

CORESA ~~2020~~ 2021

Sophia Antipolis, 3-5 Novembre 2021

Réseaux de neurones impulsionnels pour la vision par ordinateur

Prof. Jean Martinet

Université Côte d'Azur, i3S, CNRS

Tutoriel CORESA ~~2020~~ 2021

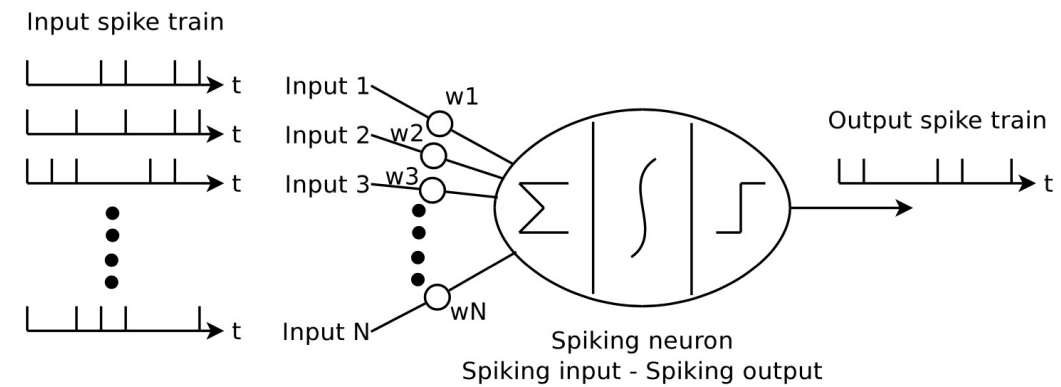
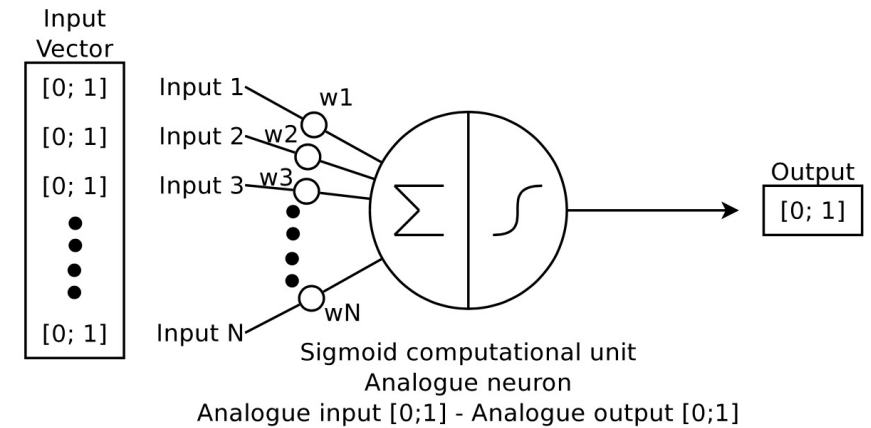
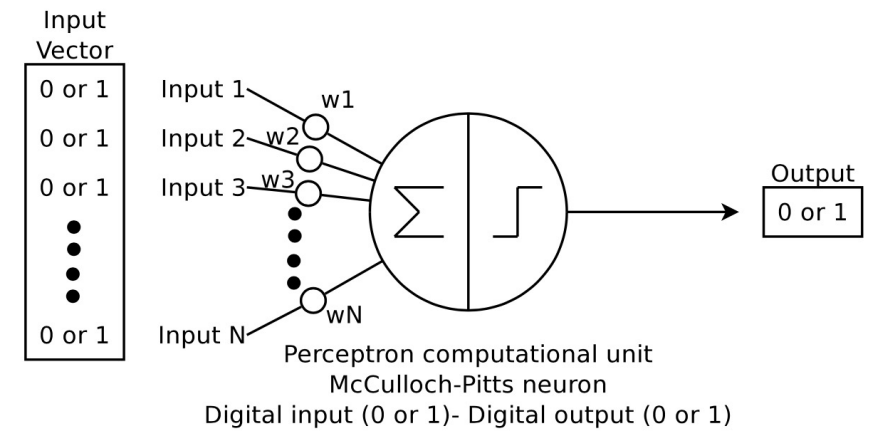
Aperçu du tutoriel

- Contexte
- Modèles impulsionnels
- Encodage des données, notamment visuelles
- Quelques applications en lien avec les images et la vision

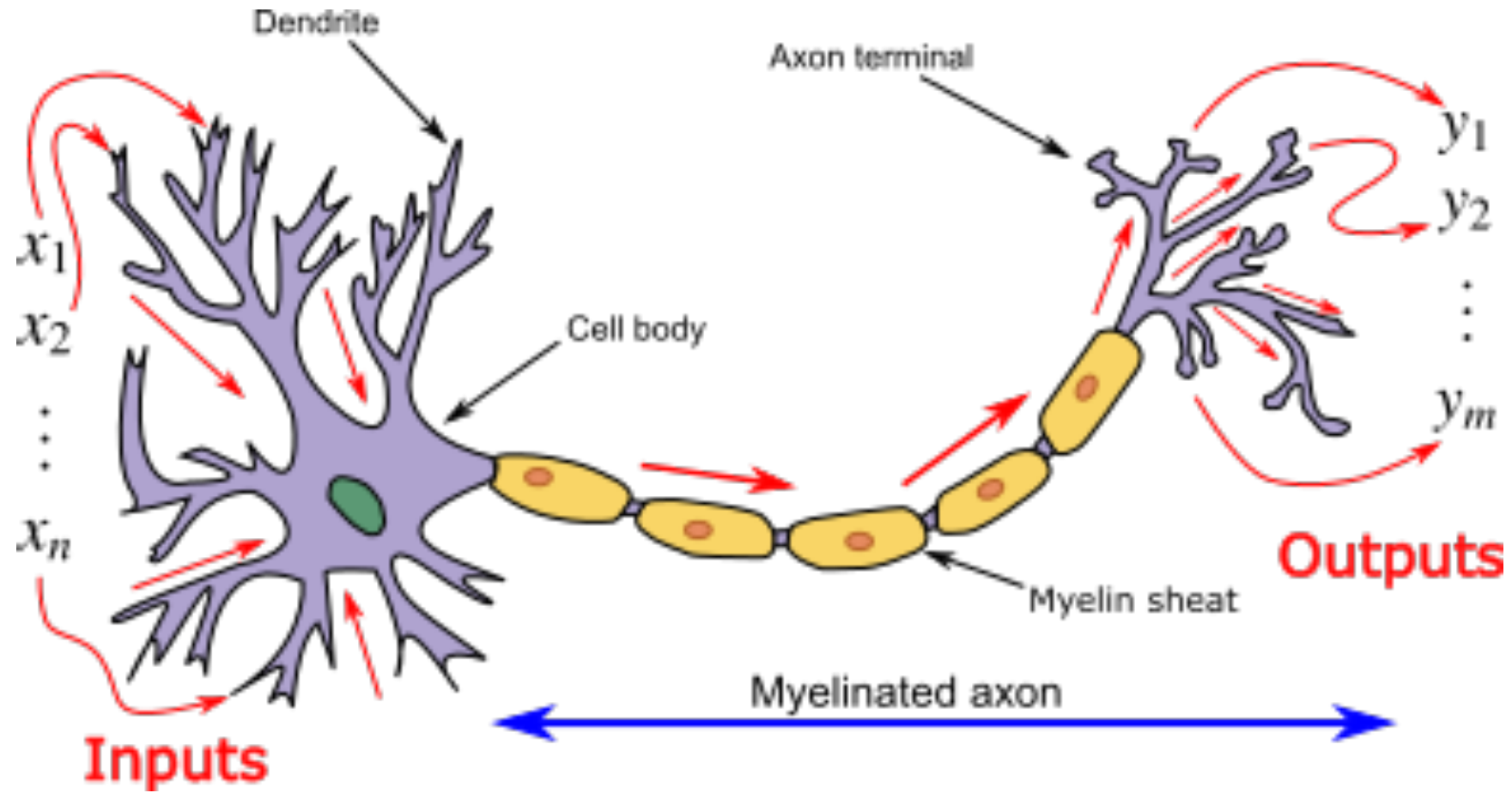
Trois générations de neurones artificiels

- Découverte des neurones biologiques
 - Santiago Ramón y Cajal en 1887: le cerveau n'est pas un milieu continu
 - Technique de coloration à l'argent de Camillo Golgi
 - Prix Nobel de Physiologie ou Médecine 1906
- 1. Perceptron de Rosenblatt
 - Signaux binaires, somme et seuil
 - Modèle mathématique de McCulloch and Pitts
 - Plasticité selon Hebb
- 2. Unité sigmoïde (analogique)
 - Nombres réels, somme et non linéarité
- 3. Neurone impulsionnel de Maass
 - Introduit le concept du temps
 - Signaux binaires (potentiels d'action)

Warren McCulloch, Walter Pitts, 1943: A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity
 Donald Hebb, 1949: The Organization of Behavior
 Franck Rosenblatt, 1962: Principles of Neurodynamics
 Wolfgang Maass, 1997: Networks of Spiking Neurons



Sergio Davies, 2012



Source: Wikipedia

Large succès de l'apprentissage profond

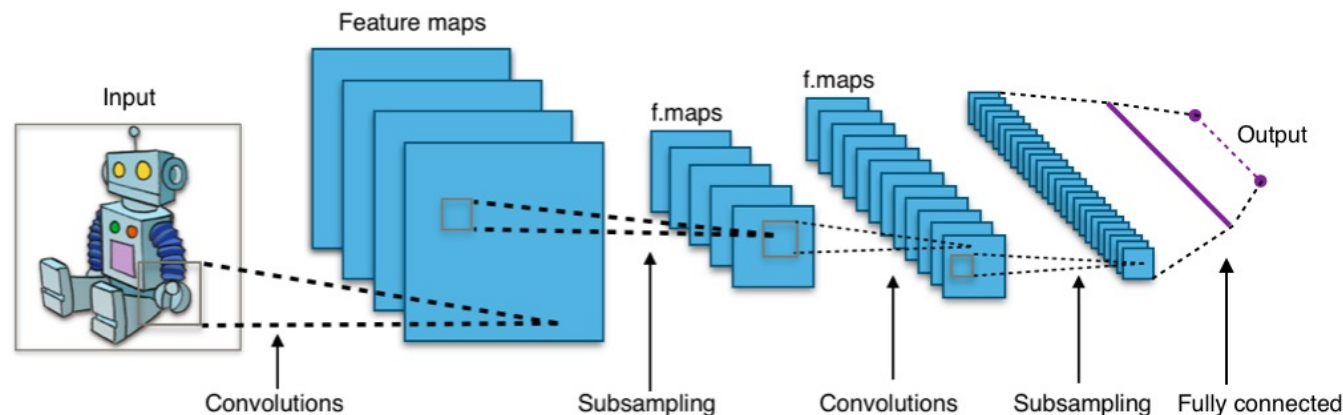
- ⇐ disponibilité de **données annotées**
 - e.g. Oz Forensics, leader actuel du challenge Labeled Faces in the Wild.
3M+ images, 30K personnes

- ⇐ disponibilité de **ressources de calcul**

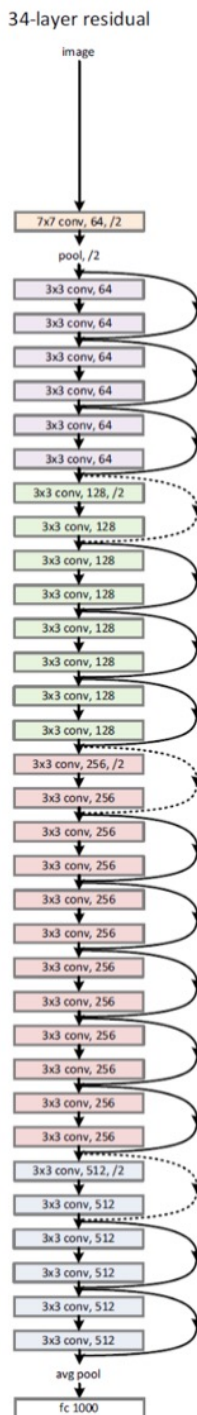
- e.g. ResNet, un des reseaux phares de la compétition ILSVRC
3 semaines sur serveur 8-GPU (~ 4.3GJ = 1.2GWh)

(~consommation d'un appartement 2 personnes pendant 92 ans, base 30 kWh/j)

(= énergie requise par la DeLorean de Marty et Doc...)



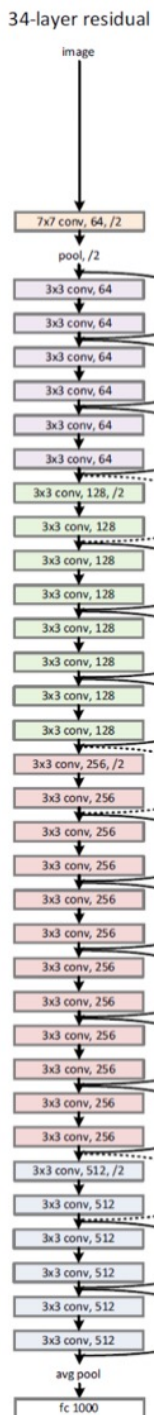
ResNet [He et. al, CVPR 2016]



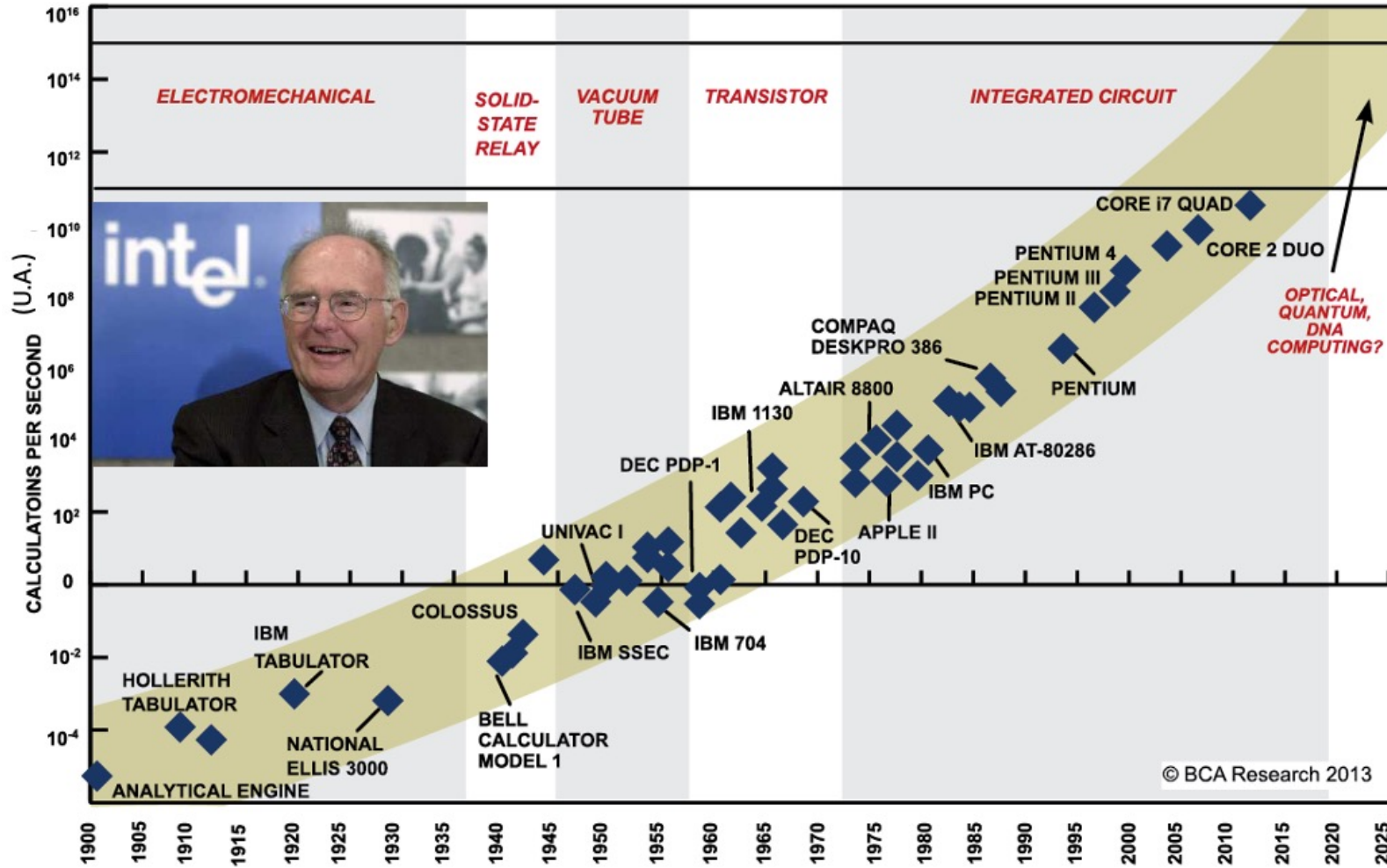
Large succès de l'apprentissage profond

- Projet DARPA SyNAPSE = 10^{13} synapses \sim kW pour simuler le cerveau d'un chat versus 2W pour un chat biologique
- Alphago = \sim MW versus 20W pour le cerveau humain (M. Lee Sedol)
- Data centers en général (Cloud AI, AWS, etc.): \sim PW
 - 4% des émissions de GES \sim transport aérien
 - Prévion: chiffre susceptible de doubler tous les 4 ans [url]
- Demande grandissante en vision, machine learning
 - Passage à l'échelle, gourmandise en données, efficacité énergétique

[url]: https://www.dxc.technology/cr/insights/145852-data_centers_play_key_role_in_reducing_ghg_emissions

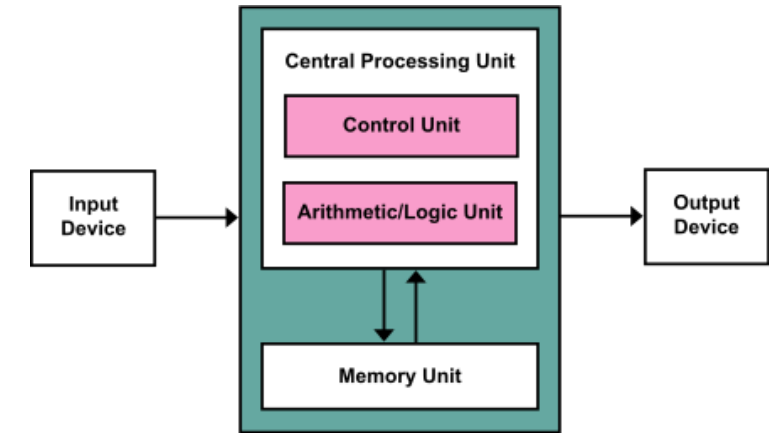


ResNet [He et. al, CVPR 2016]



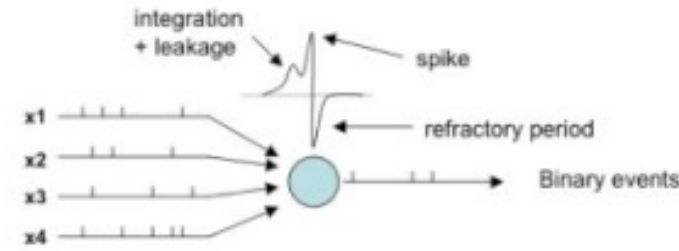
SOURCE: RAY KURZWEIL, "THE SINGULARITY IS NEAR: WHEN HUMANS TRANSCEND BIOLOGY", P.67, THE VIKING PRESS, 2006. DATAPPOINTS BETWEEN 2000 AND 2012 REPRESENT BCA ESTIMATES.

- Fin de la "loi" de Moore (2024-25 ?)
- Limitations des architectures de von Neumann



Source: Wikipedia

Modèles de neurones



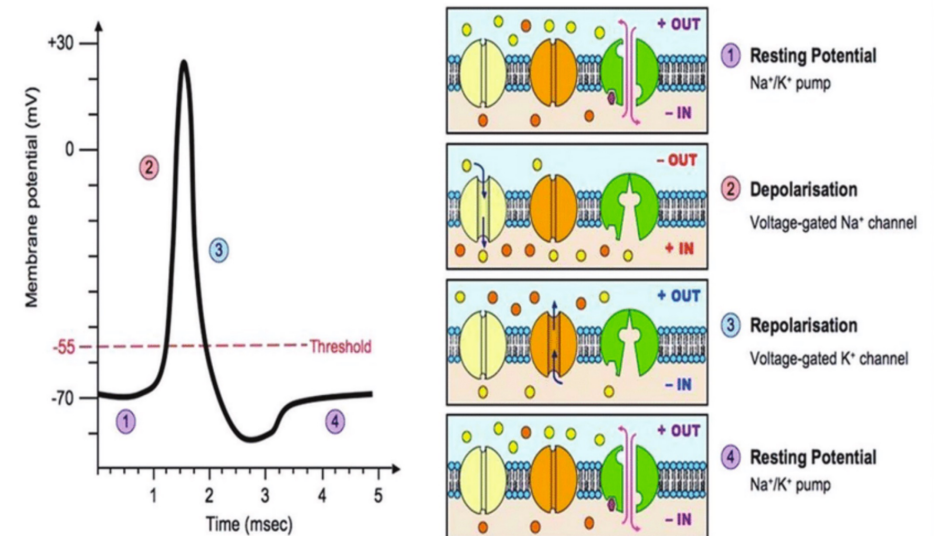
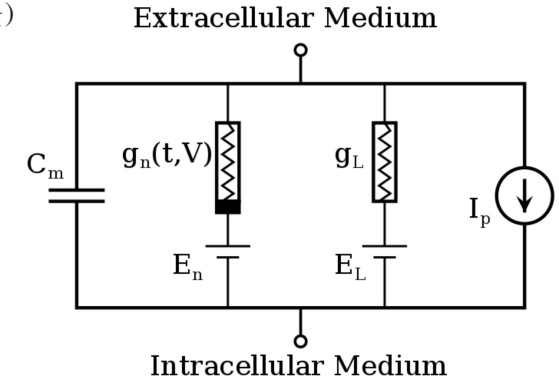
- Anciens, en provenance des neurosciences
 - Alan Hodgkin et Andrew Huxley en 1952
 - Mécanismes ioniques dans l'initiation et la propagation des potentiels d'action
 - Prix Nobel physiologie ou médecine en 1963
 - Catherine Morris et Harold Lecar en 1973
 - Carver Mead en 1989
 - Circuit Axon-Hillock
 - Wulfram Gerstner et Werner Kistler en 1995
 - Spike Response Model
 - Eugene Izhikevich en 2003, etc.
 - Leaky Integrate and Fire

$$C_m \frac{dV}{dt} = -\bar{g}_{Na} a_{Na}^{\infty} (V - E_{Na}) - \bar{g}_K a_K (V - E_K) - g_l (V - E_l) + I_{stim}$$

$$\frac{da_K}{dt} = \frac{a_K^{\infty}(V) - a_K(t)}{\tau_K}$$

$$a_K^{\infty}(V) = \frac{1}{1 + e^{s_K(V - V_K^0)}}$$

$$a_{Na}^{\infty}(V) = \frac{1}{1 + e^{s_{Na}(V - V_{Na}^0)}}$$

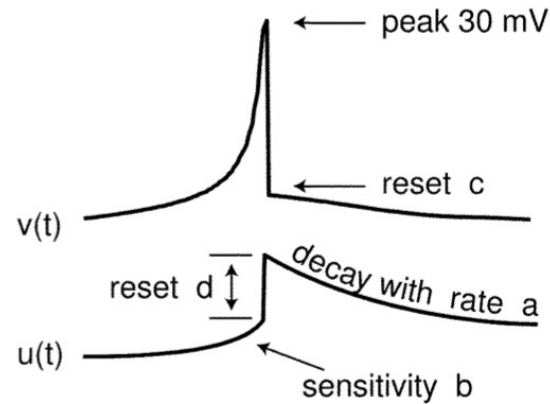


- Eugene Izhikevich en 2003

$$v' = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I$$

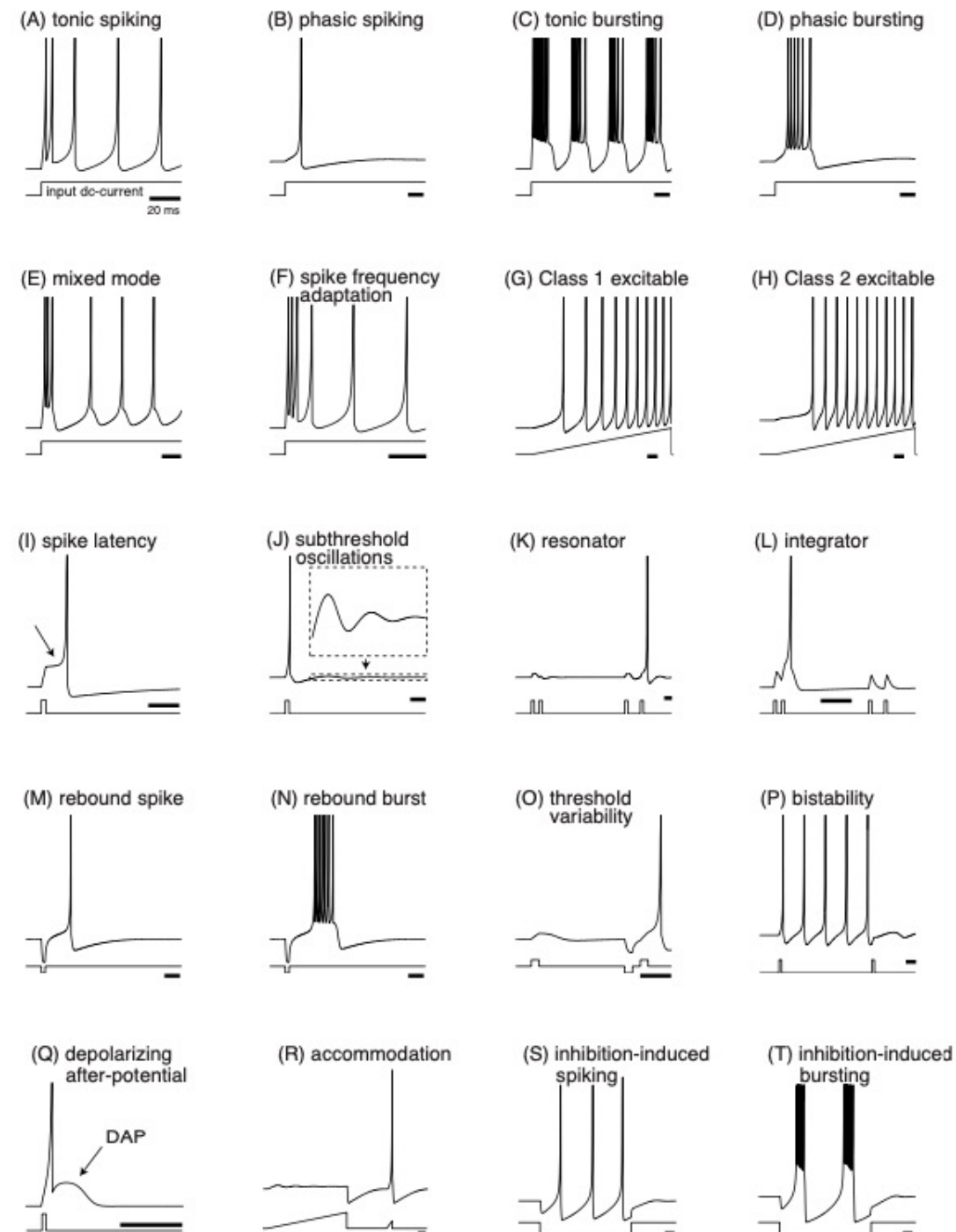
$$u' = a(bv - u)$$

if $v = 30$ mV,
then $v \leftarrow c, u \leftarrow u + d$



- Combinaison de HH et LIF
- Réplication du comportement des neurones biologiques, selon différents courants d'entrée

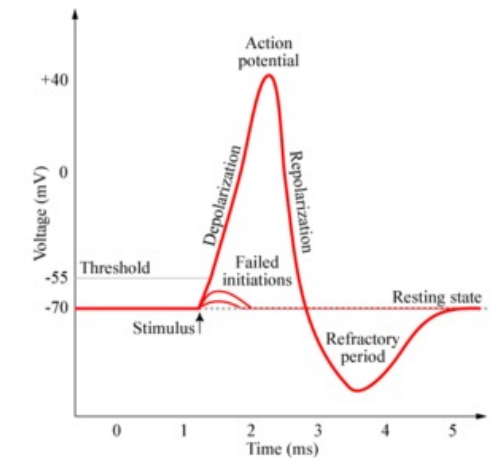
Eugene M. Izhikevich. Simple Model of Spiking Neurons, IEEE Trans. On NN, Nov 2003



Leaky Integrate and Fire

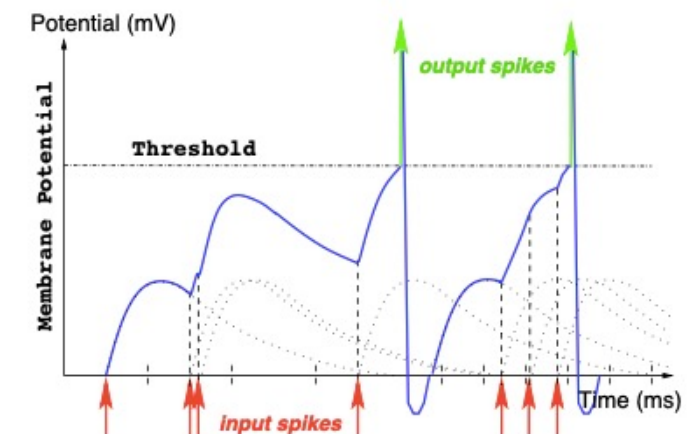
- Modèle populaire car simple
 - Evolution temporelle du potentiel de membrane $V(t)$
 - Résistance de la membrane R_m
 - Courant entrant $I(t)$
 - Seuil d'émission d'un spike

$$C_m \frac{dV_m(t)}{dt} = I(t) - \frac{V_m(t)}{R_m}$$



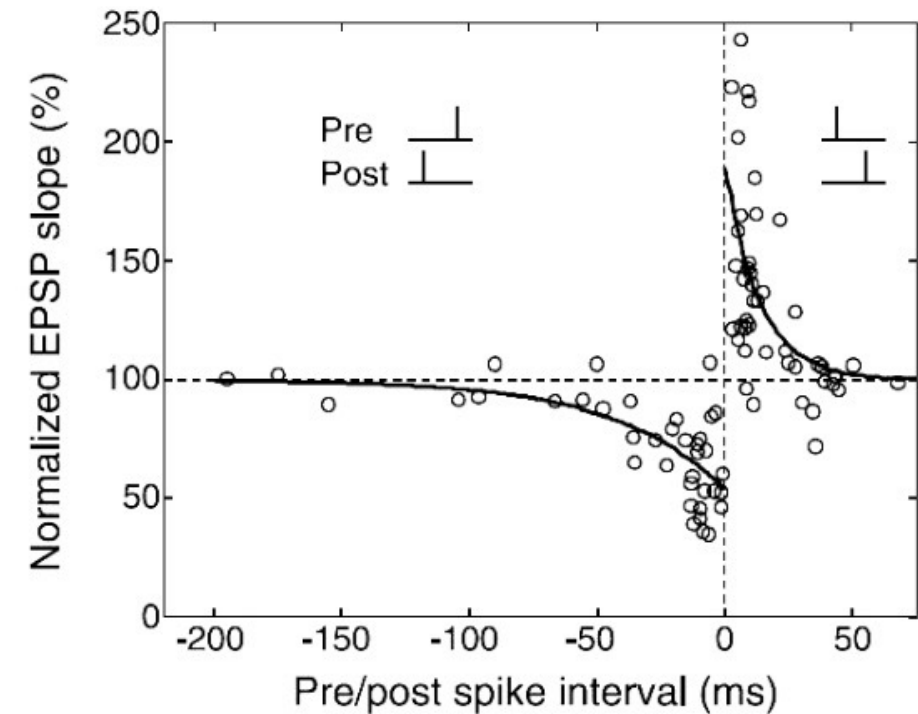
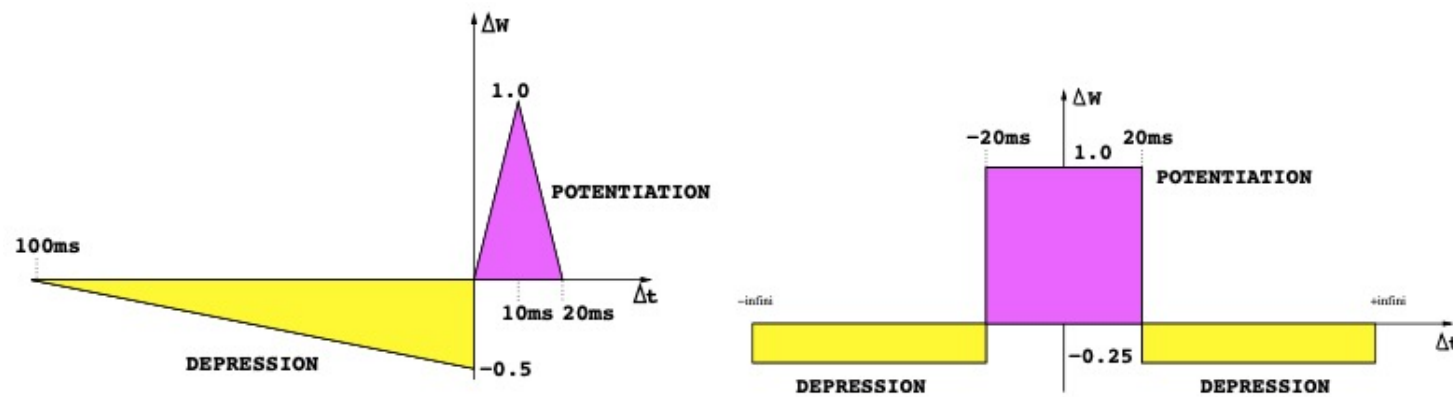
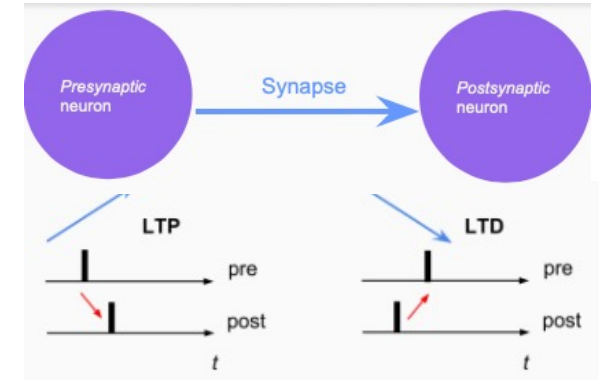
psychology.wikia.org

Paugam-moisy, 2006



Modèle de synapses

- Donald Hebb en 1949
 - “When an axon of cell A is near enough to excite cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic change takes place in one or both cells such that A's efficiency, as one of the cells firing B, is increased.”
- Règle locale STDP



Alternatives

- Utilisation des SNN comme extracteurs de caractéristiques
 - Ex : SNN avec STDP puis SVM [Kheradpisheh 2018]
- SGD
 - Ex : Backpropagation sur SNN avec codage temporel [Mostafa 2018]
 - Ex : Temps discret, BPTT, surrogate gradient [Neftci 2019]
- Entraînement de ANN puis traduction des poids vers SNN
 - Deep CNN (VGG ou ResNet) vers SNN [Sengupta18]
- Variantes STDP
 - Reward-modulated STDP [Mozafari 2018]

- Kheradpisheh et al. STDP-based spiking deep convolutional neural networks for object recognition. *Neural Networks* 99 (2018) 56–67.

- Hesham Mostafa. Supervised learning based on temporal coding in spiking neural networks, *IEEE TRANS. ON NEURAL NETS AND LEARNING SYSTEMS*, VOL. 29, NO. 7, JULY 2018.

- Neftci E, Mostafa H, Zenke F, et al. Surrogate Gradient Learning in Spiking Neural Networks: Bringing the Power of Gradient-based optimization to spiking neural networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2019, 36(6): 51-63.

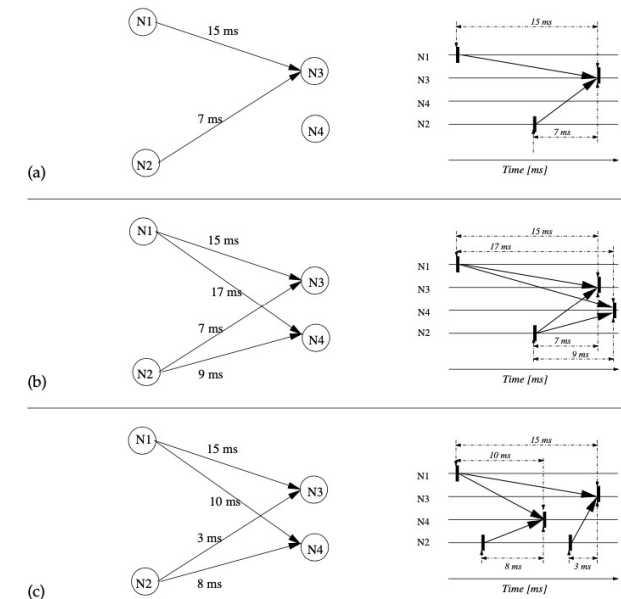
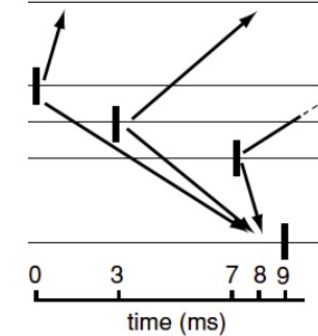
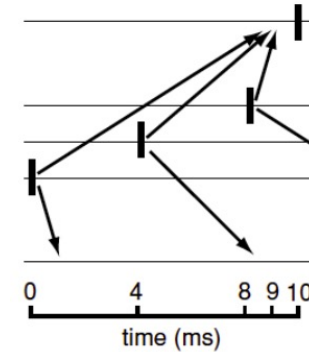
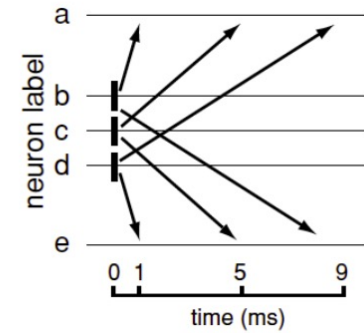
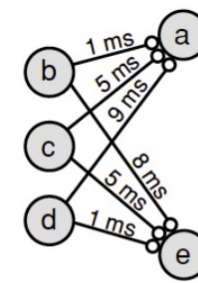
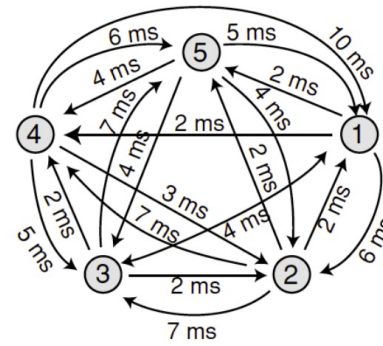
- Sengupta et al. Going Deeper in Spiking Neural Networks: VGG and Residual Architectures, *Front. Neurosci.*, 07 March 2019 | <https://doi.org/10.3389/fnins.2019.00095>

- Mozafari et al. First-Spike-Based Visual Categorization Using Reward-Modulated STDP, *IEEE TRANS. ON NEURAL NETS AND LEARNING SYSTEMS*, VOL. 29, NO. 12, JULY 2018.

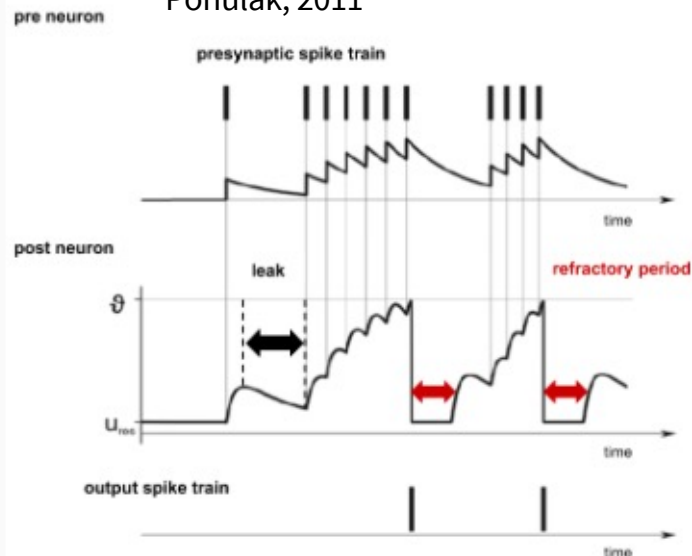
Autre mécanismes

- Périodes de réfraction
- Compétition "Winner Takes All"
- Délais synaptiques, groupes polychrones

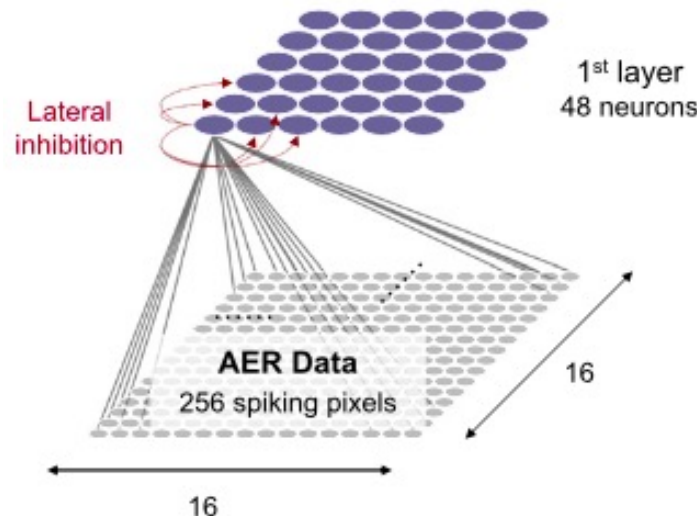
Izhikevich 2006



Ponulak, 2011



Bichler et. al 2012



Martinez, 2011

Quelques propriétés intéressantes

- Modèle d'apprentissage non supervisé
 - Règle STDP \Rightarrow limite le recours aux données annotées
- Efficacité **computationnelle** (Maass) et **énergétique** (Danneville19)
 - Codage temporel: spikes binaires vs matrices de nombres flottants
 - Modèle épars : quelques (centaines de) spikes vs activation du réseau entier
 - Localité de la STDP \Rightarrow très basse consommation du matériel neuromorphique
 - E.g. neurones et synapses artificiels en technologie CMOS sous le seul \sim fJ/spike
- \Rightarrow Contournement de deux écueils en machine learning et en vision
- En prime : apprentissage continu (continuous learning, edge machine learning)

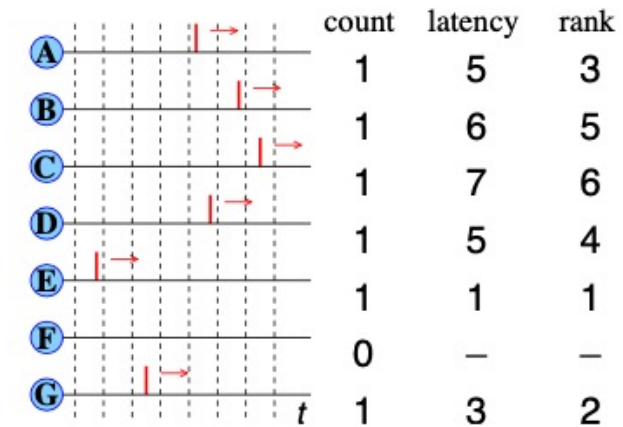
[Maass97] Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models. Neural Networks 10(9): 1659-1671, 1997

[Danneville19] A Sub-35 pW Axon-Hillock artificial neuron circuit, Solid-State Electronics (153), p. 88-92, 2019

Codage

- Encodage

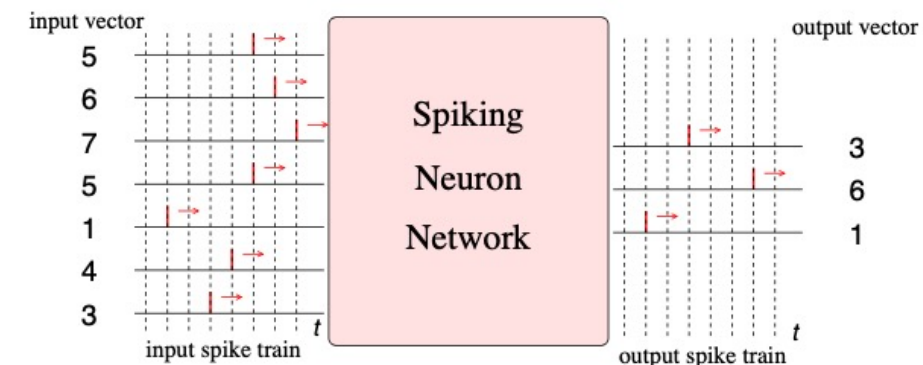
- Défi : n'importe quel type de données en trains de spikes
- Débat : fréquentiel versus temporel
- (temporel = latence ou rang)



- Decodage

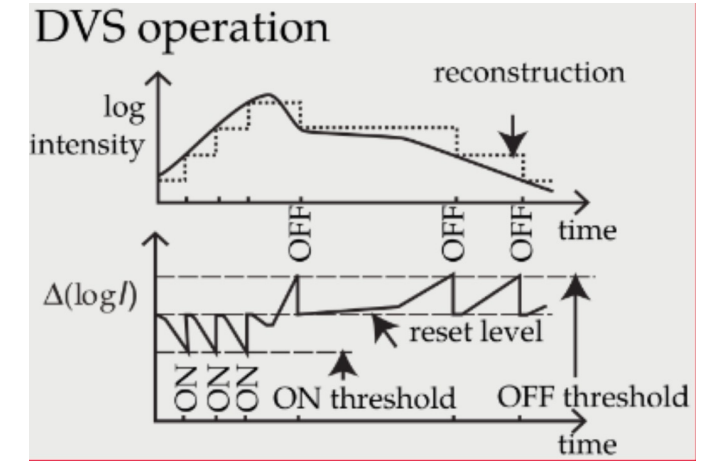
- Défi : comment interpréter les spikes en sortie ?
- Même débat...
- Alternative : appliquer un classifieur sur la sortie

Paugam-Moisy and Bohte, 2012



En vision : caméras événementielles

- Flux d'événements $\langle x, y, \text{temps}, \text{polarité} \rangle$
 - Capteurs "frameless", pas d'intervalle d'échantillonnage
- Quelques avantages :
 - Grande résolution temporelle $\sim \mu\text{s}$
 - HDR (140dB vs 60dB)
 - Pas de flou de mouvement, pas d'éblouissement
 - Basse consommation
- Quelques particularités
 - Pas de changement d'intensité = pas d'événement
 - Mouvements rapides $\Rightarrow \sim 10^6 \text{ ev/s}$
- Fabricants
 - iniLabs (Tobi Delbruck), Insightness, Yumain, Prophesee,
 - CelePixel, Samsung, Sony



Gallego, 2019



Prophesee

A propos de simulation de SNN

- CPU



- Simulateurs NEST, NEURON, BRIAN2, N2S3, NENGO, PyNN

- Architectures dédiées (ASIC)

- Human Brain Project SpiNNaker (2011)
- Qualcomm Zeroth (2013)
- IBM TrueNorth (2014)
- Tianjic neuromorphic chip (2019)
- Intel Loihi (2018), Loihi 2 (2021)



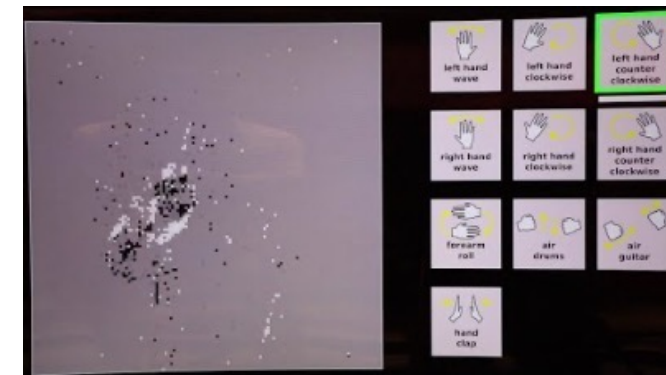
- Futur

- Neurones et synapses (memristor) en silicone ?

IBM TrueNorth + iniLabs DVS

Gesture recognition

- Precision 96,5 %
- Latency 100 ms
- Power cons < 200 mW

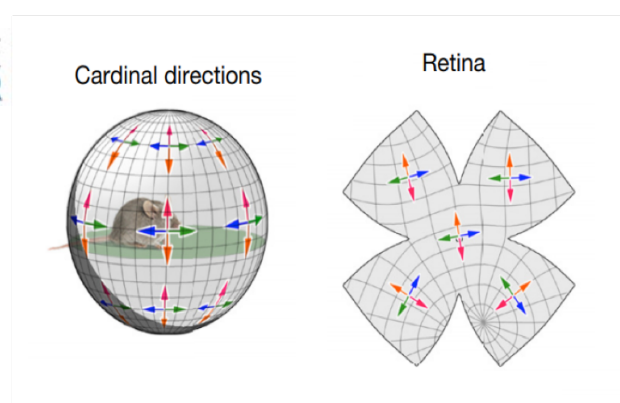


Tianjic

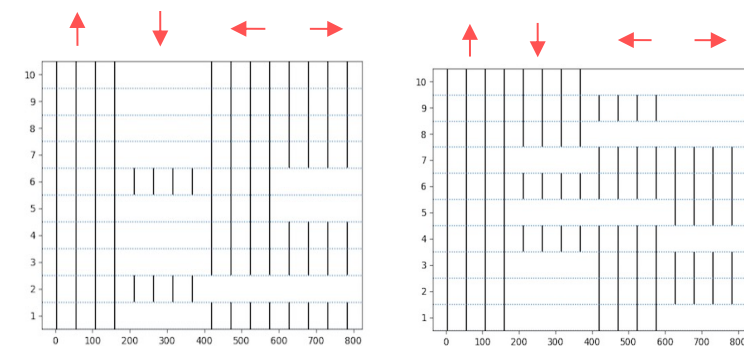
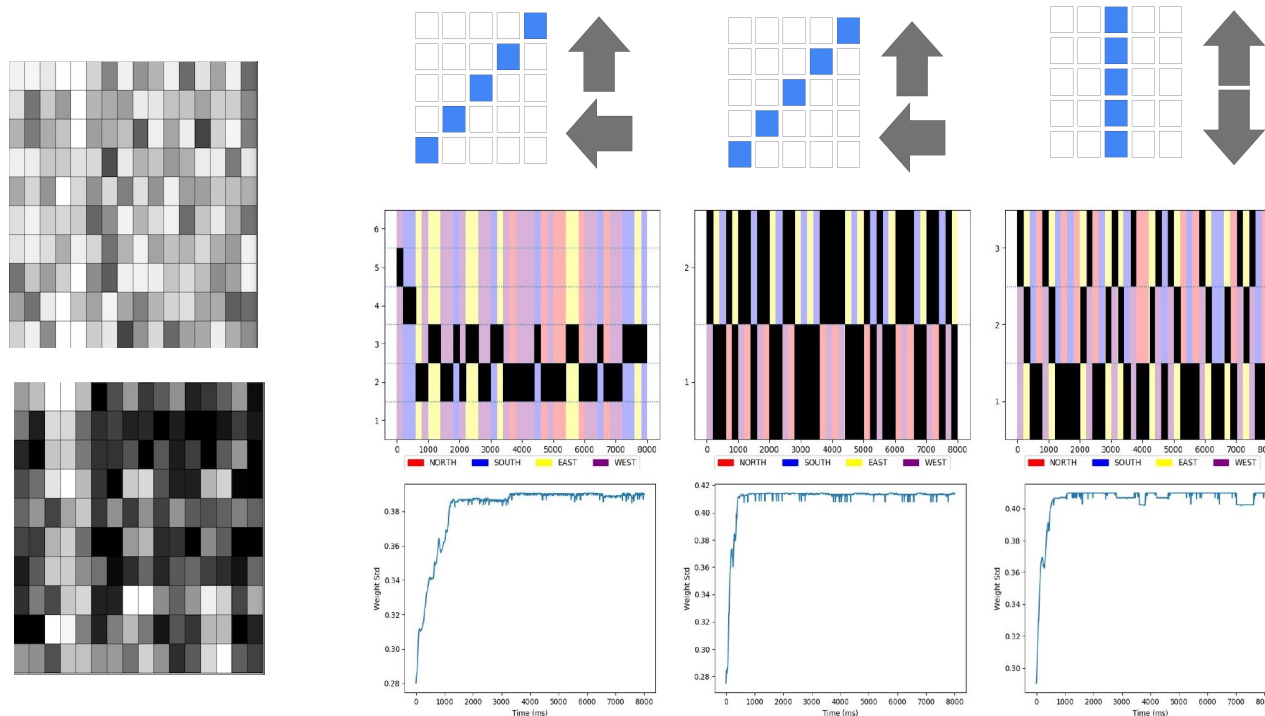
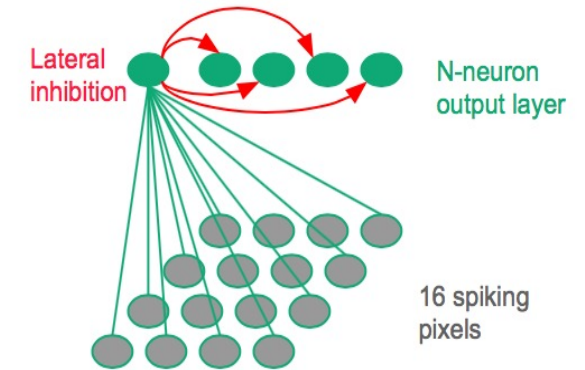


Exemple applicatif

- Classification non supervisée de mouvement, (Oudjail, CORESA 2018)
- Réseau élémentaire 1 couche FF-FC, initialisation aléatoire, STDP
- Présentation séquentielle de patterns de 200 ms, 4 directions
- Spécialisation rapide, discrimination des classes



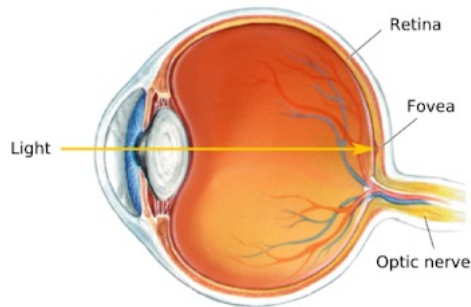
[Sabbah17] A retinal code for motion along the gravitational and body axes. Nature, 2017



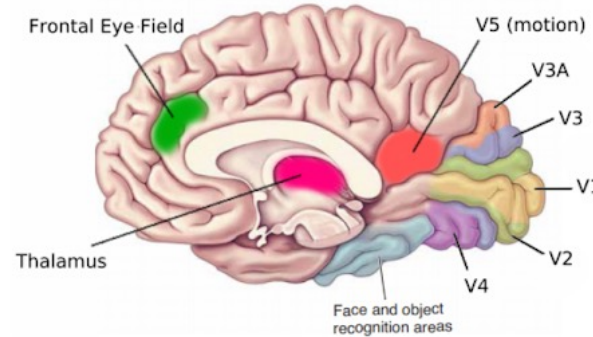
Exemple applicatif

- Ajout d'un mécanisme d'attention visuelle dans un SNN pour la classification de mouvement (Gruel, CBMI 2021)

Biological background



Human eye [Bear, 2007]



Visual cortex, adapted from [Bear, 2007]

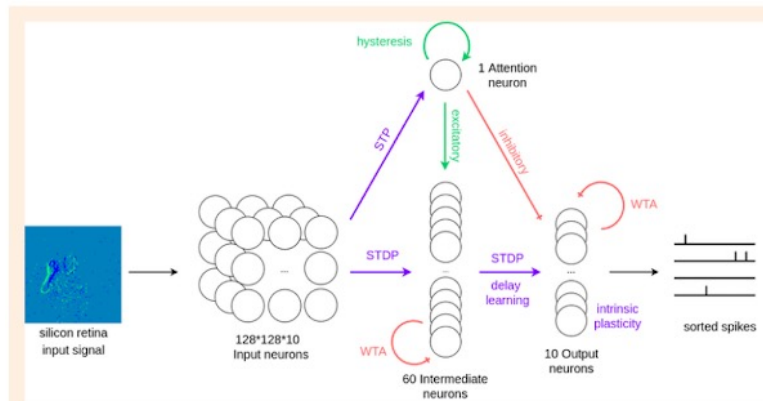
3 dichotomies of visual attention [Moore, 2017]:

- *top-down* and *bottom-up*
- *spatial, temporal* and *feature-based*
- *overt* and *covert*

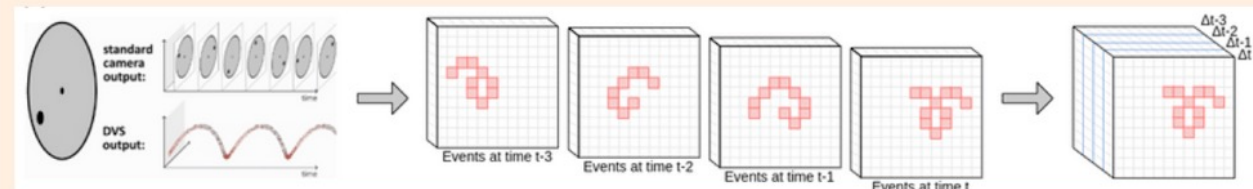
3 neuromodulators in visual attention [Moore, 2017]:

- acetylcholine
- dopamine
- norepinephrine

Adapting an attention model to silicon retina



Network topology

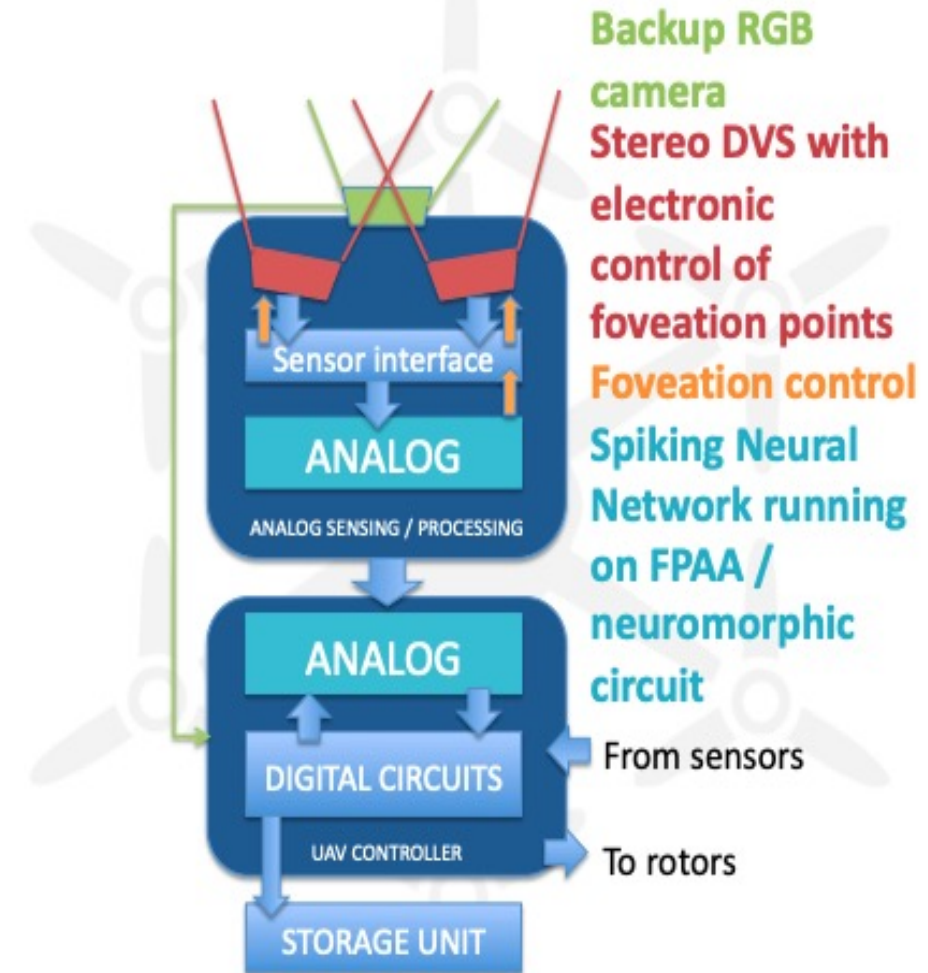


Translation of event data produced by silicon retina, into activation of neurons on the 3D input layer

Quelques travaux en cours à UCA



- Analog PROcessing of bio-inspired Vision Sensors for 3D reconstruction
 - ERA-NET / CHIST-ERA Call 2018, 2020-2023
 - Analog Computing for Artificial Intelligence
 - 7 partners, 4 countries (FR: UCA, ULille, INT, ES: IMSE, CH: ETHZ, GR: UNIWA, NTUA)
- Objectifs
 - Plateforme embarquée d'acquisition et traitement analogiques pour la vision
 - SNN, capteurs événementiels (+ stéréo)
- Démonstrateur TRL5
 - Cas d'usage: navigation autonome de drone, suivi d'érosion côtière



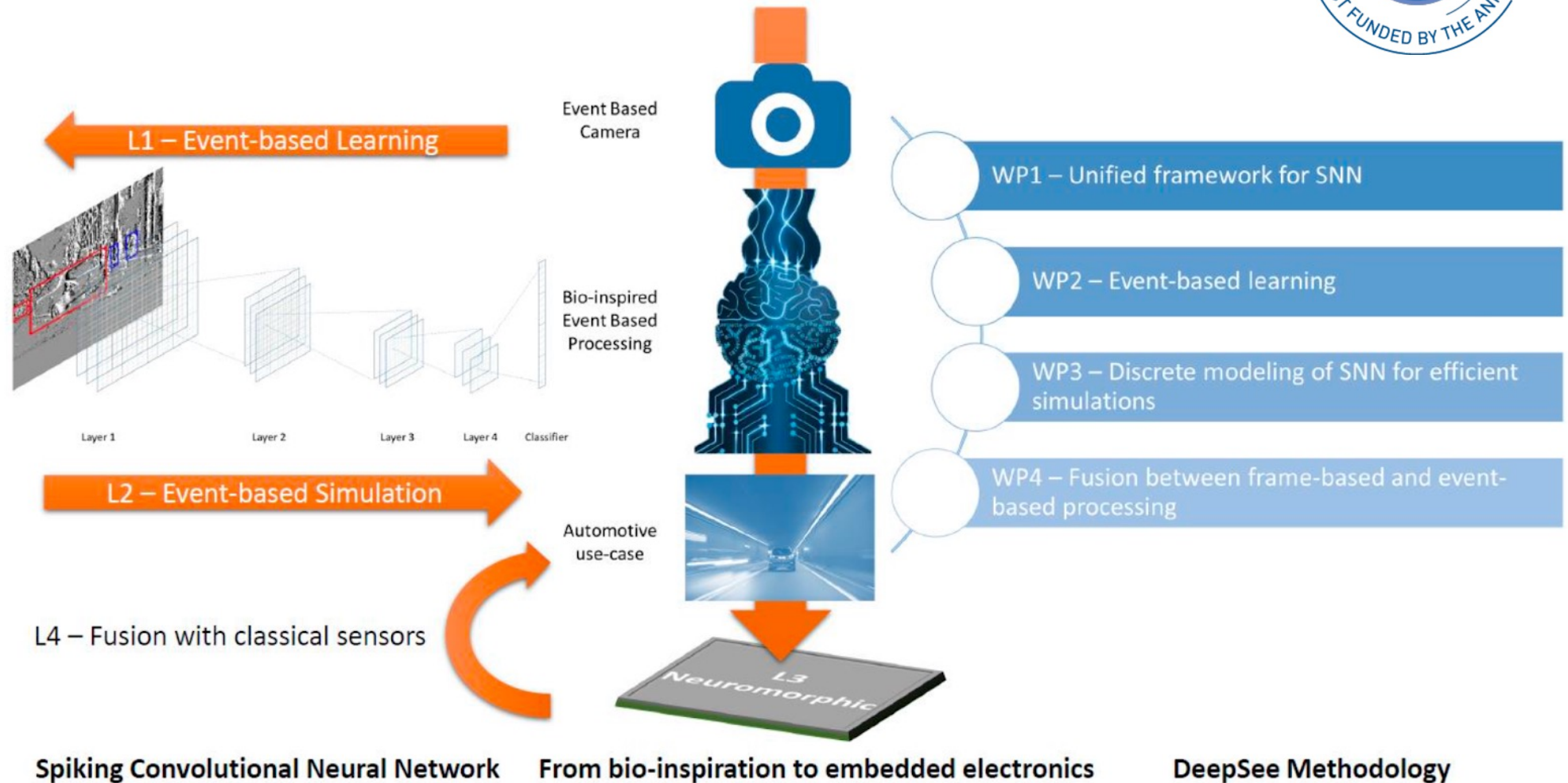
Quelques travaux en cours à UCA

- Projet ANR DeepSee (21-24) porté par UCA-LEAT



SNN embarqués
pour les véhicules
autonomes

Partenaires : i3S,
CerCo, Renault,
Prophesee



En résumé

- Domaine intrinsèquement interdisciplinaire
- Inspiration de la biologie, en particulier des neurosciences
- Applications (ciblées) récentes en machine learning, vision par ordinateur
- Communauté grandissante : GdR Biocomp depuis 2015, H2020 Neurotech 2018
- Promesses : non supervision, efficacités computationnelle et énergétique
- Mais le chemin est long : défis de la topologie, du codage, de l'apprentissage, du matériel

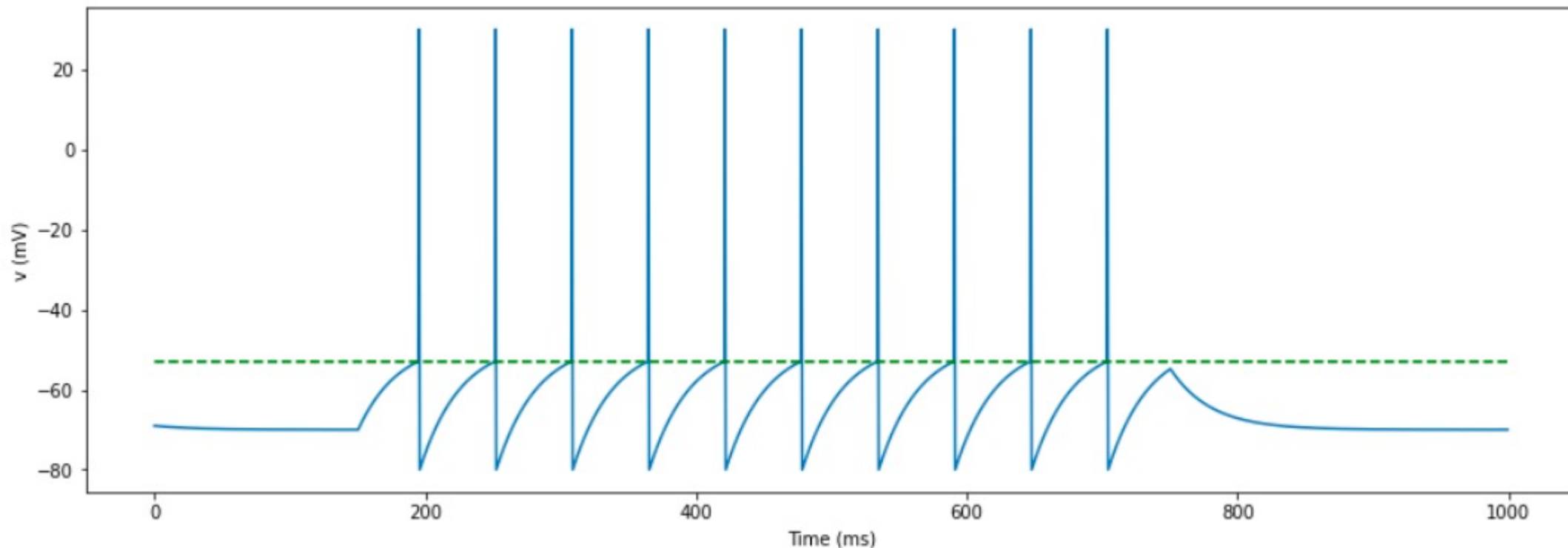
Partie pratique (à vous de jouer !)

- Des notebooks pour expérimenter les SNN
 - Disponibles ici <https://bit.ly/3BDfEHy> et via le QR code
 - Mot de passe coresa2021!
- 1. jouer avec les neurones numpy
- 2. jouer avec Brian2
- 3. quantification d'images
- 4. classification semi-supervisée avec MNIST
- 5. jeu de données event gesture



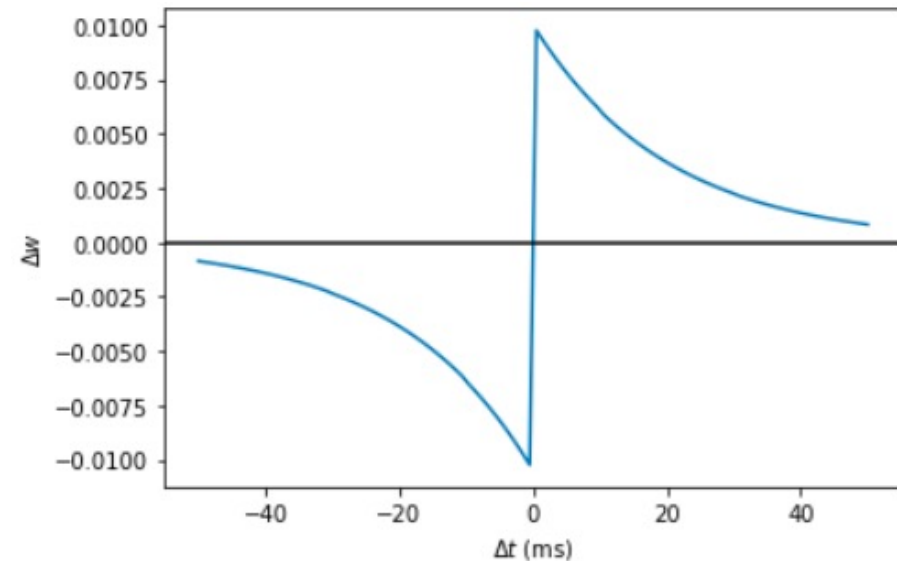
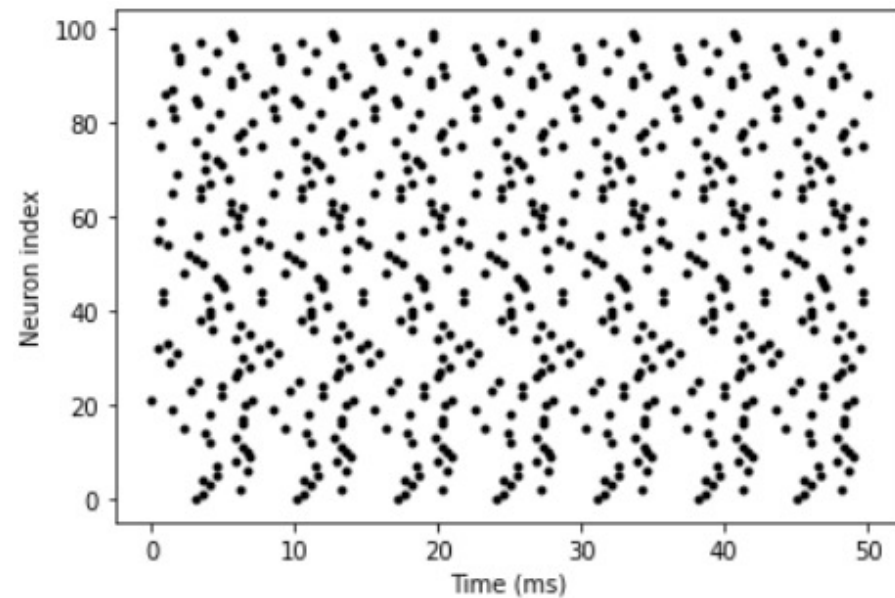
Hands-on 1: jouer avec les neurones numpy

- Tutoriel_CORESA_SNN_2021_1_numpy
 - numpy, matplotlib



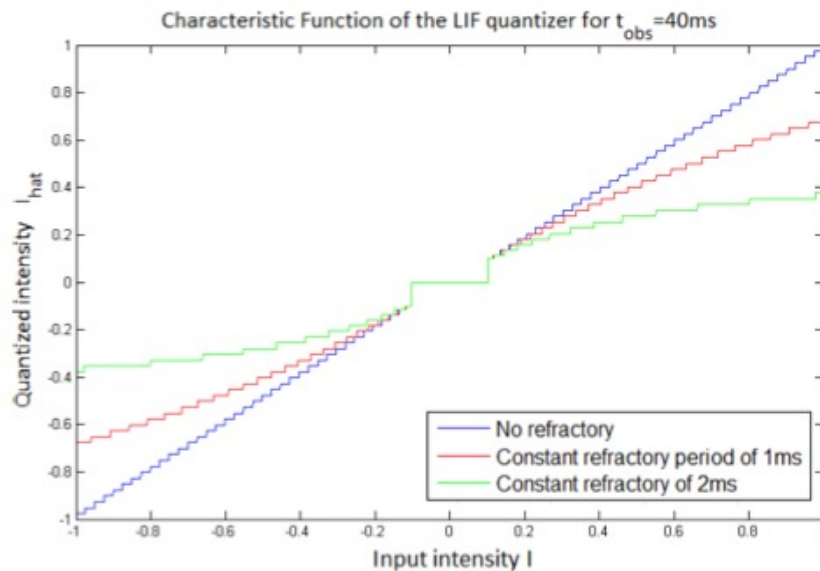
Hands-on 2: jouer avec Brian2

- Tutoriel_CORESA_SNN_2021_2_brian2
 - brian2, matplotlib

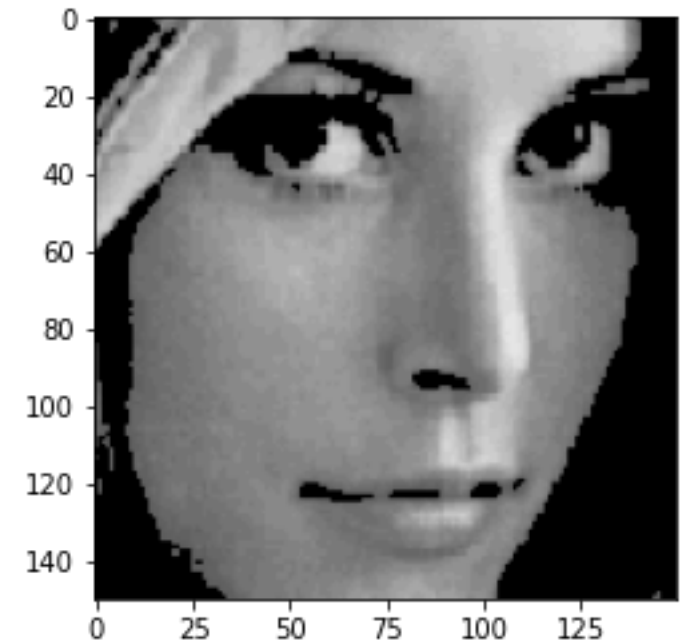


Hands-on 3: quantification d'images

- Tutoriel_CORESA_SNN_2021_3_quantification
 - brian2, matplotlib, Pillow

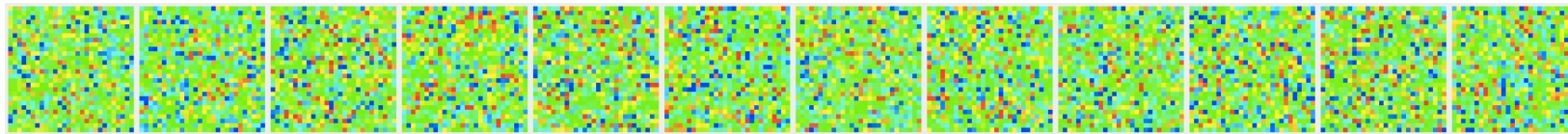


Dimopoulou & Antonini @ GRETSI 2017

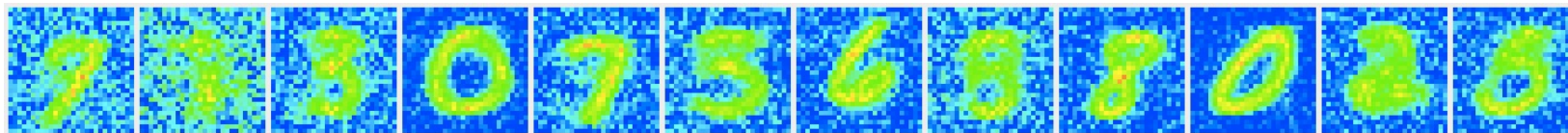


Hands-on 4: classification semi-supervisée avec MNIST

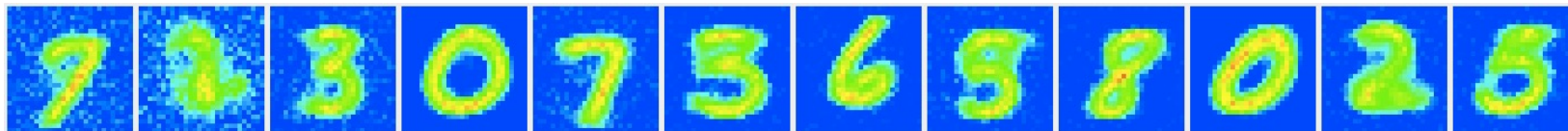
- Tutoriel_CORESA_SNN_2021_4_MNIST
 - N2S2, java, sbt (scala build tool) → exemple d'un réseau 2 couches FF
 - Initialisation aléatoire des poids synaptiques



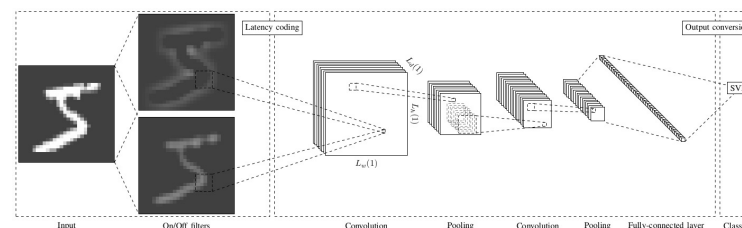
- Après 1000 itérations



- Après 2000 itérations



- Voir aussi [Falez 2019]

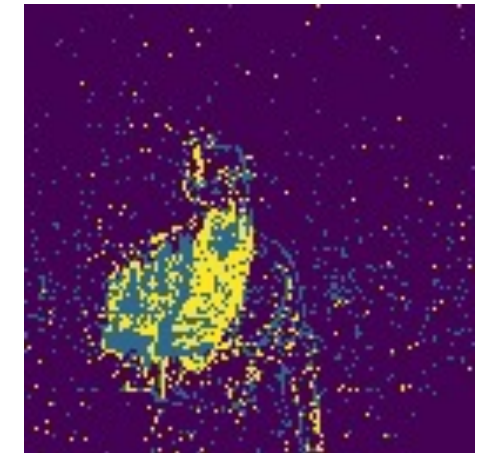
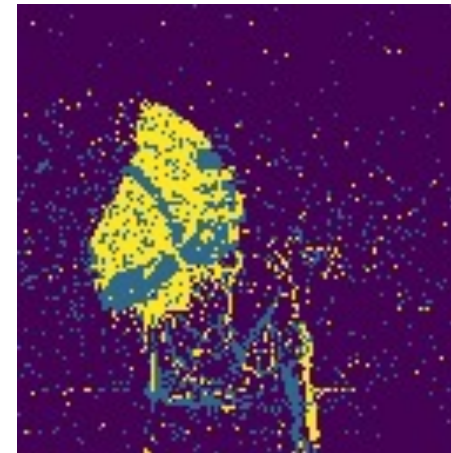
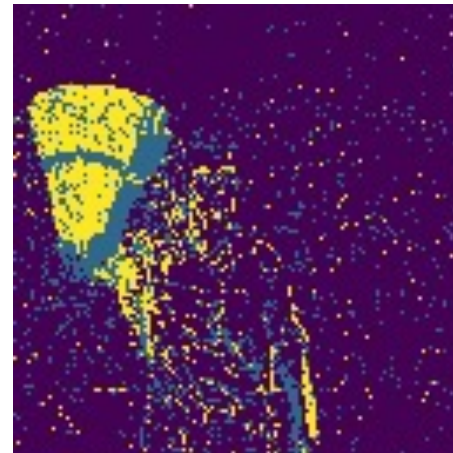
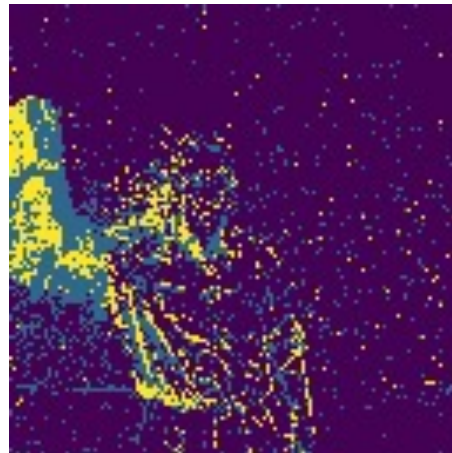
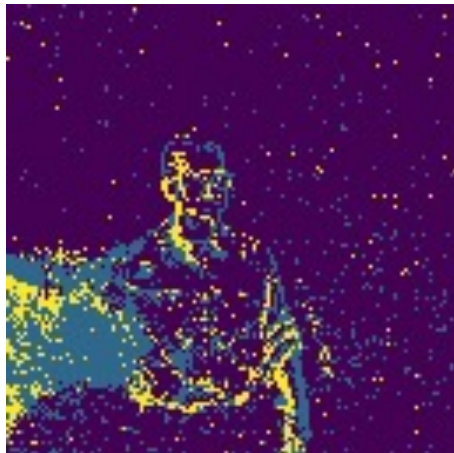


STDP-trained SNN results on MNIST: 98,6%
(Falez et al. IJCNN 2019)

Hands-on 5: jeu de données event gesture

- Tutoriel_CORESA_SNN_2021_5_gesture
 - Exploration du dataset IBM DVS128 Gesture dataset
 - Librairie tonic

Tonic



Un peu de lecture pour aller plus loin

- Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity
 - Werner M. Kistler and Wulfram Gerstner, 2002, Cambridge University Press

- Traitement neuro-inspiré de l'information
 - Alain Cappy, 2020, ISTE



Fin du tutoriel
Discussion
Questions