation logicielle
 - FPGA/ASIC, plateforme manycore...



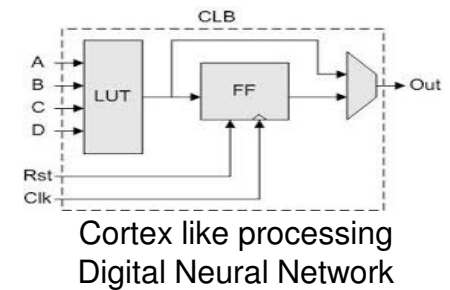
SENSE – Imiter le cortex visuel

Conception d'un système de vision bio-inspiré basé sur

- Mémoire associative (GBNN)
- Cortex visuel
- Technologie hétérogène
- Organisation hiérarchique

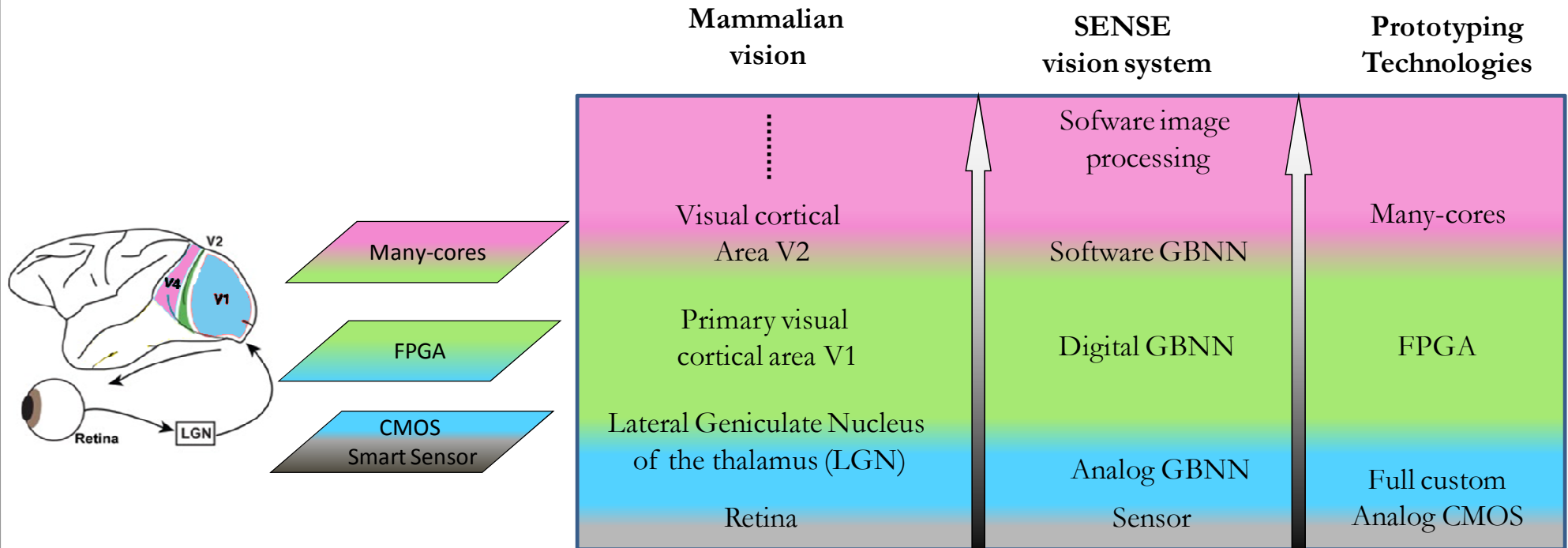


High level processing
Software Neural Network



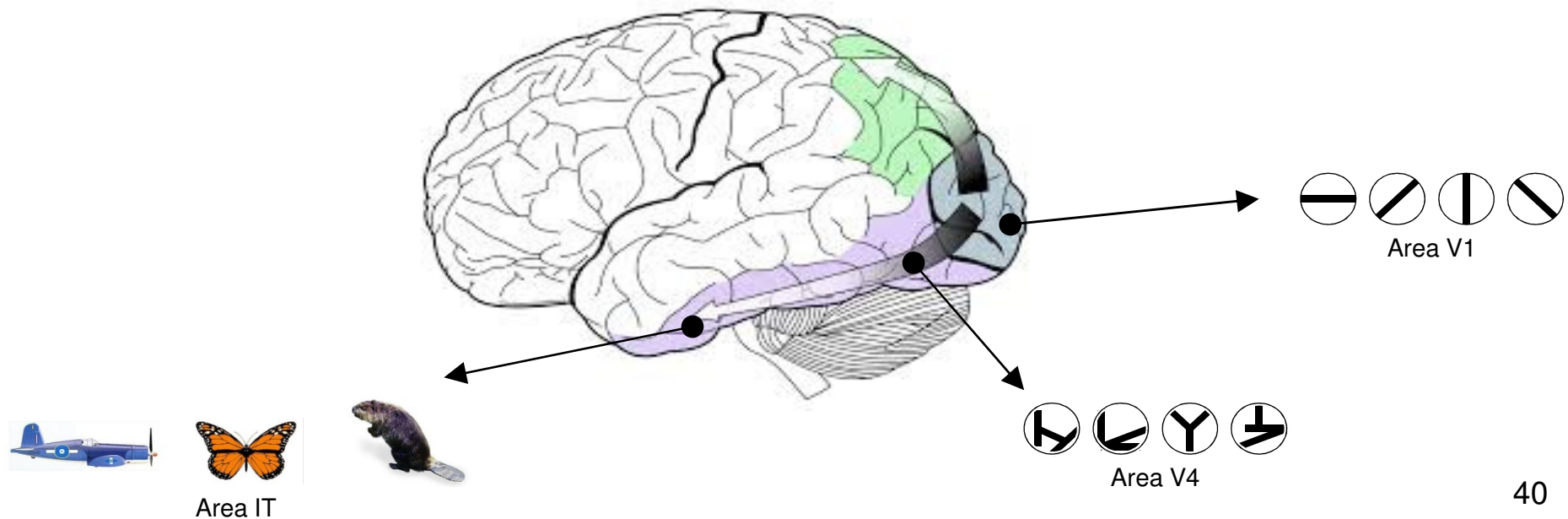
SENSE architecture

Laboratoire Lab-STICC



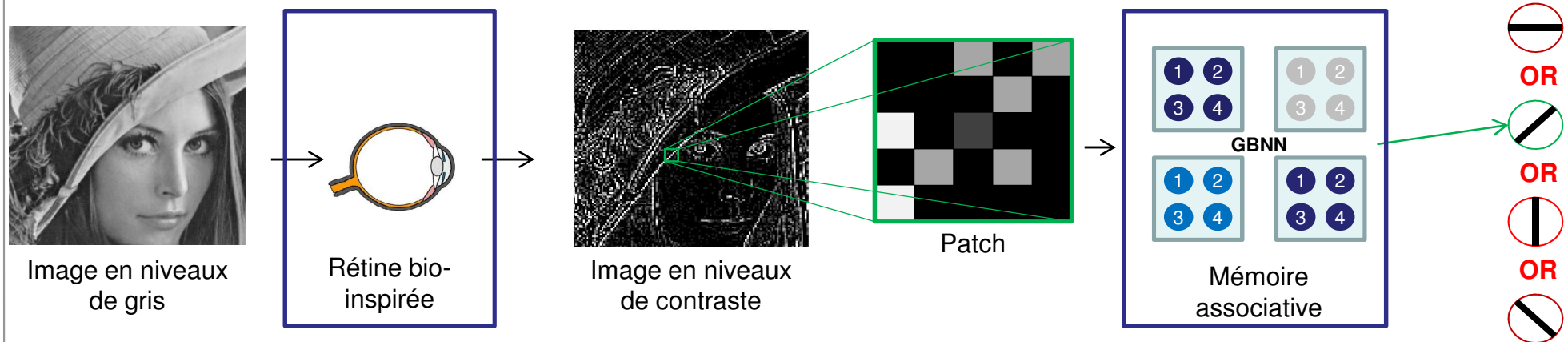
- **Cortex visuel : Voie ventrale → Voie du quoi**

- Tout au long de la voie ventrale les images sont décomposées à l'aide de caractéristiques
- Plus l'on s'éloigne de la source, plus les caractéristiques sont complexes



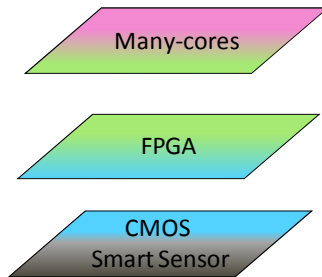
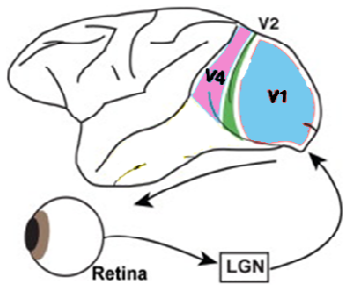
SENSE – Extraction d'information

- **Inspiré des cellules simples de l'aire V1**
- **Caractéristiques simples (e.g. arrêtes orientées)**
 - A partir d'une image en niveau de gris, l'objectif est d'extraire des arrêtes orientées à l'aide d'une mémoire associative
 - Prétraitement à l'aide d'une rétine bio-inspirée
 - Utilisation d'une mémoire associative pour déterminer quelles sont les orientations présentes dans le patch



Vers un système multi-sensoriel

Laboratoire Lab-STICC



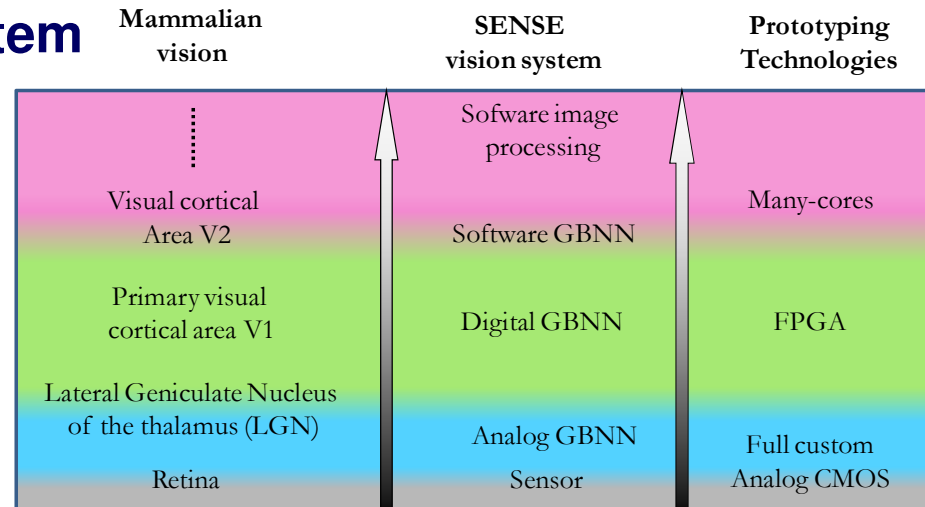
Neuromorphic computing Multi-sensors platform



SENSE

vision system

GBNN
model





Université
de Bretagne-Sud

Protection et Diffusion

Laboratoire Lab-STICC

- **Brevets**
- **Livre**
- **Publications en revues et conférences**
- **Organisation de workshop internationaux**
 - Thematic session *Coupling Neuromorphic Computing and Many-core Platforms for HPC: What's New?*, HiPEAC Computing System Week 2014
 - 2nd International Workshop on *Neuromorphic and Brain-Based Computing Systems* (NeuComp 2015), co-located with DATE 2015



Modélisation de la vision inspirée du vivant

Philippe COUSSY,
Cyrille CHAVET

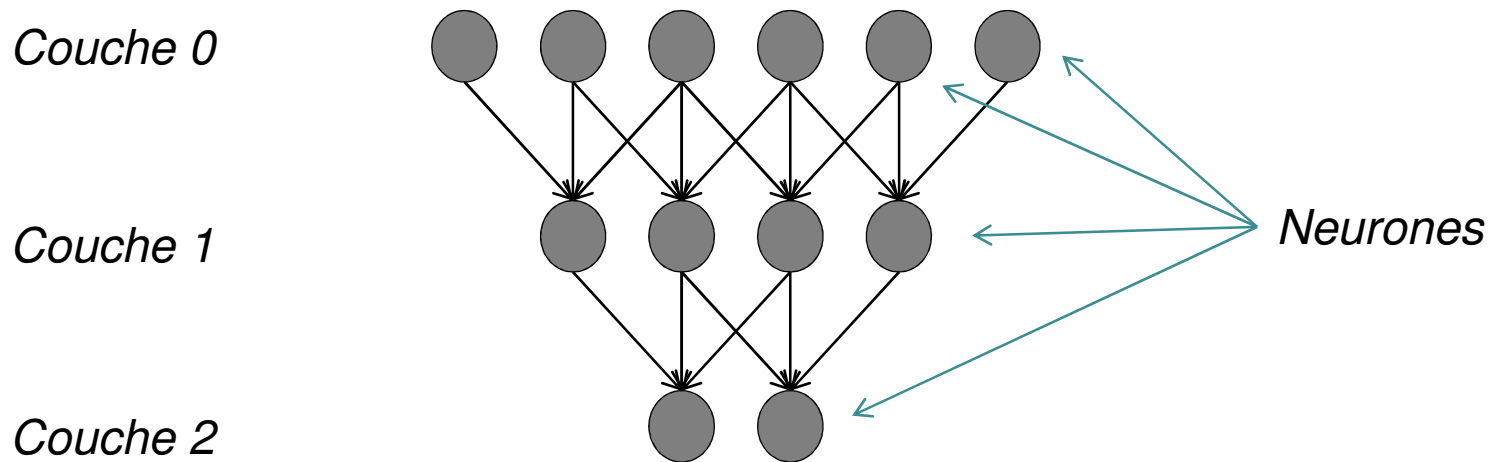
Université de Bretagne Sud, Lab-STICC

Journée prospective: Innover par la voie du biomimétisme

Rennes, Octobre 2014.

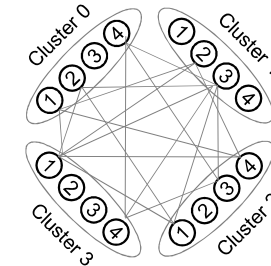
Réseaux de neurones

- Réseaux de neurone de type Perceptron
- Connexions uniquement entre une couche i et une couche $i+1$



GBNN – Modèle mathématiques

- Soient C clusters
- Soient L neurones par cluster
- Soit v l'état d'un neurone (i.e. actif ou inactif)
- Soit w l'état d'une connexion entre deux neurones (i.e. poids synaptique)

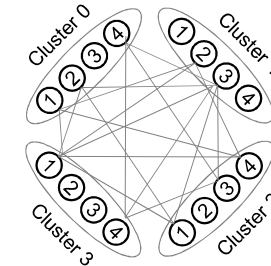


$$\forall i \in [0..L - 1], j \in [0..C - 1],$$

$$s_{n_{i,j}}^{t+1} \leftarrow \sum_{g=0 \text{ and } g \neq j}^{C-1} \sum_{k=0}^{L-1} w_{(k,g)(i,j)} * v^t(n_{k,g})$$

GBNN – Modèle mathématiques

- Soient C clusters
- Soient L neurones par cluster
- Soit v l'état d'un neurone (i.e. actif ou inactif)
- Soit w l'état d'une connexion entre deux neurones (i.e. poids synaptique)



$$\forall i \in [0..L - 1], j \in [0..C - 1],$$

$$s_{n_{i,j}}^{t+1} \leftarrow \sum_{g=0 \text{ and } g \neq j}^{C-1} \sum_{k=0}^{L-1} w_{(k,g)(i,j)} * v^t(n_{k,g})$$

- Winner Take All

$$s_{max,c_j}^{t+1} = \max_{0 \leq n_i \leq L-1} [s_{n_i,j}^{t+1}]$$

$$v^{t+1}(n_{i,j}) = \begin{cases} 1 & \text{if } s_{n_i,j}^{t+1} = s_{max,c_j}^{t+1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Une architecture plus avancée



- Transformer ce modèle numérique en un modèle logique

$$\forall i \in [0..L-1], j \in [0..C-1],$$

$$s_{n_{i,j}}^{t+1} \leftarrow \sum_{g=0 \text{ and } g \neq j}^{C-1} \sum_{k=0}^{L-1} w_{(k,g)(l,j)} * v^t(n_{k,g})$$

$$s_{max,c_j}^{t+1} = \max_{0 \leq n_i \leq L-1} [s_{n_{i,j}}^{t+1}]$$

$$v^{t+1}(n_{i,j}) = \begin{cases} 1 & \text{if } s_{n_{i,j}}^{t+1} = s_{max,c_j}^{t+1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Une architecture plus avancée



- Transformer ce modèle numérique en un modèle logique

~~$$\forall i \in [0..L-1], j \in [0..C-1],$$

$$s_{n_{i,j}}^{t+1} \leftarrow \sum_{g=0 \text{ and } g \neq j}^{C-1} \sum_{k=0}^{L-1} w_{(k,g)(i,j)} * v^t(n_{k,g})$$~~

~~$$s_{max,c_j}^{t+1} = \max_{0 \leq n_i \leq L-1} [s_{n_{i,j}}^{t+1}]$$

$$v^{t+1}(n_{i,j}) = \begin{cases} 1 & \text{if } s_{n_{i,j}}^{t+1} = s_{max,c_j}^{t+1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$~~

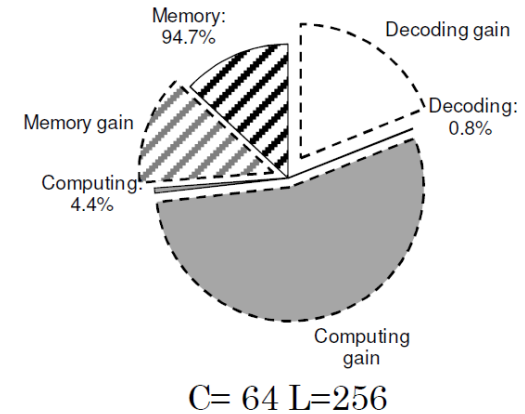
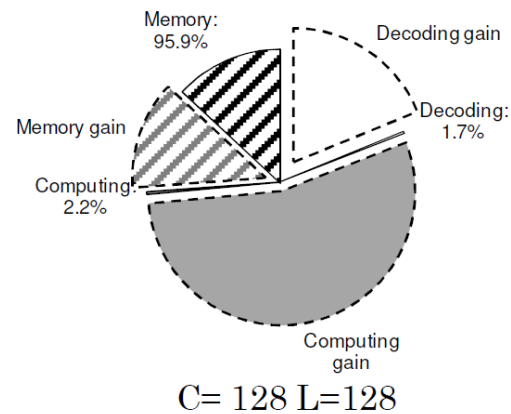
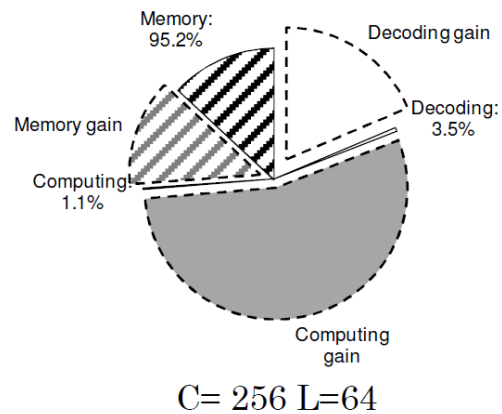
- Plus de Winner Take All
- Mécanisme de transparence

$$\vartheta_{(n_{i,j})}^{t+1} = \bigwedge_{k=0, k \neq i}^{C-1} \left(\left(\bigvee_{g=0}^{L-1} \vartheta_{(n_{k,g})}^t \wedge w_{(i,j)(k,g)} \right) \vee \left(\bigvee_{g=0}^{L-1} \vartheta_{(n_{k,g})}^t \right) \right)$$

Une architecture plus avancée

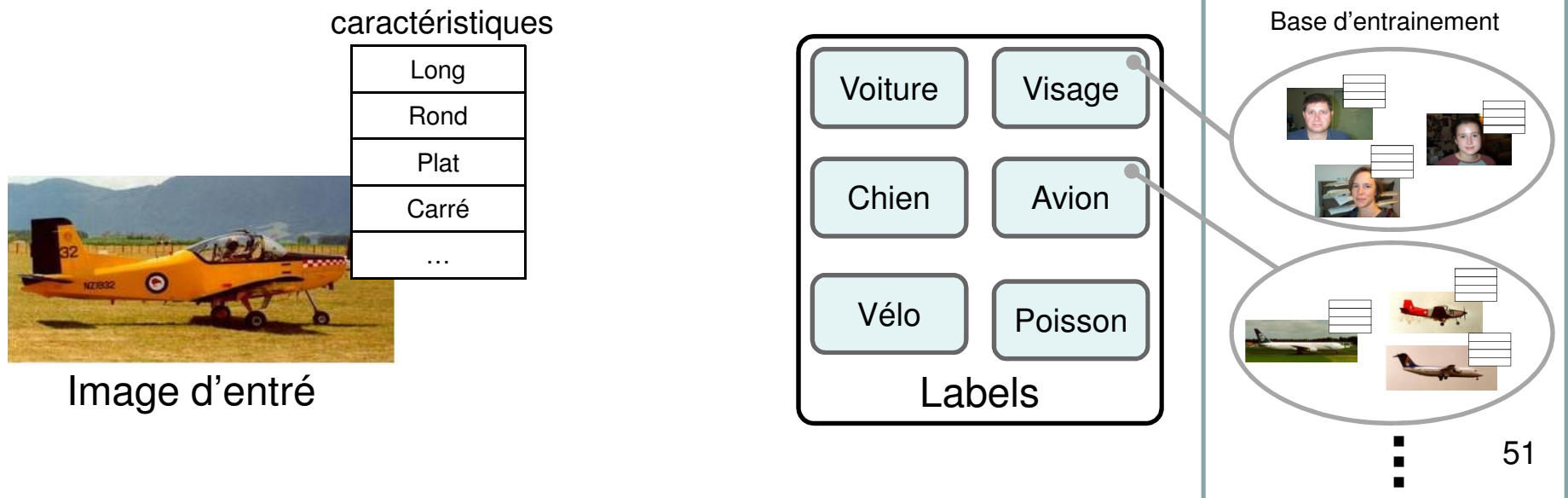


- Minimisation du coût en mémoire
- Définition de nouveaux modes de communication entre neurones et clusters
- Placement des poids synaptique en mémoire adapté
- ...



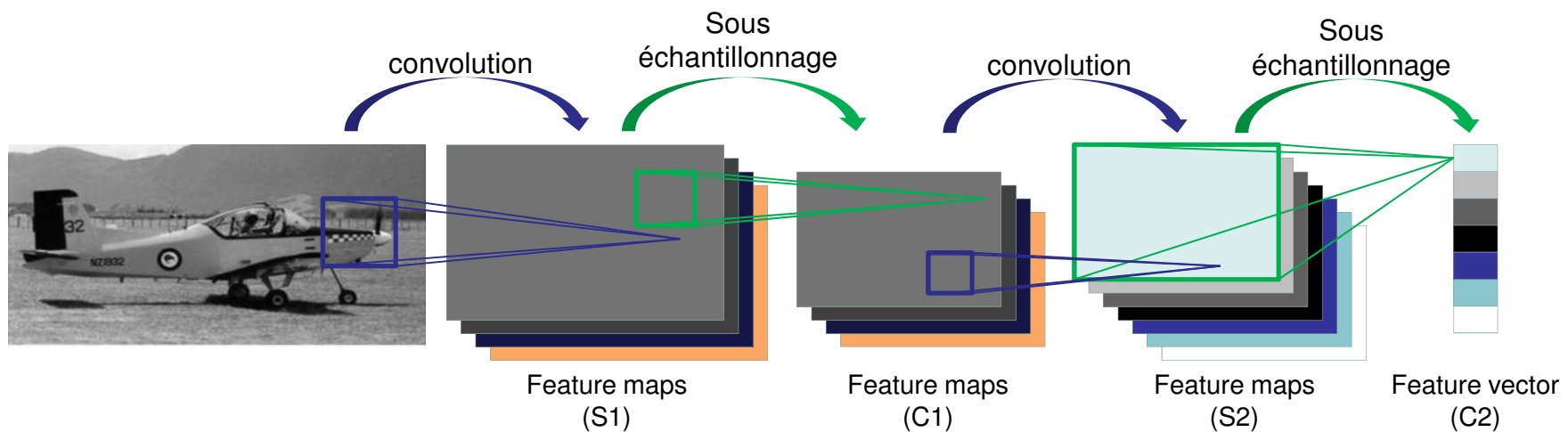
Classification d'objets

- Trouver le label associé à l'image d'entrée
 - Utilisation d'un classifieur pour comparer l'image d'entrée avec une base d'entraînement
 - Plutôt que de comparer les images directement entre elles, des caractéristiques sont extraites afin de simplifier la tâche du classifieur



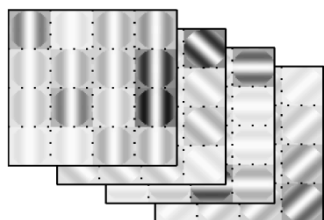
Réseaux convolutionnels

- Des modèles hiérarchiques de traitement d'image appelés réseaux de neurones convolutionnels tels que le NeoCognitron, le HMAX et le LeNet, s'inspire des propriétés du cortex visuel.
- Ces modèles se divisent en différents niveaux, chacun d'entre eux décrivant l'image d'entrée à l'aide d'un ensemble de cartes de caractéristiques.
- Chaque niveau est composé de deux couches :
 - Une couche de sélection (couche S) à l'aide d'une opération de convolution
 - Une couche d'invariance (couche C) à l'aide d'une opération de sous échantillonnage

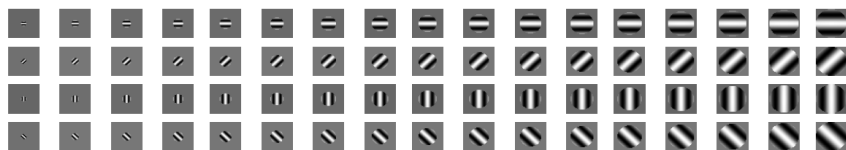


Modèle HMAX

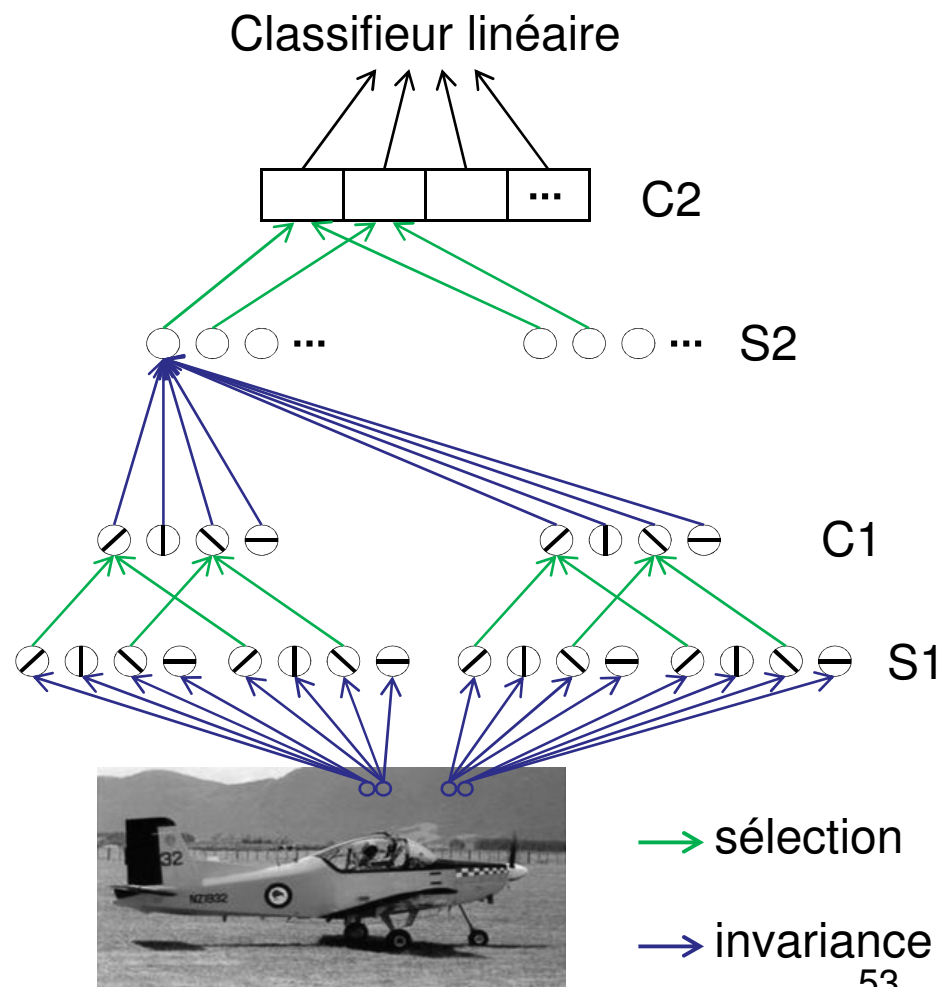
- Pas d'apprentissage au niveau 1
- Apprentissage simple au niveau 2



Caractéristiques de niveau 2 prototype composite

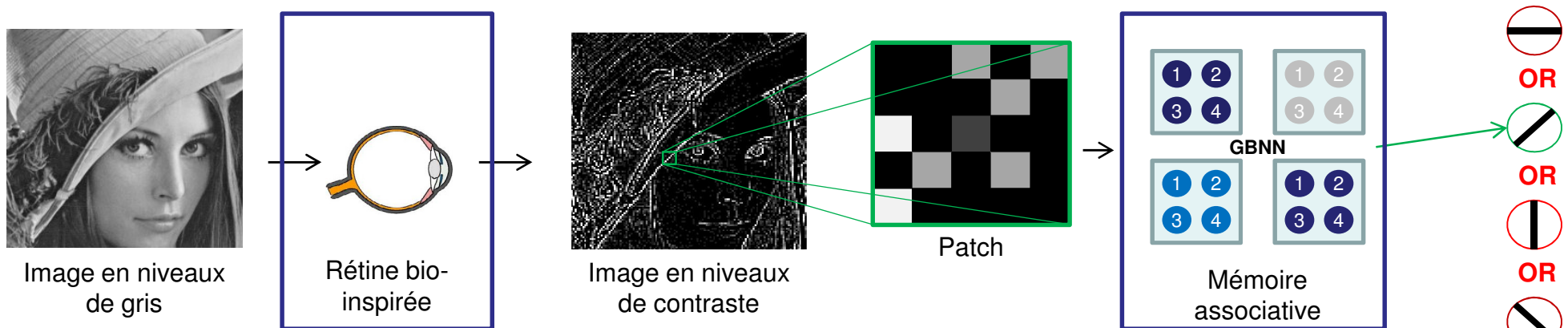


Caractéristiques de niveau 1 filtres de Gabor

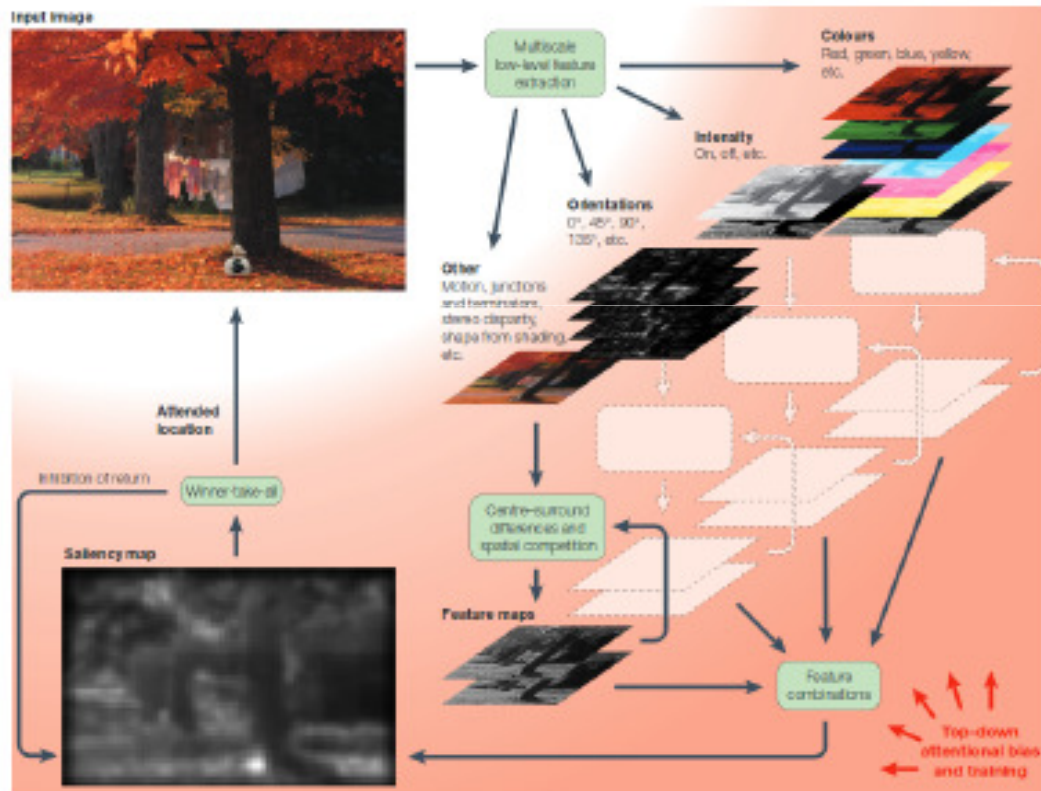


Extraction de caractéristiques simples à l'aide d'un GBNN

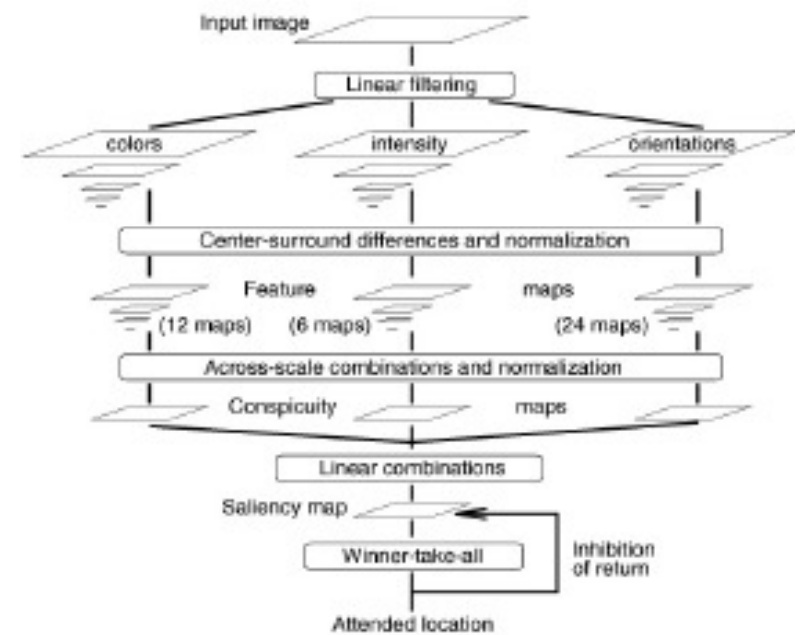
- Caractéristiques simples : arrêtes orientées
 - A partir d'une image en niveau de gris, l'objectif est d'extraire des arrêtes orientées à l'aide d'une mémoire associative
 - Prétraitement à l'aide d'une rétine bio-inspirée
 - Utilisation d'une mémoire associative pour déterminer quelles sont les orientations présentes dans le patch



Modèle d'attention visuelle



Itti, L., & Koch, C. (2001).



Itti, L., Koch, C., & Niebur, E. (1998).