

# La STDP et la classification pour la reconnaissance de caractères manuscrits simples

"Nous attestons que nous sommes les auteurs du présent travail et que tout ce qui a été emprunté est attribué à sa source et proprement référencé."

Yahya Ettahi (45h), Yasmine Wahbi (48h), Sidi Yaya Arnaud Yarga (56h)

GEI723 - Problème II - Automne 2020

## INTRODUCTION ET CONTEXTE

Les réseaux de neurones à décharges s'inspirent du comportement des neurones biologiques pour les modéliser et offrent de nouvelles opportunités pour atteindre l'objectif de l'intelligence artificielle en se basant sur l'intelligence humaine. Dans les réseaux de neurones intelligents, la méthode d'apprentissage standard est la rétropropagation. Cependant, la STDP, qui est une méthode non supervisée, est biologiquement plus plausible. Ce projet est basé sur l'article de Diehl & Cook [1], qui fournit une méthode d'apprentissage non supervisé pour la classification d'images qui utilise la STDP et sur les notebook d'Ismaël Balafrej et Ahmad El Ferdaoussi. Ainsi, pour la réalisation de ce projet, nous avons utilisé la bibliothèque brian2 de python ainsi que l'environnement Jupyter notebook.

## OBJECTIFS

- Comprendre l'impact de la forme de la STDP sur la convergence et l'état
- Comprendre l'impact de ces changements de fréquence sur les paramètres de la STDP et sur les résultats des expériences
- Pouvoir réaliser la classification des images de MNIST
- Savoir interpréter les résultats obtenus

## ETUDE DES DIFFÉRENTES FORMES DE STDP

Pour la première forme de la STDP de type excitatrice à excitatrice, on observe une dynamique de compétition entre les synapses comme suggéré dans [2]. Cela conduit à l'augmentation de certains poids et à la baisse de d'autres. Le réseau se stabilise donc à un état où la densité des poids est plus élevée aux extrémités (0 et gmax). Par ailleurs, pour la deuxième forme de ce type de synapse, on constate globalement une baisse des poids des synapses. Ce qui est cohérent car la fenêtre de LTP est très inférieure à la fenêtre de la LTD. Le réseau se stabilise donc avec une densité de poids élevée à l'extrémité 0. A noter aussi que cet exemple est un vrai modèle illustrant l'impact de la différence entre les instants de décharge du neurone post et pré. Inversement à ce qui est trouvé précédemment, on remarque pour la forme I de la STDP

de type excitatrice à inhibitrice, une augmentation de poids de synapses (LTP) peu importe la valeur du dt sauf pour l'intervalle [0 ; 25] où on remarque une baisse de poids. A l'état final, tous les poids ont augmenté et se stabilise à 1. Et finalement, dans le cas, de la forme II (excitatrice à inhibitrice), on a qu'une déplétion avec une stabilisation de poids en 0 dans la fin.

Les équations qui régissent nos différents STDP sont présentées en annexe (tab.1)

### L'impact du changement de la fréquence :

Pour la synapse excitatrice à excitatrice, on remarque qu'avec les fréquences 6 et 10 Hz, l'effet de la STDP n'est plus présent du fait que la valeur du poids à l'état initial est égale à celle finale. Il est à noter que nous avons effectué d'autres essais avec des fréquences différentes comprises entre 10 et 15 afin de déterminer la fréquence minimale à partir de laquelle l'effet de la STDP sera présent; nos expériences ont donné une valeur d'environ 12.5 Hz. Par ailleurs, pour la synapse excitatrice à inhibitrice, on constate que les résultats ne sont pas sensibles aux changements de fréquence.

### Solution pour la sensibilité à la fréquence :

Pour résoudre cette sensibilité aux changements de fréquence, nous avons proposé de mettre en oeuvre l'homéostasie qui permet d'adapter le seuil afin de réguler la fréquence. Ceci nous a permis de voir au niveau des résultats (voir en annexe Fig.1) que le poids change d'une valeur initiale à une valeur finale; Contrairement, au cas sans homéostasie, les valeurs restent presque constantes.

## IMPLÉMENTATION DE L'ARTICLE DE DIEHL ET COOK SUR MNIST

Dans cette partie, nous avons utilisé des modèles de neurones de type LIF [1]. Afin de fournir une image comme entrée au réseau, nous convertissons les images en entrées Poisson [3] avec des taux de décharges proportionnels à l'intensité des pixels correspondants. Ces décharges de Poisson sont alimentées en entrée aux neurones excitateurs via des connexions tout-à-tout. Les neurones excitateurs, qui sont

dans notre cas 100 neurones, sont connectés à des neurones inhibiteurs via des connexions un à un. Chaque neurone inhibiteur est connecté à tous les neurones excitateurs, à l'exception de celui dont il reçoit une connexion. Le schéma conceptuel ainsi que le tableau de paramètres fournis en annexe (fig.2 et tab.2 respectivement) permettent de bien expliquer la démarche adoptée pour implémenter ceci.

## EXPÉRIENCES

Pour les ensembles de données utilisés, nous avons 200 images, 80% pour l'entraînement et 20% pour le test. Afin de pouvoir voir l'impact de chaque modification, nous avons essayé de faire des modifications au niveau du nombre d'itérations, du type de connectivité, du nombre de neurones de la structure ,

Expériences /Critères	Précision	Analyse
Modification du nombre d'itération	Une itération: 67.5% (Deux itérations: 82.5%) Trois itérations:72.5% Quatre itérations : 72.5%	On constate une évolution de la précision par rapport une seule itération, avec un pique de précision pour le cas de 2 itérations.
Activation/ Désactivation de l'homéostasie	- Homéostasie active : 67.5% - homéostasie désactivée: 10%	La présence de l'homéostasie aide à différencier les champs récepteurs ce qui améliore la précision et permet ainsi d'avoir de bons résultats. (voir figure 3)
Connectivité dense vs parcimonieuse	(E-I : 0.0025, I-E : 0.9) : 47.5% (E-I : 0.9, I-E : 0.0025) : 35% (E-I : 0.0025, I-E : 0.0025) : 10% (E-I : 0.9, I-E : 0.9) : 7.5%	Pour avoir des champs récepteurs variés grâce à l'inhibition latérale, une densité parcimonieuse au niveau de la connexion des neurones excitateurs vers ceux inhibiteurs est préférable. (voir figure 4)
Modification du nombre de neurones	50 neurones: 12,5% 100 neurones: 60% 200 neurones: 60%	L'augmentation du nombre de neurones permet l'amélioration de la précision. Quand le nombre de neurone est très grand une augmentation du nombre de donnée pourrait améliorer cette précision
Modification de la structure de la couche de lecture	Méthode 1 : 62.5% Méthode 2 : 37.5% Méthode 3 : 62.5%	La méthode 2 a une faible précision car on n'observe pas tous les neurones. Cependant la méthode 1 se rapproche de la méthode 3 quand chaque neurone est uniquement adapté à une classe.
Variation des taux de classification (nu_pre, nu_post)	- (0.01 , 0.1) : 60% - (0.001 , 0.01) : 50% - (0.0001 , 0.001) : 67.5% - (0.00001 , 0.0001) : 35%	Plus le taux de classification est grand plus la netteté des champs récepteurs est grande due à la variation élevée du poids. (voir figure 5)

Tableau 3 : Résultats et analyse de modifications réalisées sur divers paramètres I

de la couche de lecture, des taux de classification. Ces expériences nous ont permis de voir l'impact de chaque changement sur nos résultats et de dresser un tableau récapitulatif (tab.3);

Les méthodes utilisées pour la couche de lecture sont :

- Méthode1: Chaque neurone prend le label de la classe qui le fait déchargé le plus
- Méthode2: Pour chaque classe on choisit le neurone qui décharge le plus
- Méthode3: Chaque neurone est associé à un pourcentage de chaque classe

ANALYSE DES CHAMPS RÉCÉPTEURS

- En observant les champs récepteurs des neurones (fig.9) et les courbes d'accord (fig.6) on constate que les neurones ont chacun des poids adaptés à une classe. Ce qui traduit la réussite de l'apprentissage.
- La carte d'activation (fig.7) permet de constater que le nombre de décharge diminue avec le temps, les neurones déchargent à des instants différents à cause de l'inhibition latérale.
- L'évolution des champs récepteurs montre qu'avec 0 entrainement, le résultat était "aléatoire"; (fig.8) Cependant, la présence d'un nombre d'entrainement assure la modification des poids grâce à la STDP jusqu'à avoir une correspondance avec une classe.
- L'évolution de la courbe d'accord (fig.10) permet de constater la modification des poids du neurones qui au fil du temps s'adapte pour la détection d'une classe.

REMERCIEMENT

Nos sincères remerciements à l'équipe qui a mis à notre disposition l'accès à la bilbiothèque Brian2, A Ismaël Balafrej pour avoir préparé les notebooks python sur la STDP et sur l'article de Diehl et Cook et à Ahmad El Ferdaoussi pour les avoir mis à jour.

RÉFÉRENCES

[1]: Diehl, P. U., and Cook, M. (2015). Unsupervised learning of digit recognition using spike-timing-dependent plasticity. Front. Comput. Neurosci. 9:99. doi: 10.3389/fncom.2015.00099

[2]: Sen Song, Kenneth D. Miller & L. F. Abbott "Competitive Hebbian learning through spike-timing-dependent synaptic plasticity", Nature Neuroscience, Vol.3, Numéro 9, sept. 2000, <http://www.nature.com/neuro/journal/v3/n9/abs/nn0900919.html>

[3]: <https://brian2.readthedocs.io/en/latest/user/input.html#setting-rates-for-poisson-inputs>

CONCLUSION

En guise de conclusion, pour 10000 images en entrée ( 8000 d'entrainement, 2000 de validation) la précision est de 41,8%, et pour 2000 images de test la précision est 56%. On observe également dans la matrice de confusion (fig.11) de meilleures précisions pour les classes '0','2' et '6'. Bien que cette précision soit inférieure à celle obtenue par Diehl et Cook (95%), quelques pistes d'amélioration pourraient être l'augmentation du nombre d'images utilisées, du nombre d'itération et du nombre de neurones.

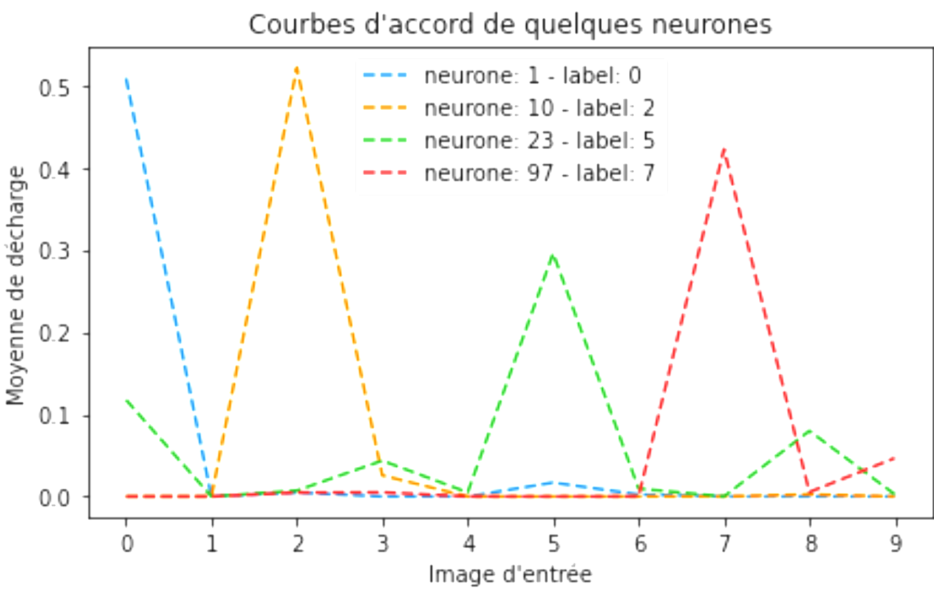


Figure 6 : Courbes d'accord de quelques neurones

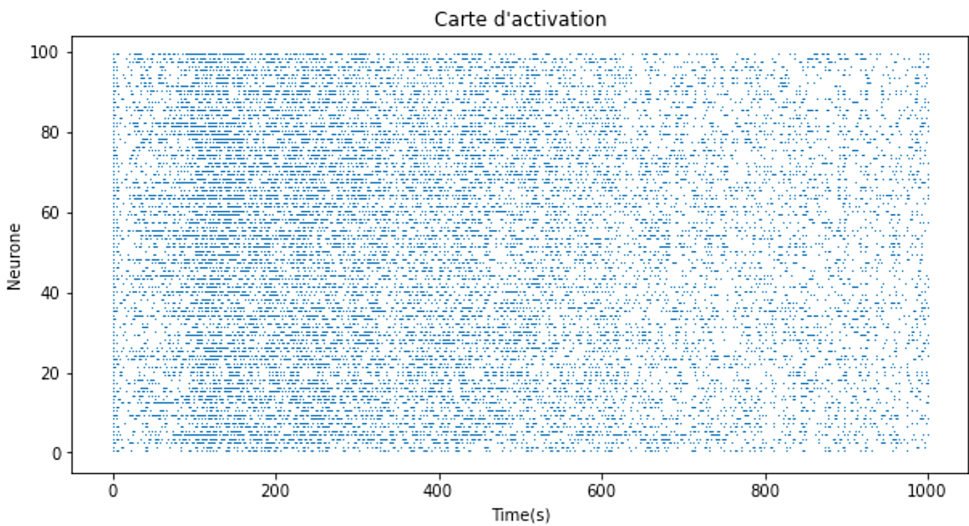


Figure 7 : Carte d'activation de 100 neurones

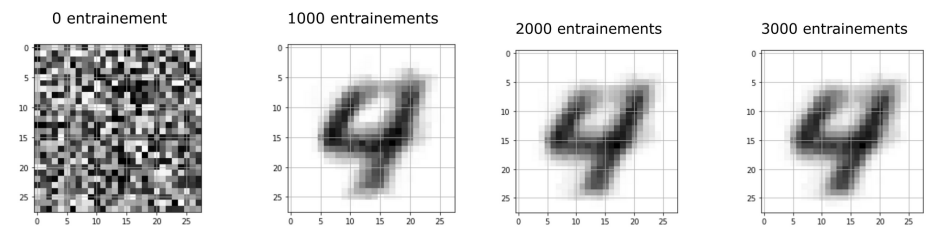


Figure 8 : Evolution du champ récepteur d'un neurone .

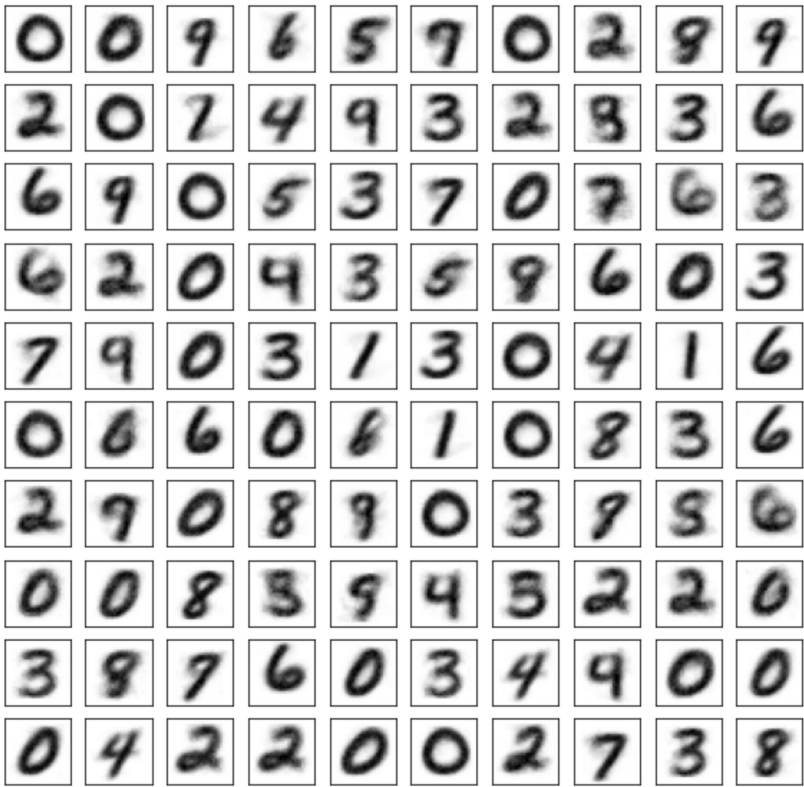


Figure 9 : Champ récepteurs des 100 neurones .

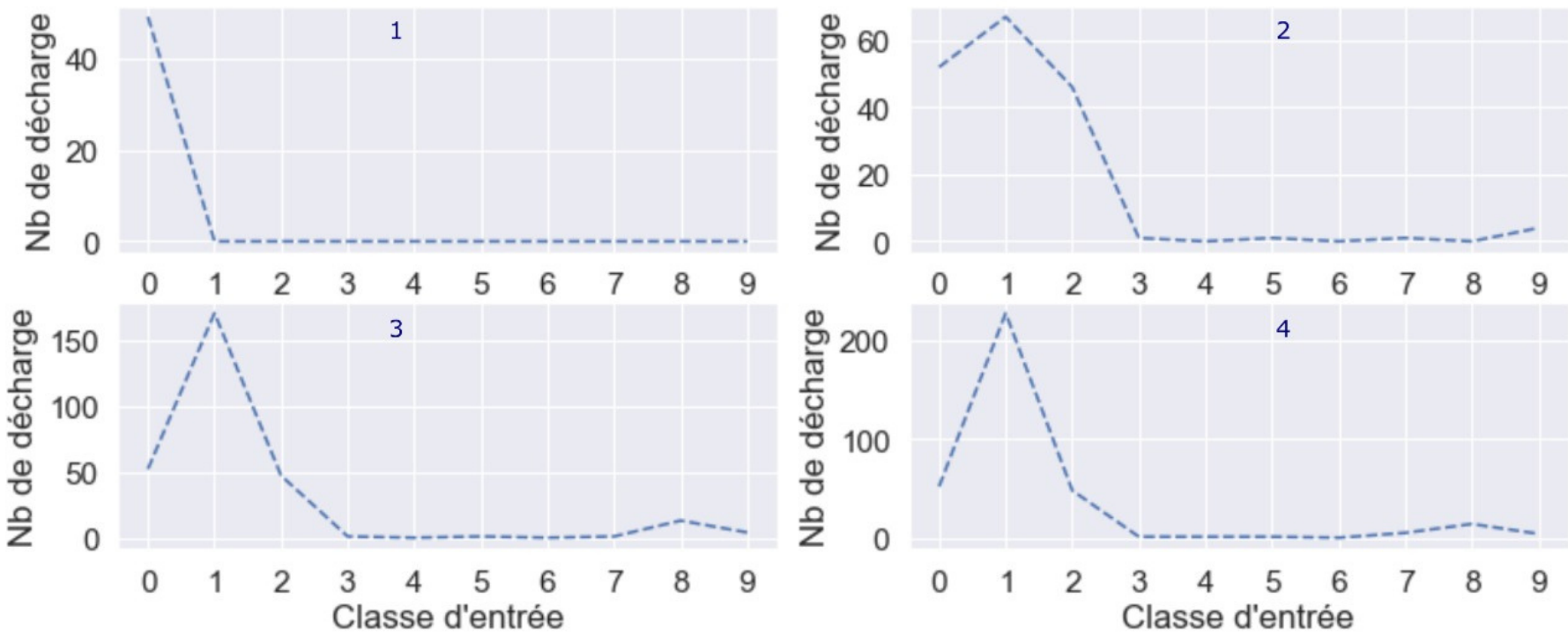


Figure 10 : Evolution de la courbe d'accord d'un neurone .

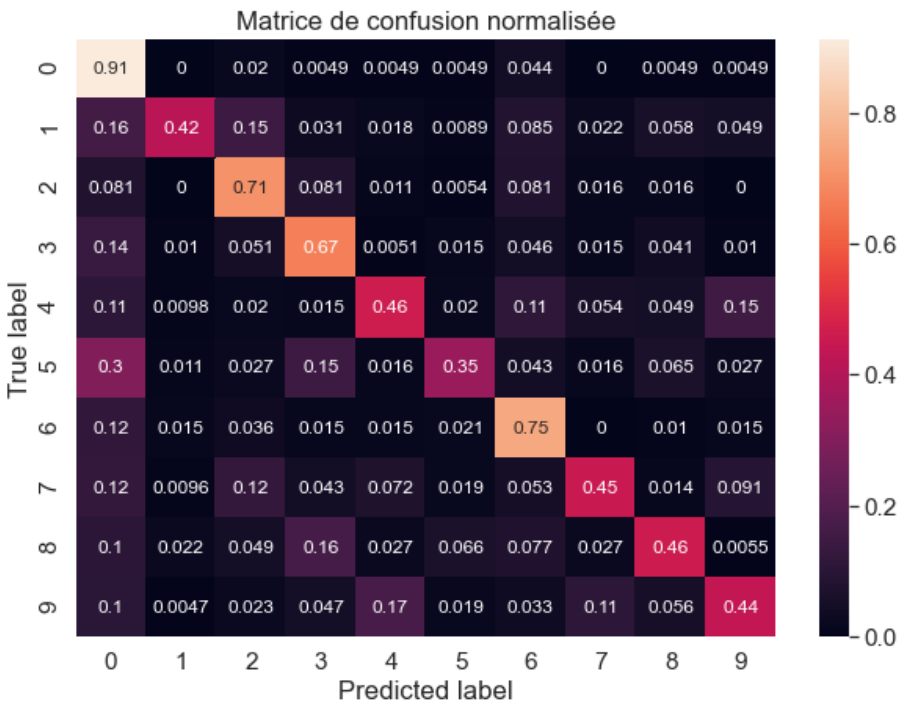


Figure 11 : Matrice de confusion normalisée



Annexe

	Excitatrice à excitatrice		Excitatrice à inhibitrice	
	Forme I	Forme II	Forme I	Forme II
Equations	eqs_stdp = "" w : 1 da/dt = -a / tau_a : 1 (event-driven) db/dt = -b / tau_b : 1 (event-driven) "" on_pre = "" v_post += w a += A w = w + b "" on_post = "" b += B w = w + a ""	eqs_stdp = "" w : 1 da1/dt = (-0.005-a1) / tau_a : 1 (event-driven) da2/dt = (-a2) / (2*tau_a) : 1 (event-driven) db/dt = -b / tau_b : 1 (event-driven) "" on_pre = "" v_post += w a1 += A a2 += (-A-0.005) w = w + b "" on_post = "" b += B w = w + a1*int(a1>-0.004)+a2*int(a1<=-0.004) ""	eqs_stdp = "" w : 1 da/dt = (-a + 0.01) / tau_a : 1 (event-driven) db/dt = (-b + 0.015) / tau_b : 1 (event-driven) "" on_pre = "" v_post += w a += A w = w + b "" on_post = "" b += B w = w + a ""	eqs_stdp = "" w : 1 da/dt = -a / tau_a : 1 (event-driven) db/dt = -b / tau_b : 1 (event-driven) "" on_pre = "" v_post += w a += A w = 0 "" on_post = "" b += B w = w + a ""
Paramètres	tau_a = tau_b = 20*ms A = 0.015 B = -0.006	tau_a = tau_b = 20*ms A = 0.01 B = -A	tau_a = tau_b = 20*ms A = -0.07 B = 0.07	tau_a = tau_b = 20*ms A = -0.1 B = 0.015

Tableau 1 : Les équations des différentes STDP étudiées dans la partie I

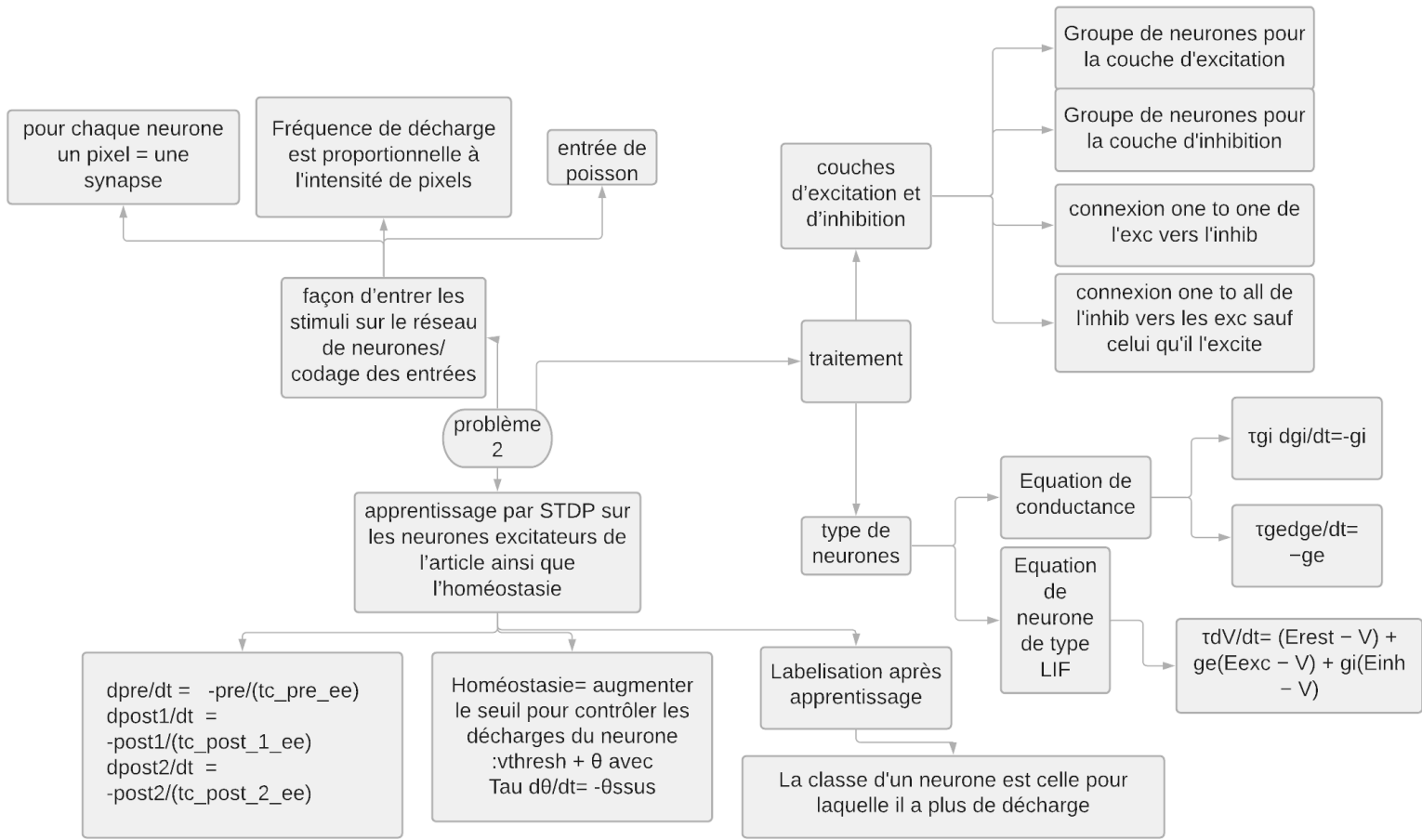


Figure 2 : Schéma conceptuel permettant de voir la démarche adoptée pour implémenter l'article de Diehl et Cook sur MNIST I

Paramètres	Valeurs
time_per_sample resting_time	0.35 * units.second 0.15 * units.second
v_rest_e v_rest_i	-65. * units.mV -60. * units.mV
v_reset_e v_reset_i	65. * units.mV -45. * units.mV
v_thresh_e v_thresh_i	-52. * units.mV -40. * units.mV
refrac_e refrac_i	5. * units.ms 2. * units.ms
tc_theta theta_plus_e	1e7 * units.ms 0.05 * units.mV
tc_pre_ee tc_post_1_ee tc_post_2_ee	20 * units.ms 20 * units.ms 40 * units.ms
Taux d'apprentissage : nu_ee_pre nu_ee_post	0.0001 0.001
wmax	10.0
input_synapse.w e_i_synapse.w i_e_synapse.w	'rand() * wmax' 'rand()*10.4' '17.0'

Tableau 2 : Table des paramètres de configuration I

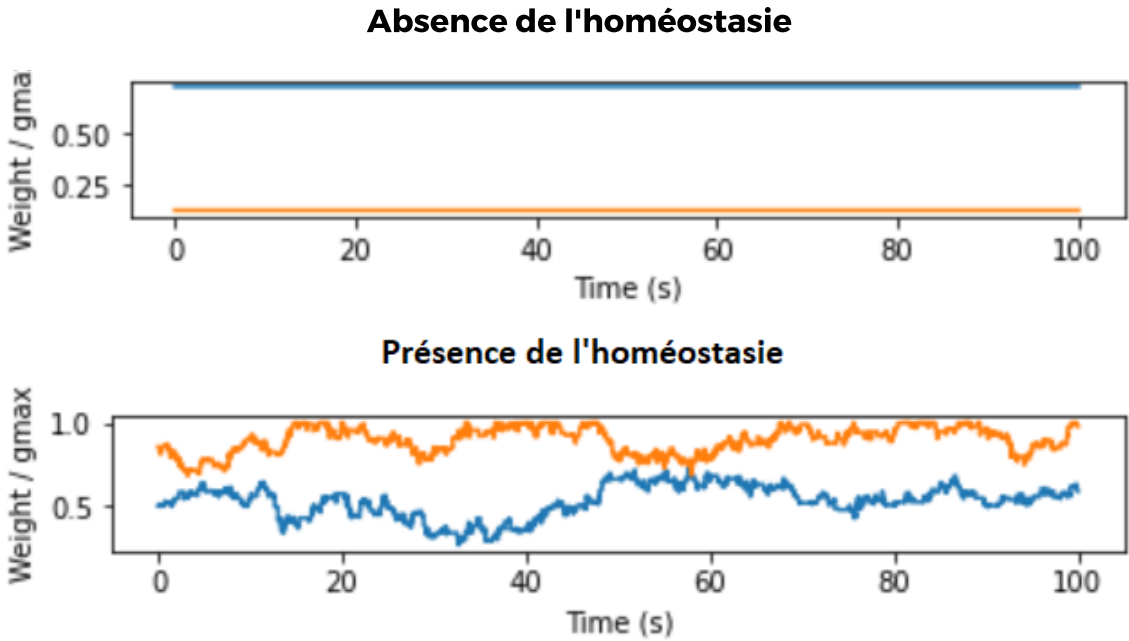


Figure 1 :Evolution du poids de la STDP pour F = 6 Hz en absence/Présence de l'homéostasie

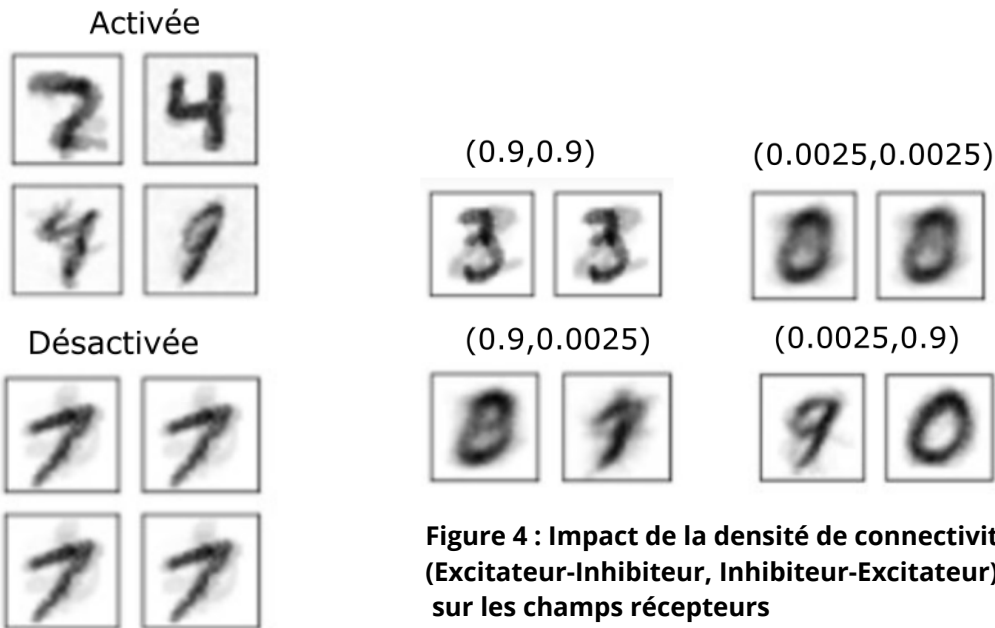


Figure 3 : Impact de l'homéostasie sur les champs récepteurs

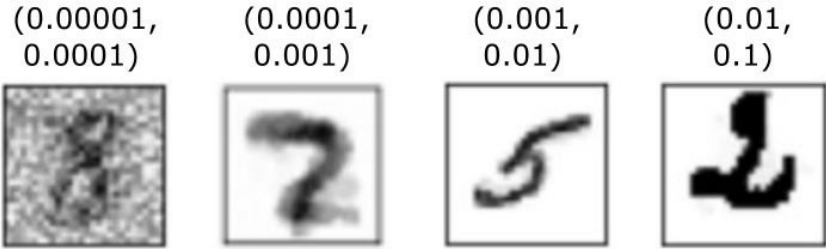


Figure 5 : Impact du taux de classification (pre, post) sur les champs récepteurs