

Recherche Bibliographique Bilan

Etude des approches neuromorphiques pour les applications de la vision

Plan

- 1) Rappel des axes de recherche
- 2) Résultats généraux de la recherche :
 - a) Qu'est ce qu'un système neuromorphique?
 - b) Comment se comporte le réseau neuronal et le système visuel?
- 3) La modélisation
 - a) La compréhension du sujet
 - b) Spike based computing
 - c) Spike Timing-Dependent Plasticity
 - d) Systèmes physiques et codes
- 4) Exemples d'application
 - a) Rappel des objectifs d'un système neuromorphique
 - b) L'application d'Olivier BUCHLER
 - c) Article sur la reconnaissance de postures

1) Rappel des axes de recherche

Définitions :

- ▶ Vision
- ▶ Approches neuromorphiques
- ▶ Approches Bio-inspirées pour la vision
- ▶ Approches Biologiques pour la vision
- ▶ Spike based computing
- ▶ STDP : Spike Timing-Dependent Plasticity

2) Résultats généraux de la recherche

Vision :

- Perception par l'œil de la lumière, des couleurs, des formes; ensemble des mécanismes physiologiques par lesquels les radiations lumineuses reçues par l'œil déterminent des impressions sensorielles de nature variée (d'après le Centre National de Ressource Textuelle et Lexicale)

2) Résultats généraux de la recherche

a) Qu'est ce qu'un système neuromorphique?

Evolution de la définition :

- i) circuits analogiques qui reproduisent une fonction et/ou une structure neuronale
- ii) systèmes mixtes analogique-numérique pour couvrir des besoins en flexibilité de configuration et en communication
- iii) extension de leur utilisation en utilisant des processeurs numériques permettant des implémentations logicielles

Définition arrêtée aujourd'hui :

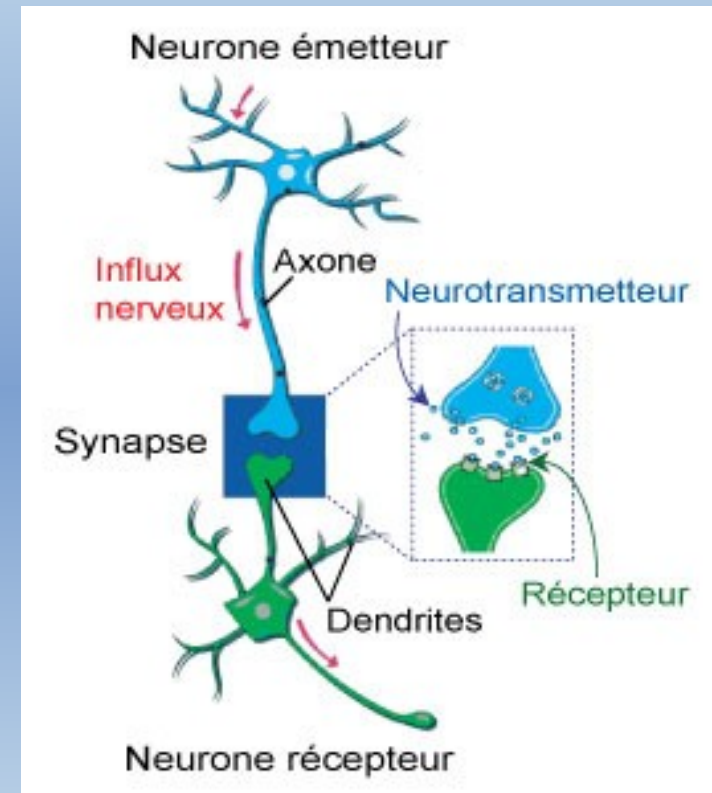
- implémentation mixte à forte composante analogique, qui reproduit des structures et/ou des fonctions neuronales

(B. Belhadj-Mohamed, Systèmes neuromorphiques temps réel : contribution à l'intégration de réseaux de neurones biologiquement réaliste avec fonctions de plasticité, thèse de doctorat, université de bordeaux 1, Juillet 2010)

2) Résultats généraux de la recherche

a) Qu'est ce qu'un système neuromorphique?

- ▶ Les bases du système biologique:
 - Le neurone (composante principale du cortex cérébral, 10^{11}) divisé en trois parties : les dendrites (relais de l'information reçue), le soma (émetteur et récepteur de l'information) et l'axone (relais de l'information émise)
 - La synapse (en moyenne 10^4 par neurone) : liaison entre deux neurones qui transfère l'information du neurone pré-synaptique au post-synaptique (de l'axone vers les dendrites)



Structure d'une synapse. Le neurone émetteur transporte le message sous la forme d'un influx nerveux le long de son axone. Les neurotransmetteurs prennent le relais dans l'espace synaptique et sont captés sur des récepteurs à la surface des dendrites. Le message est ensuite traité par le neurone récepteur. (source : site internet [Prolune](#))

2) Résultats généraux de la recherche

b) Comment se comporte le réseau neuronal et le système visuel?

Aspect Bio-inspiré :

- ▶ Traitement asynchrone des données :

Rétine composée de cellules qui réagissent indépendamment les unes des autres

- ▶ Trains d'impulsion (spike) :

Transmission de signaux d'impulsion pour « coder » l'information

- ▶ Architecture en couche (V1, V2, V3, ...) :

Traitement progressif de l'information

- ▶ Plasticité des synapses :

Spécialisation des liaisons entre neurones, adaptation et reconversion

- ▶ Robustesse :

Résistance à la détérioration, à l'imprécision

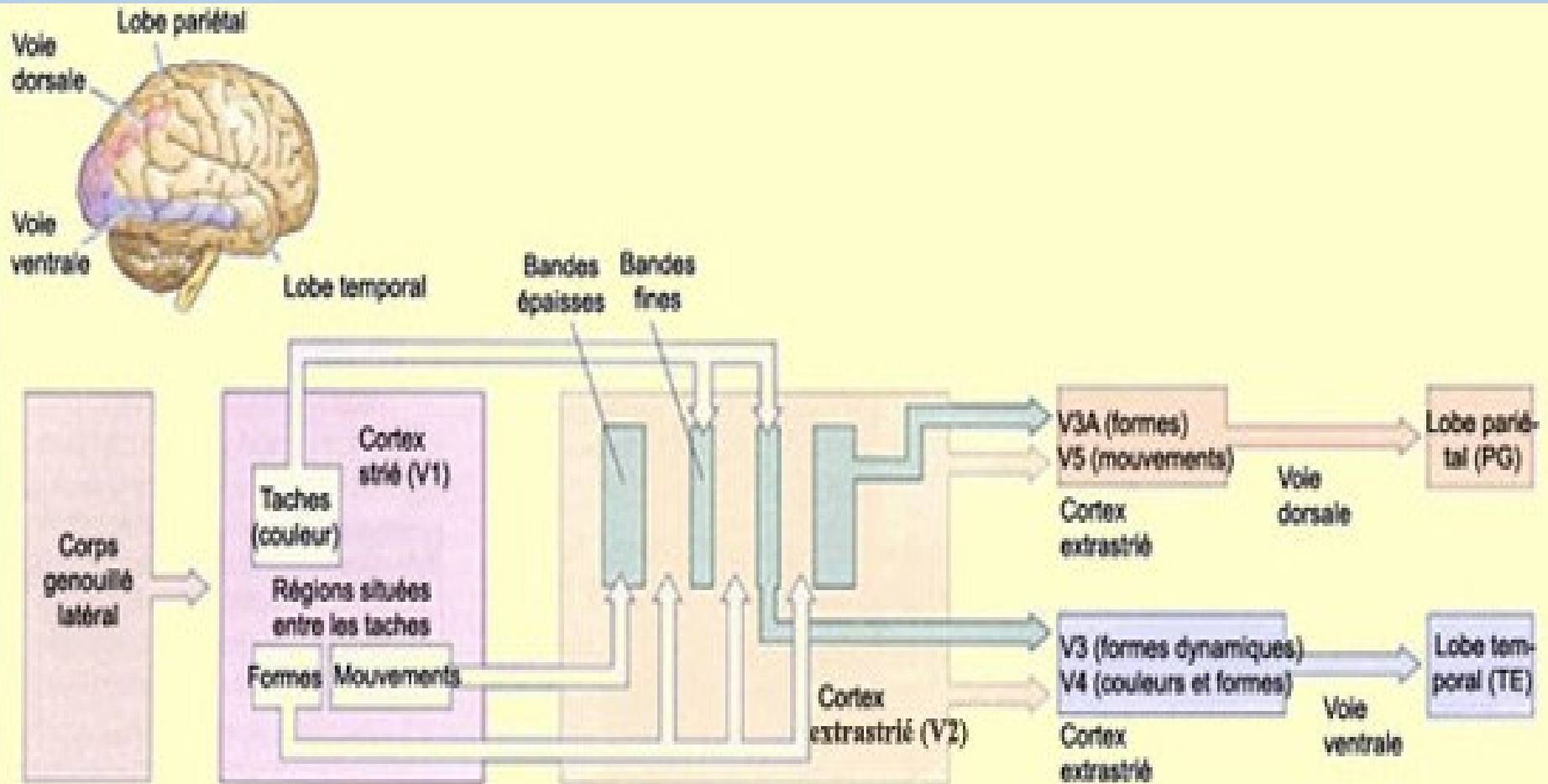
Aspect Biologique :

- ▶ Problème de la perception, de l'analyse et de l'interprétation:

Compréhension des illusions d'optiques, des autres erreurs d'analyse, de la reconnaissance et des stimulations couplées

2) Résultats généraux de la recherche

b) Comment se comporte le réseau neuronal et le système visuel?

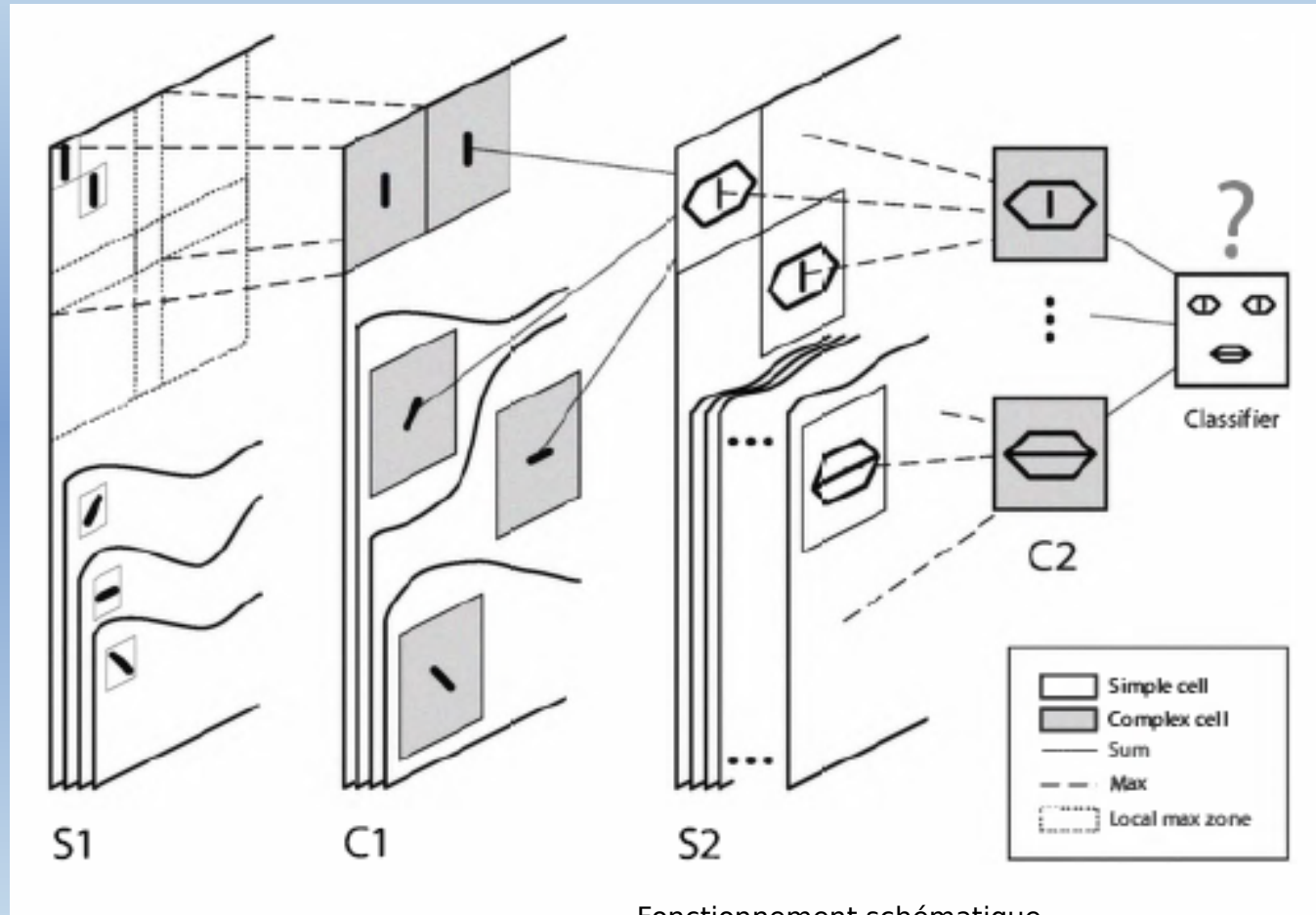


Architecture du cortex visuel dans le cerveau

Source : site internet [Le cerveau à tout les niveau](#)

2) Résultats généraux de la recherche

b) Comment se comporte le réseau neuronal et le système visuel?

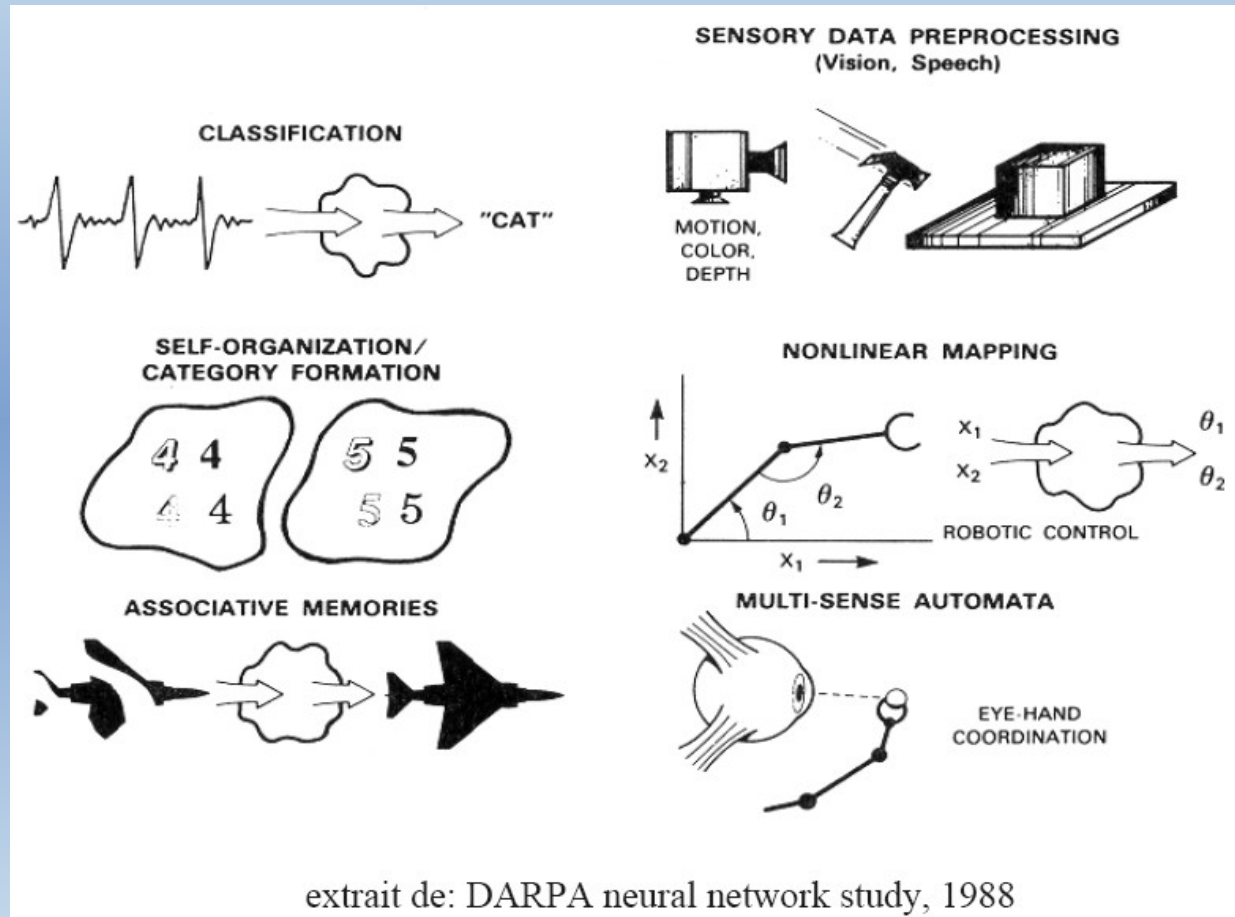


Fonctionnement schématique

Source : Timothée MASQUELIER et Simon J. THORPE, Learning to recognize objects using waves of spikes and spike, IEEE 2010

2) Résultats généraux de la recherche

b) Comment se comporte le réseau neuronal et le système visuel?



Exemples de tâches faciles
pour le cerveau et difficile pour un ordinateur

3) La modélisation

- ▶ Reproduction du fonctionnement neuronal
- ▶ Réalisation de modèles physiques simples
- ▶ Respect du modèle biologique

3) La modélisation

a) La compréhension du sujet

- ▶ Fonctionnement très différent des systèmes actuels (capture d'images, frame)

(Exemple : les capteurs DVS et ATIS, C. Posch, Bio-inspired vision, Ltd and SISSA, 2012, doi:[10.1088/1748-0221/7/01/C01054](https://doi.org/10.1088/1748-0221/7/01/C01054))

- ▶ Optimisation du traitement (en énergie, en temps, en calcul, ...) :

Le système biologique est considéré rapide et plus performant que les systèmes développés par rapport à l'énergie consommée pour réaliser les opérations

- ▶ Autonomie et évolution du système

- ▶ De nombreuses équipes sur le sujet :

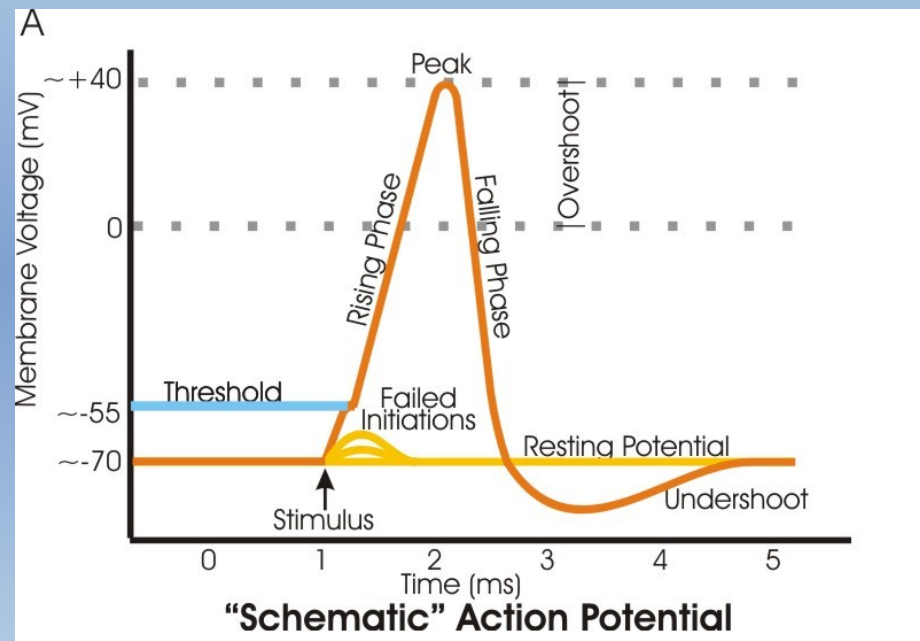
- institut de la vision, Ryad Benosman
- centre de recherche cerveau et cognition, Simon J. Thorpe
- Sevilla microelectronics institute, Bernabe Linares-Barranco

3) La modélisation

b) Spike based computing

- ▶ Méthode de codage par trains d'impulsion (potentiels d'action) émis par les neurones, hypothèse du codage en fréquence
- ▶ Non concordance des vitesses d'émission et de traitement selon la théorie du code, donc le réseau biologique est en mesure de traiter les données à partir d'une seule impulsion.

(A. Fusiello et al. (Eds.): ECCV 2012 Ws/Demos, Part I, LNCS 7583, pp. 516-521, 2012)



Source : wikipédia, article « action potential »

3) La modélisation

b) Spike based computing

► Modèle du neurone impulsionnel :

- ▢ Fonction de combinaison en entrée
- ▢ Atteinte d'une valeur seuil
- ▢ Pulse d'un potentiel d'action, activation du neurone

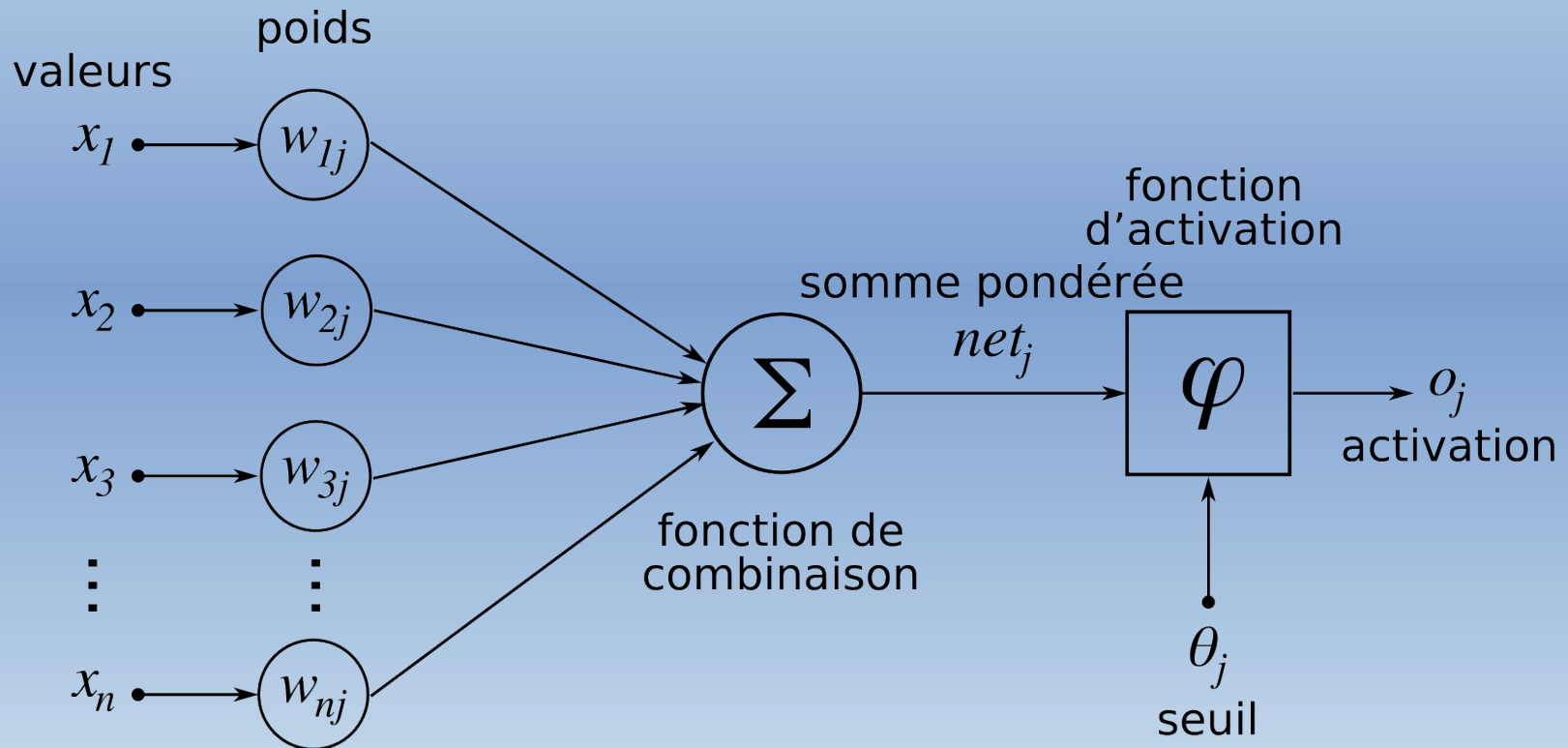
► Optimisation du réseau:

- ▢ Inhibition latérale des neurones
- ▢ Prise en compte de la composante temporelle dans la fonction de combinaison

3) La modélisation

b) Spike based computing

Modèle d'un neurone impulsionnel

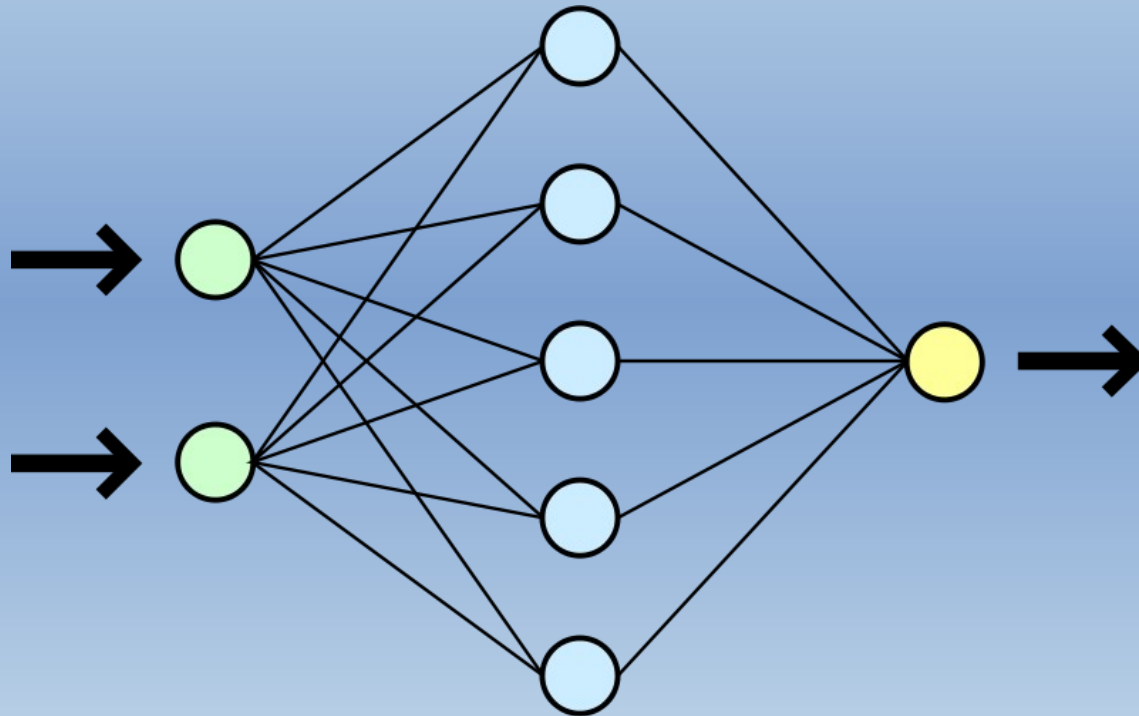


Source : wikipédia, article « réseau de neurones artificiels »

3) La modélisation

b) Spike based computing

Organisation d'un réseau neurone

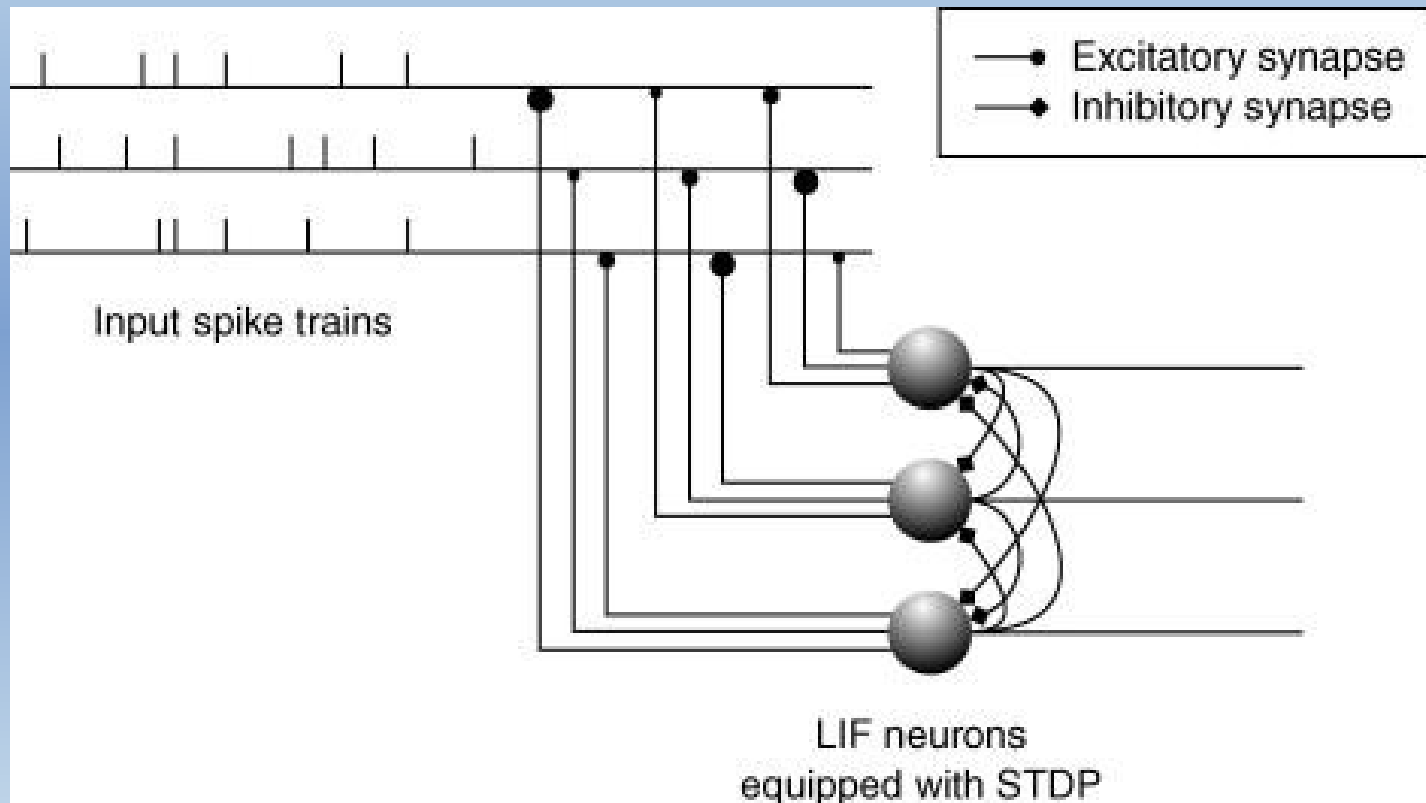


Source : wikipédia, article « réseau de neurones artificiels »

3) La modélisation

b) Spike based computing

Exemple d'une couche avec inhibition latérale



S. J. Thorp, Competitive STDP-Based Spike Pattern Learning, Neural Computation 21, 1259-1276, 2009

3) La modélisation

c) Spike Timing-Dependent Plasticity

- ▶ Principe :

Les liaisons entre neurones, les synapses, sont en mesure d'évoluer au cours du temps selon leur stimulation. (modification des poids w_{ij})

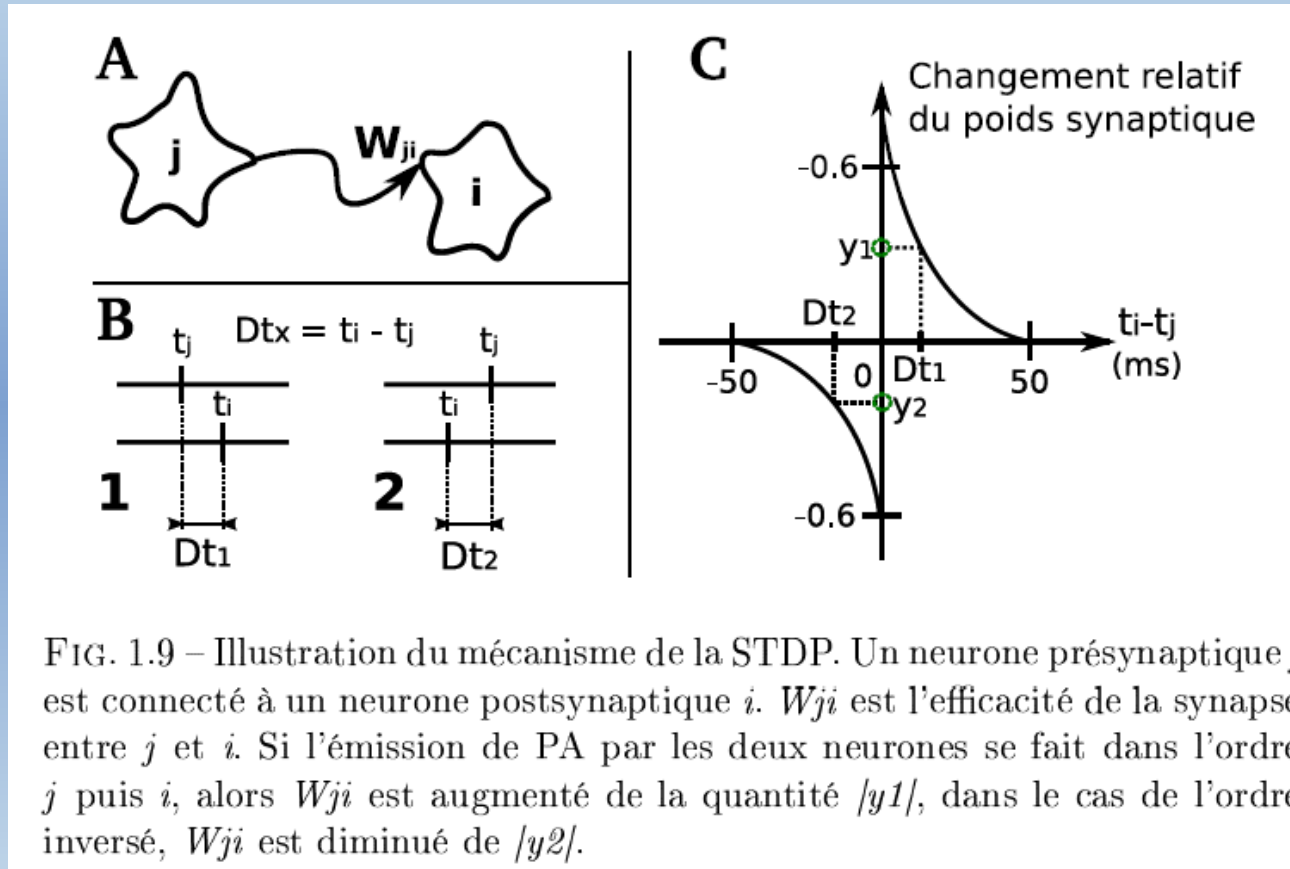
- ▶ Deux phénomènes :

Long-Term Potentiation ($dw > 0$) et Long-Term Depression ($dw < 0$)

- ▶ Spécialisation des neurones de sortie, faible risque d'erreur et réseau robuste (T. Masquelier, R. Guyonneau, and S. Thorpe, Competitive STDP-Based Spike Pattern Learning, Neural Computation 21, 1259-1276, 2009)

3) La modélisation

c) Spike Timing-Dependent Plasticity



Source : Thèse d'Olivier BUCHLER, Contribution à la conception d'architecture de calcul auto-adaptative intégrant des nano composants neuromorphiques et applications potentielles

3) La modélisation

c) Spike Timing-Dependent Plasticity

- ▶ Des choix de simplifications possible pour la règle STDP :
 - ▢ Affaiblissement constant des synapses lors d'une activation post-synaptique à moins d'une activation pré-synaptique, celles dans ce cas là seront fortement renforcées
 - ▢ Ne réaliser qu'un sens de plasticité (LTD ou LTP)

3) La modélisation

d) Systèmes physiques et codes

- ▶ Réalisation physique des systèmes:
Utilisation d'éléments CMOS et memristifs
- ▶ Memristor , un composant encore peu utilisé:
quatrième composant passif élémentaire en électronique qui voit sa résistance varier selon un état antérieur du système
- ▶ De nombreux memristors aux propriétés différentes (multi-niveaux, cumulativité, stochasticité) :
 - ▢ Nanoparticle-Organic Memory transistor
 - ▢ Mémoire à changement de phase (PCM, PRAM, PCRAM)
 - ▢ Conductive-Bridging RAM (CBRAM)
 - ▢ Resistive RAM (RRAM ou ReRAM)

(B Linares-Barranco et Al, Adv. Funct. Mater. 22, 609–616, 2012)

(O. Bichler, Contribution à la conception d'architecture de calcul auto-adaptative intégrant des nano-composants neuromorphiques et applications potentielles, thèse de doctorat, Novembre 2012)

3) La modélisation

d) Systèmes physiques et codes

Codes de STDP :

► 3 Codes de T. MASQUELIER :

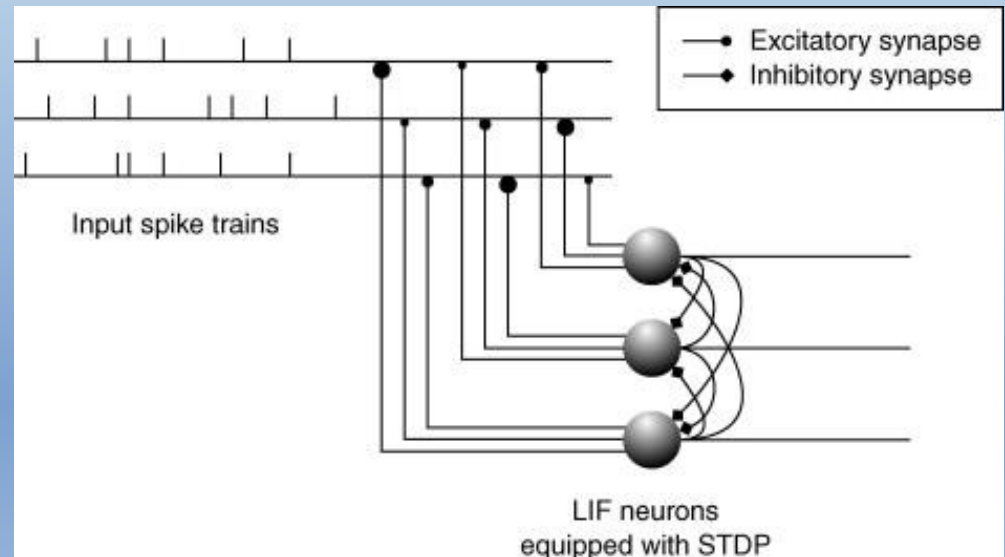
T. MASQUELIER a travaillé au centre de recherche cerveau et cognition sur plusieurs projets et est à l'origine de plusieurs codes de réseau neurone et de fonction STDP

- ▢ Oscillations, phase-of-firing coding and STDP: an efficient learning scheme (Masquelier et al. 2009) : simulé sous brian, démonstration de l'apprentissage de modèle par la règle STDP
 - ▢ STDP allows fast rate-modulated coding with Poisson-like spike trains (Gilson et al. 2011) : simulé sous brian et matlab, démonstration de la robustesse de la liaison suite à l'apprentissage STDP
 - ▢ Relative spike time coding and STDP-based orientation selectivity in V1 (Masquelier 2012) : simulé sous matlab, simulation suivant une fonction STDP par rapport à un fichier obtenu de Virtual Retina pour répondre à des orientations de trajectoires d'évènements
- Code en Brian : `root/trunk/brian/stdp.py` @ 2596

4) Exemples d'application

a) Rappel des objectifs d'un système neuromorphique

- Rendre sensible les neurones à des modèles récurrents et ainsi organiser les réponses du réseau
- S'assurer de pouvoir apprendre l'ensemble des informations redondantes par différents neurones lors de l'apprentissage par inhibition des neurones parallèles
- S'assurer que les neurones restent sensibles qu'à une seule information malgré la présence de plusieurs possibilités d'apprentissage



S. J. Thorpe, Competitive STDP-Based Spike Pattern Learning, Neural Computation 21, 1259-1276, 2009

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

► Source :

Contribution à la conception d'architecture de calcul auto-adaptative intégrant des nano composants neuromorphiques et applications potentielles

Olivier BUCHLER

Thèse de doctorat

Novembre 2012

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Choix :

□ Règle STDP simplifiée

=> affaiblissement de toutes les liaisons exceptées celles activées à l'instant d'un pulse

□ Modèle du neurone impulsionnel

=> les neurones envoient un pulse en sortie à chaque fois qu'il reçoit une stimulation suffisante en entrée (dépassement d'une valeur seuil)

Règle d'apprentissage STDP : les synapses subissent

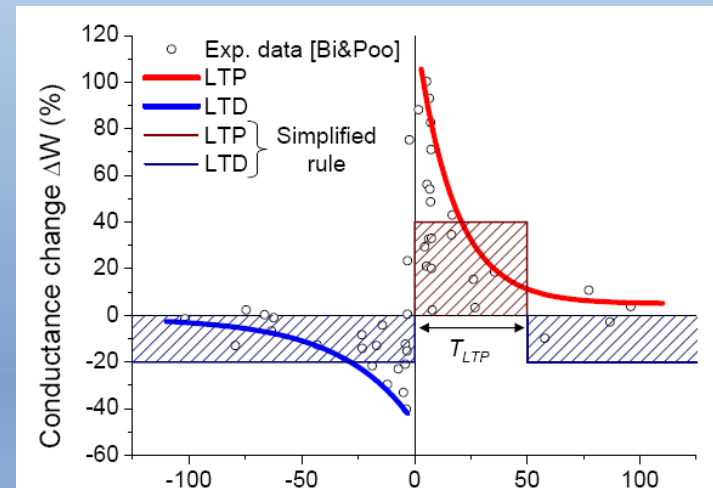
une LTP lorsque $0 < t_{\text{post}} - t_{\text{pre}} < T_{\text{LTP}}$ et une LTD sinon.

□ Inhibition latérale

=> le pulse d'un neurone diminue les chances que les neurones proches sur la même couche ne réponde à la même stimulation que celle déclenchant ce pulse

□ Utilisation de données AER (exemples de séquences obtenues par la caméra à impulsions)

=> <http://siliconretina.ini.uzh.ch/wiki/index.php>



4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Objectif :

Décompte du nombre de voiture circulant sur les voies d'une autoroute

Organisation du réseau:

Deux couches :

60 neurones sensibles à la trajectoire d'un motif lumineux après apprentissage

10 neurones sensibles à un schéma de réponse de la première couche après apprentissage

Interconnexion des neurones :

connexion totale des neurones d'une couche à une autre

connexion entre les neurones d'une même couche pour l'inhibition latérale

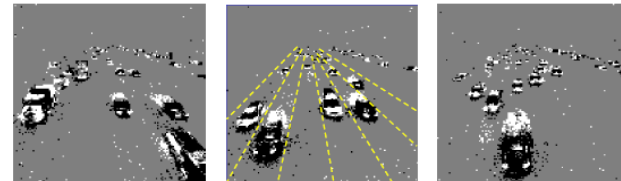


FIGURE 4.7 – Illustration du jeu de données utilisé pour l'apprentissage de motifs complexes : véhicules passant sous un pont sur l'autoroute 210 à Pasadena. Les pixels blancs représentent les événements ON et les pixels noirs les événements OFF. Au centre de l'image, les délimitations des voies de circulations sont matérialisées avec des lignes en pointillés. Cette séquence AER, ainsi que plusieurs autres, sont disponibles sur ([DVS128 Dynamic Vision Sensor Silicon Retina data, 2011](#)).

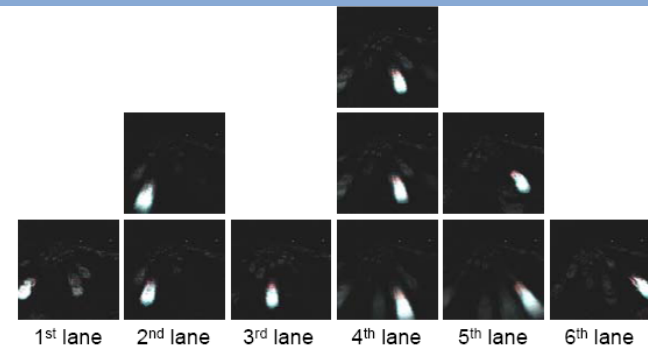


FIGURE 4.12 – Reconstruction des poids pour la seconde couche après l'apprentissage couche par couche (obtenue en calculant la somme pondérée des reconstructions de la première couche, avec les poids synaptiques correspondant pour chaque neurone de la seconde couche). Les neurones de la seconde couche associent plusieurs neurones de la première couche se déclenchant pour des successions de morceaux de trajectoire très rapprochées pour permettre une détection robuste de manière complètement non supervisée.

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Organisation du réseau :

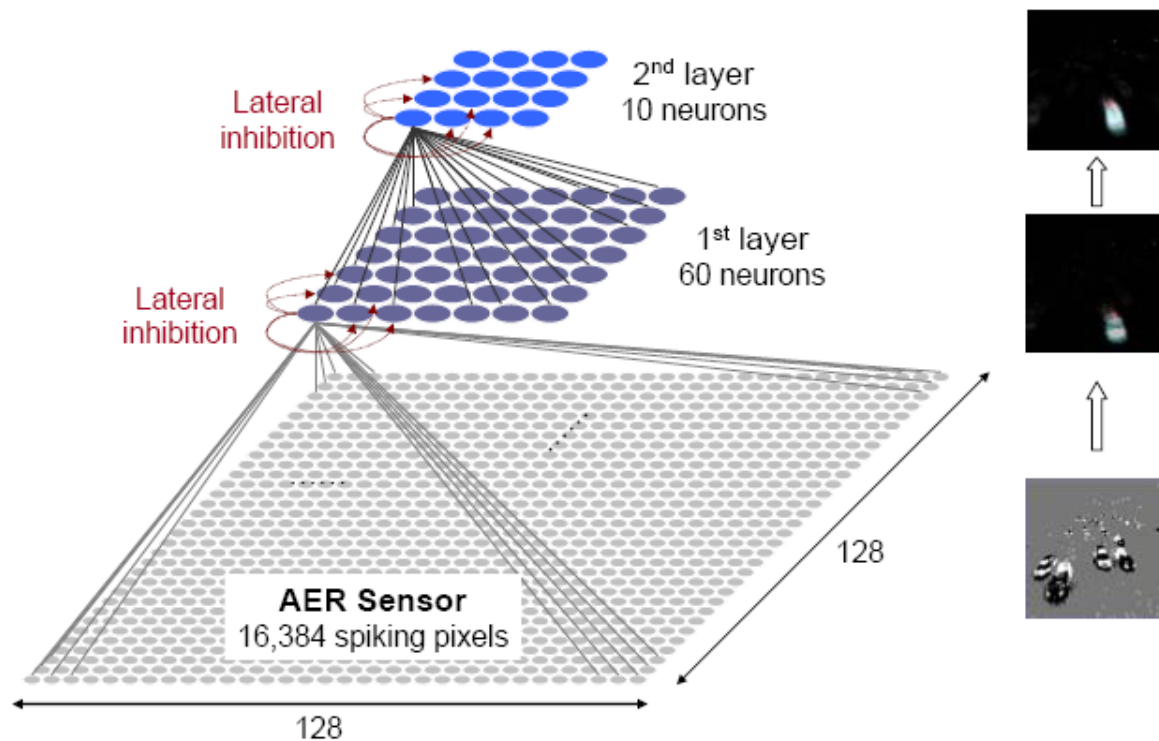


FIGURE 4.8 – Topologie du réseau de neurones pour l'apprentissage de trajectoires complexes, directement à partir de données enregistrées avec le capteur AER. Il s'agit d'un réseau de type «feedforward», de deux couches, complètement connecté, avec de l'inhibition latérale, de chaque neurone vers tous les autres neurones. Il n'y a pas d'inhibition spatialement localisée entre les neurones. La couche du bas représente le capteur AER et n'est pas considérée comme une couche du réseau de neurones.

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Deux méthodes d'apprentissage :

- Apprentissage global : les deux couches apprennent simultanément, et l'inhibition et la STDP sont actives

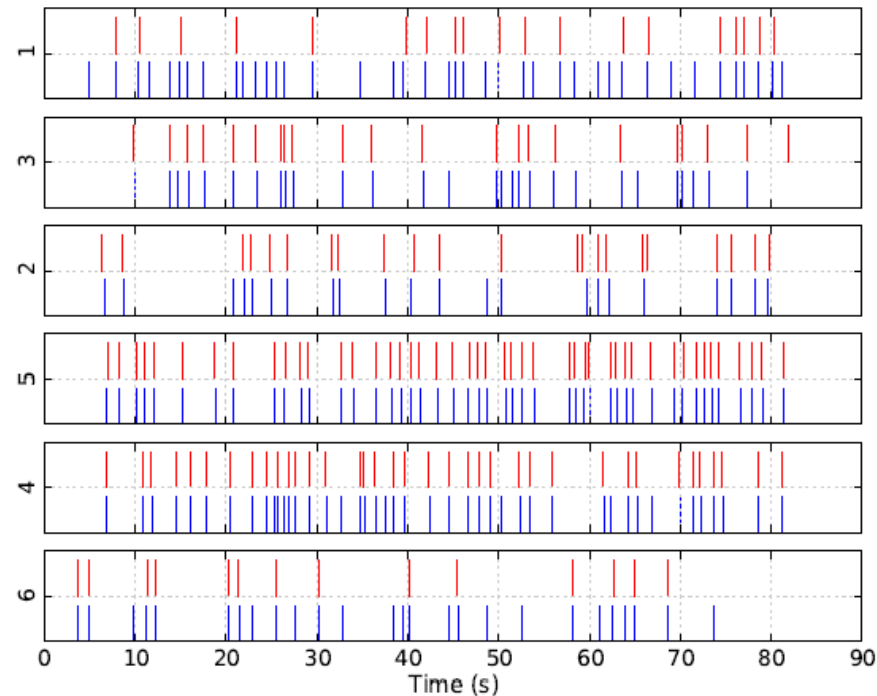


FIGURE 4.10 – Détection des véhicules sur chaque voie de circulation après apprentissage, avec la stratégie d'apprentissage globale. L'activité de référence, obtenue avec un étiquetage à la main, est comparée avec l'activité du meilleur neurone de la seconde couche pour la voie de circulation correspondante (numéroté de 1 à 6). L'activité de référence se situe en bas de chaque encart (en bleu) et l'activité en sortie du réseau est en haut (en rouge).

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Deux Méthodes d'apprentissage :

- Apprentissage par couche : la première couche apprend avec l'inhibition et la STDP, la seconde couche est désactivée
la seconde couche apprend alors avec l'inhibition et la STDP, l'inhibition et la STDP de la première couche sont désactivées

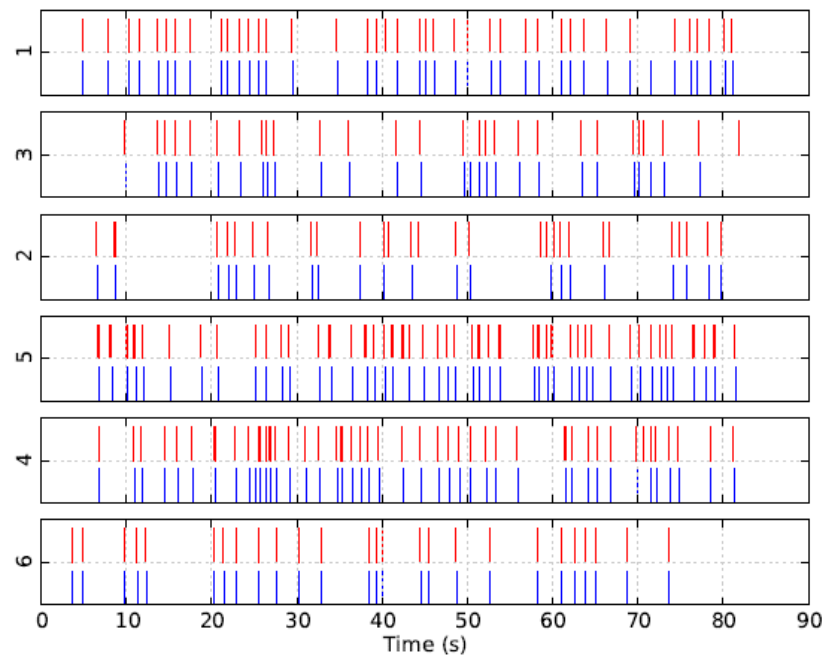


FIGURE 4.11 – Détection des véhicules sur chaque voie de circulation après apprentissage, avec la stratégie d'apprentissage optimisée couche par couche. L'activité de référence, obtenue par étiquetage manuel (en bleu) est comparée à l'activité du meilleur neurone de la seconde couche pour la voie de circulation correspondante (numéroté de 1 à 6) - en rouge.

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Résultats obtenus avec les deux méthodes :

TABLE 4.3 – Paramètres des neurones pour l'apprentissage de motifs complexes. Un jeu de paramètres différent est utilisé selon la stratégie d'apprentissage (global ou couche par couche).

Paramètre	Apprentissage global		Apprentissage couche par couche	
	1ère couche	2ème couche	1ère couche	2ème couche
I_{thres}	500000	1500	1060000	2240
T_{LTP}	12 ms	300 ms	14.7 ms	46.5 ms
T_{refrac}	300 ms	250 ms	517 ms	470 ms
$T_{inhibit}$	50 ms	100 ms	10.2 ms	182 ms
τ_{leak}	450 ms	300 ms	187 ms	477 ms
Taux recon.	47% to 100% / voie		98% en tout	

4) Exemples d'application

b) L'application d'Olivier BUCHLER

Problème :

- ▢ Système comportant un trop grand nombre de synapses ($2 \times 128 \times 128 \times 60 + 60 \times 10 = 1\,966\,680$)

Alternative :

- ▢ Remplacer les 60 neurones connectés à l'ensemble des pixels par 64 groupes de 4 neurones connectés à une zone de 16×16 pixels

On aboutit ainsi à $16 \times 16 \times 2 \times 8 \times 8 \times 4 + 8 \times 8 \times 10 = 131\,712$ synapses.

Résultats :

- ▢ Similaire pour un apprentissage couche par couche
- ▢ Taux de détection $> 95\%$
- ▢ Nombre de synapses nettement inférieur

4) Exemples d'application

c) Article sur la reconnaissance de postures

- ▶ Source :
Learning to recognize objects using waves of spikes and spike
Timothée MASQUELIER et Simon J.THORPE
IEEE 2010

4) Exemples d'application

c) Article sur la reconnaissance de postures

Reconnaissance de posture :

- Présentation de 200 sujets dans 9 postures différentes

Méthodologie :

- Application d'un filtre aux images d'origine pour correspondre à une entrée impulsionnelle
- Apprentissage non-supervisé des poses
- Classification des réponses

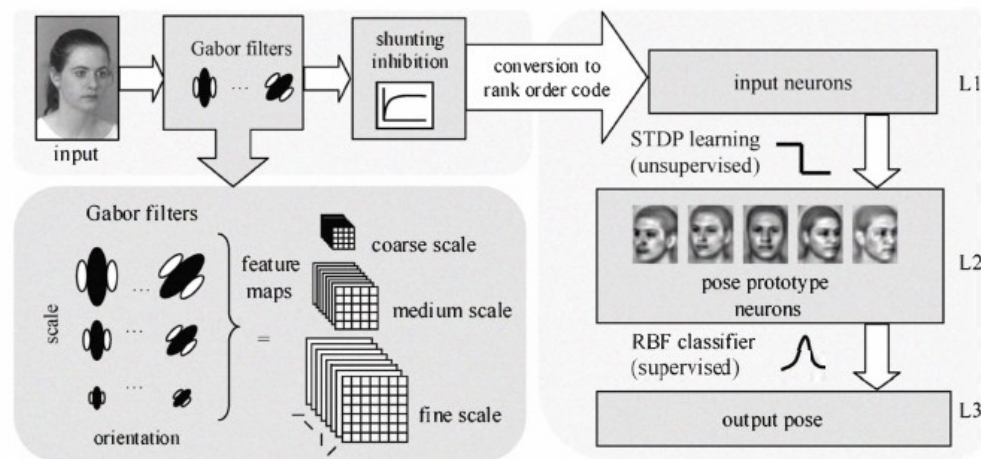


Fig. 4. Overview of the model used in [36]. The model consists of three major processing steps. Beginning with a preprocessing stage low level features are extracted and further converted into a rank-order code. Following, pose prototypes are learned from these temporal codes by applying STDP. After learning has converged, an RBF classifier is used to evaluate the responses from prototypical pose neurons (reproduced with permission from [36]).

4) Exemples d'application

c) Article sur la reconnaissance de postures

Résultats :

- ▢ Chaque pose est apprise
- ▢ Préférence de certaines poses dans l'apprentissage
- ▢ Le taux d'estimation (à $\pm 15^\circ$) après classification est de 94,7%

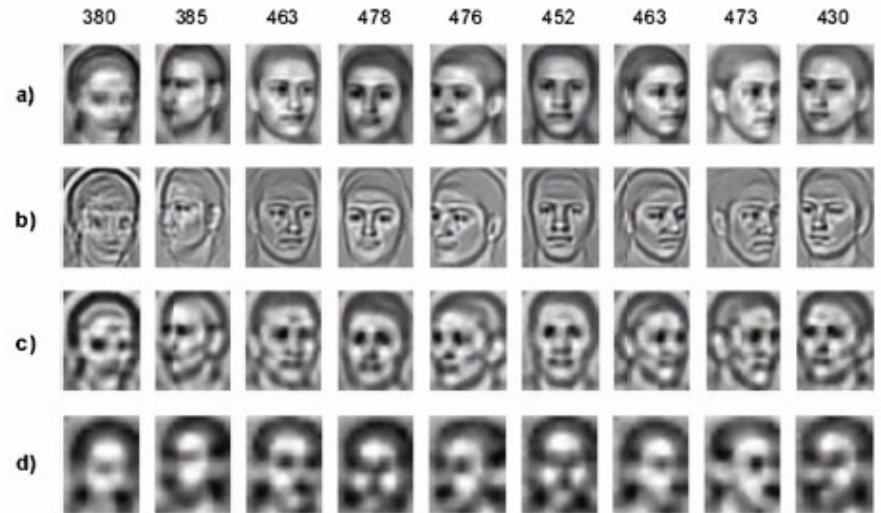


Fig. 5. Receptive fields of all STDP neurons after 4000 learning steps. Images in a) show additive reconstructions from learned weights of all feature channels (scale, orientation and phase polarity). b) - d) Idem, but separated for each Gabor scale from fine to coarse. It is clearly visible that the neurons show a preference for particular head poses. The numbers over each column denote the quantity of learning steps for each neuron (reproduced with permission from [36]).

4) Exemples d'application

c) Article sur la reconnaissance de postures

Intérêt de l'apprentissage par couche :

- Complexification des modèles appris
- Résultats plus précis et détaillés

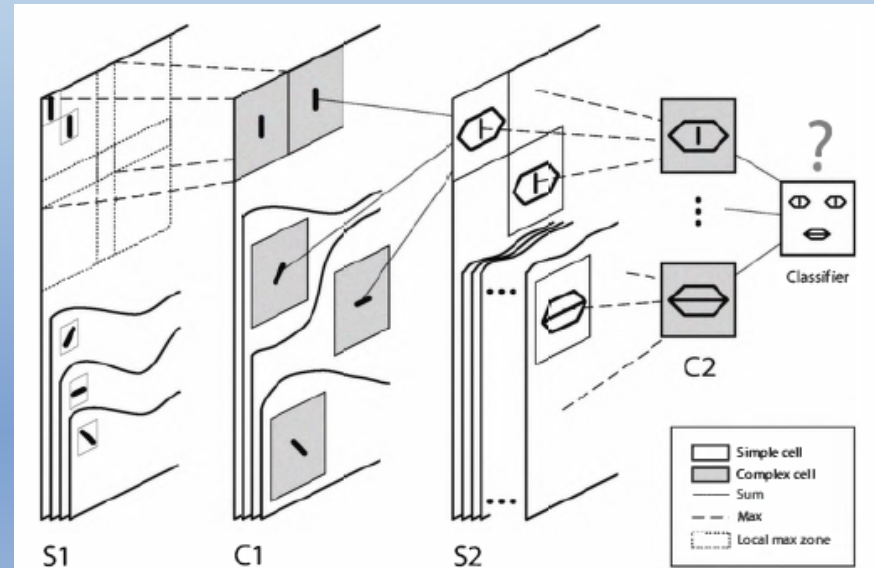


Fig. 7. Overview of our 5 layer feedforward spiking neural network. Cells are organized in retinotopic maps until the S_2 layer (included). S_1 cells detect edges. C_1 maps sub-sample S_1 maps by taking the maximum response over a square neighborhood. S_2 cells are selective to intermediate complexity visual features, defined as a combination of oriented edges (here we symbolically represented an eye detector and a mouth detector). There is one S_1 - C_1 - S_2 pathway for each processing scale (not represented on the figure). Then C_2 cells take the maximum response of S_2 cells over all positions and scales and are thus shift and scale invariant. Finally, a classification is done based on the C_2 cells' responses (here we symbolically represented a face / non face classifier). Here we focus on the learning of C_1 to S_2 synaptic connections through STDP. Fig. 8 shows an example of resulting selectivities with faces.

4) Exemples d'application

c) Article sur la reconnaissance de postures

Résultats :

- ❑ Ci-dessous : une couche C2 comportant 3 neurones, apprentissage de trois zone du visage (les yeux, le nez et l'œil gauche, et le visage dans son ensemble)
- ❑ Généraux : à partir d'une couche C2 de 10 neurones, la classification du visage et de ses zones est supérieure à 97%
- ❑ Voir vidéo (1, 2 et 3)

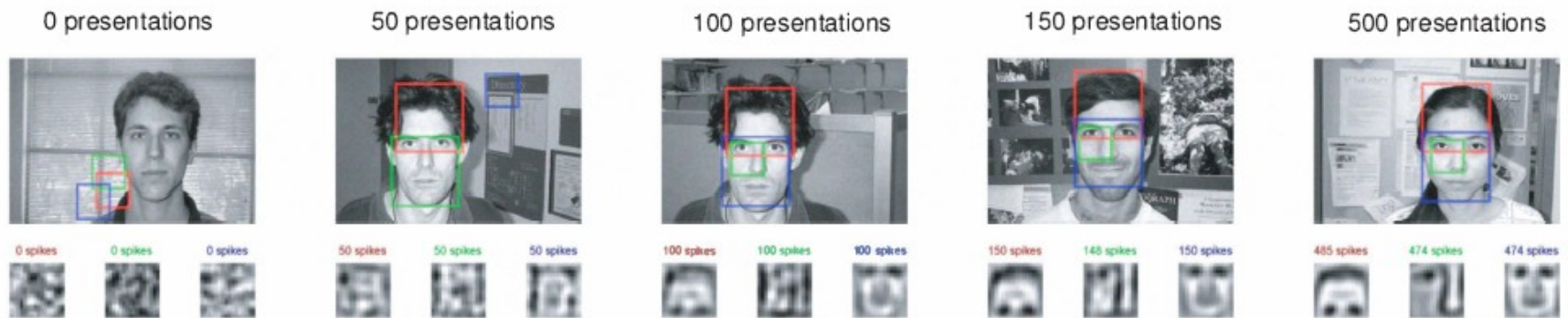


Fig. 8. Preferred stimulus reconstructions of C_2 cells after 0, 50, 150, and 500 presentations. At the top of each frame the input image is shown, with red, green or blue squares indicating the receptive fields of the cells that fired (if any). At the bottom we reconstructed the preferred stimuli of the three cells: the left cell gradually becomes selective to foreheads, the middle one to noses and left eyes, and the right one to a global view of a face. Above each reconstruction the number of postsynaptic spikes emitted is shown with the corresponding color. All the numerical parameters are the same as in [47]. See also the videos available online at: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.0030031>

Conclusion

- ▶ Le système biologique est complexe.
- ▶ Il reste beaucoup à faire pour reproduire le fonctionnement du cerveau
- ▶ De nombreux projets et de nombreuses équipes qui empruntent des voies différentes
- ▶ Les très nombreuses applications parviennent à de très bon résultats de classification
- ▶ La modélisation physique est encore difficile

Merci de votre attention