

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études

présenté par

RAKI Hamza

&

KALAFAT Hamza

Pour l'obtention du diplôme de Master en Électronique option Microélectronique,
Microsystème et Conception de circuits (MMCC)

Thème

Modélisation d'un réseau de neurones artificiels impulsionnels pour la perception de la couleur

Proposé par : Mme **BOUGHERIRA Hamida**

Année Universitaire 2012-2013

ملخص

ان الهدف الرئيسي من هذا المشروع هو تصور اللون من قبل شبكية العين باستخدام وسيلة لحساب الشبكة العصبية الاصطناعية (RNA)

ان الجزء الثابت يؤدي الى الادراك التناظري (تحويل الضوء الى كميات كهربائية او مكونات فسيولوجية) باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية دون الأخذ بعين الاعتبار عامل الوقت .

الجزء الحيوي يؤدي الى تصور النبض باستخدام اسلوب اللون المعاكس باتباع طريقة IZHKEVICH (تحويل الضوء الى حزمات من النبض) بحيث نأخذ بعين الاعتبار عامل الوقت .

Résumé

L'objectif principal de notre projet est la perception de la couleur par la rétine à l'aide du moyen de calcul du réseau de neurones artificiels (RNA). La partie statique conduira à la perception analogique (conversion de la lumière en grandeurs électriques ou composantes physiologiques) en utilisant les RNA classiques, sans prendre en considération le facteur du temps. La partie dynamique conduira à la perception impulsionnelle (conversion de la lumière en trains d'impulsions) en utilisant la méthode d'opposition de couleur, antagonisme centre –pourtour, sous le modèle impulsionnel d'Izhikevich. Une étape d'identification par les longueurs d'onde permettant d'adapter le résultat de la perception analogique au celui de la perception impulsionnel. L'introduction des grandeurs électrique permet de basculer, pour la continuité de ce projet, vers la rétine bionique.

Mots clés : perception de couleur, antagonisme centre-pourtour, champ récepteur, neurone impulsionnel

Abstract

The main objective of our project is the perception of color by the retina using the means of calculating the artificial neural network (ANN). The static part will lead to the perception analog (conversion of light into electrical quantities or physiological components) using conventional RNA, without taking into account the time factor. Lead to the dynamic portion of the impulse perception (light conversion into pulse trains) using the method of opposite color, antagonism center rim under the pulse pattern Izhikevich. A step of identifying by the wavelengths for adapting the result of the analog to the perception of the pulse perception. The introduction of electric quantities toggles for the continuity of this project, to the bionic retina.

Keywords: color perception, antagonism center periphery receptive field, the neuron pulse

CHAPITRE**III****RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS
IMPULSIONNELS****III.1. Introduction**

Comme nous avons vus, dans le chapitre précédent, pour pouvoir utiliser le modèle de perception de la couleur il faut le modéliser à travers, dans notre cas, l'outil de calcul réseau de neurones. Ceci nous permettra d'effectuer une modélisation de la fonction de perception de la couleur, par les champs photorécepteurs (principe de centre-pourtour) de la rétine décrits dans les chapitres I et II.

Pour cela, Nous présentons dans le présent chapitre l'étude théorique des réseaux de neurones de deuxième génération (classiques), leurs principes, algorithmes d'apprentissage puis celle des neurones impulsionnels dits de troisième génération (impulsionnels).

III.2. Neurone artificiel

Le neurone artificiel (ou formel) est une représentation mathématique appartient à une famille d'algorithmes informatique, inspirés des mécanismes de fonctionnement d'un neurone biologique. En effet, le neurone formel est l'unité élémentaire, des RNA, de calcul des fonctions arbitrairement complexes, utilisées pour diverses applications en intelligence artificielle [9]. Il reçoit un certain nombre d'entrées (informations numériques), en provenance directe de l'environnement ou d'autres neurones voisins, et qui donne une seule sortie qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones.

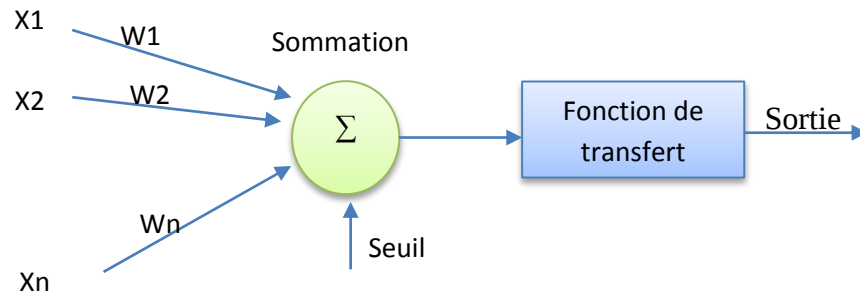


Figure III.1. Modèle d'un neurone artificiel.

a. Poids (w) d'un neurone

Les poids de connections d'un neurone sont des facteurs multiplicateurs qui affectent l'influence de chaque entrée sur la sortie du neurone. En effet, à chacune des valeurs (réelles) d'entrées du neurone est associée un poids représentatif de la force de connexion ou encore la capacité du neurone amont à exciter ou inhiber un neurone aval. Les poids positifs sont associés à des connexions excitatrices tandis que les poids négatifs sont associés à des connexions inhibitrices. Ils sont modifiés/adaptés par une règle d'apprentissage.

c. fonction de sommation ou de combinaison Σ

Le rôle de cette fonction consiste, au neurone, à réaliser la somme des différents produits des valeurs d'entrées (x_i) et celles des poids (W_i).

$$n = \sum W_i x_i = (x_1 \times W_1) + (x_2 \times W_2) + \dots + (x_n \times W_n) \quad (1)$$

d. Fonctions d'activations

La fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) sert à introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone.

III.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA) classiques

III.3.1. Définition [9]

Un réseau de neurones artificiel est un ensemble de processeurs élémentaires (ou neurones formels) ; qui sont fortement connectés entre eux, selon une certaine topologie, et fonctionnent en parallèle, dont chacun calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Il est nécessaire de pouvoir communiquer avec RN, de lui fournir des données, et de récupérer les résultats de ses calculs, les réseaux de neurones répartissent en trois ensembles

L'ensemble E des neurones d'entrée, qui reçoivent les données d'entrée sous forme d'un vecteur de valeurs scalaires ; c'est le vecteur d'entrée. Ces valeurs sont communiquées aux réseaux par l'intermédiaire de leurs valeurs d'entrée extérieures.

L'ensemble S des neurones de sortie, dont les activations constituent le vecteur de sortie et sont collectivement interprétées comme le résultat de calcul du réseau.

L'ensemble C des neurones cachés, qui n'appartient pas aux ensembles E et S. En général, la présence des neurones cachés dans un réseau démultiplie sa puissance de calcul, et lui permet d'aborder des problèmes plus difficiles.

III.3.2. Types de RNA

On distingue deux types de réseaux selon la circulation de l'information ; les RN statiques (acycliques, ou non bouclés) et les RN dynamiques (récurrents, ou bouclés).

III.3.2.1. Les réseaux de neurones non bouclés (feed-forward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones.

Il est représentés graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, dont l'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière.

III.3.2.2. Les réseaux de neurones bouclés (feed-back)

C'est l'architecture la plus utilisée. En effet, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ.

La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. On parle ici des réseaux de neurones impulsionnels.

Les connexions bouclées ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion " en retour " un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau.

III.3.3.Apprentissage [9][10]

III.3.3.1. Définition

Le point crucial du développement d'un RN est son apprentissage. En effet, c'est son propriété la plus intéressante. C'est une phase du développement d'un RN durant laquelle le comportement du réseau est réglé, par sa connectivité, jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Il s'agit d'une procédure ou processus d'ajustement des connexions des neurones, face à une source d'information, afin de déterminer les poids synaptiques d'un RN.

Une méthode d'optimisation modifie les poids au fur et à mesure des itérations pendant lesquelles on présente la totalité des exemples, afin de minimiser l'écart entre les sorties calculées et les sorties expérimentales. Afin d'éviter les problèmes de sur-apprentissage, la base d'exemples est divisée en deux parties : base d'apprentissage et base de test.

L'apprentissage nécessite en général une grande quantité de données que l'on regroupe dans ce que l'on appelle « corpus d'apprentissage ». Selon la technique d'apprentissage utilisée, d'autre corpus sont aussi employés, notamment pour mesurer la validité de la solution trouvée par le réseau. On appelle ces corpus supplémentaires, des corpus de test ou de généralisation.

A partir d'un certain nombre d'itérations, le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système, mais s'approche trop près des points et " apprend " le bruit. Sur la (figure III.2), on peut observer qu'au début de l'apprentissage, pour les premières itérations, l'erreur sur la base d'apprentissage est grande et peut légèrement augmenter étant donné que les poids initiaux sont choisis aléatoirement, par rapport à la base de données. Ensuite, cette erreur diminue avec le nombre d'itérations. L'erreur diminue puis augmente à partir d'un certain nombre d'itérations. Les poids retenus sont ceux qui minimisent l'erreur sur la base de test.

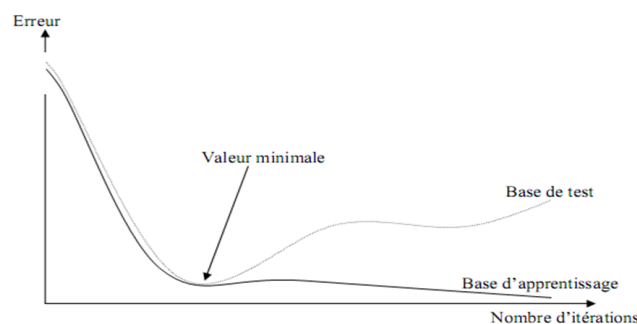


Figure III.2. Évolution de l'erreur moyenne sur la base d'apprentissage et celle du test.

III.3.4. Perceptron Multicouche PMC (MLP : Multi layer Perceptron)

Le MLP est le type de réseaux le plus répandu et le plus utilisé, vu la simplicité de sa structure et la rapidité de son apprentissage. Les neurones sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées.

Les neurones sont organisés en couches : chaque neurone est connecté à toutes les sorties des neurones de la couche précédente, et nourrit de sa sortie tous les neurones de la couche suivante. Pour la première couche ses entrées sont l'entrée du réseau. Un MLP peut comprendre une ou plusieurs couches entre les deux couches d'entrée et de sortie.

D'ailleurs une couche est souvent rajoutée pour constituer les entrées, appelée couche d'entrée, mais elle n'en est pas une puisqu'elle ne réalise aucun traitement.

Les fonctions d'entrée et de transfert sont les mêmes pour les neurones d'une même couche, mais peuvent différer selon la couche. Ainsi la fonction de transfert de la couche de sortie est généralement l'identité. Le schéma ci-dessous présente un MLP totalement connecté à une couche cachée.

Le succès de la rétro-propagation témoigne de son efficacité. C'est l'algorithme le plus utilisé, il n'en souffre pas moins d'importantes limitations

- Rapidité d'exécution.
- Robustesse des solutions, résistance au bruit des données.
- Facilité de développement.
- Complexité algorithmique : l'algorithme de rétro-propagation est connu pour sa lourdeur de lenteur de sa convergence dès lors que le problème devient un peu conséquent.
- Manque de bases analytiques : On ne dispose par exemple d'aucun outil fiable de dimensionnement du réseau plus particulièrement en ce qui concerne le nombre et la taille des couches cachées.

III.4. Réseau de neurone impulsif (RNI)

III.4.1. Définition

Pour une modélisation plus réaliste, il faut prendre en compte les aspects temporels par l'utilisation des réseaux de neurones impulsif. Ces derniers sont des moyens de calculs très puissants et très performants. Ils sont plus proche des neurones biologiques.

III.4.2. Modèles des neurones impulsif [5]

La modélisation des neurones impulsif est la traduction des différents mécanismes physique et chimique, permettant la génération d'un potentiel d'action, en équations mathématiques. Nous nous intéressent ici au potentiel de membrane V_m .

Nous citons dans cette partie, les différents modèles impulsif qui permettent de modéliser les neurones de la rétine.

III.4.2.1. modèle de Hodgkin & Huxley (HH)

Hodgkin & Huxley (HH) avaient proposé, en 1952, un modèle de neurone qui représente les mécanismes responsables de la génération d'un potentiel d'action (PA). Ce modèle est composé de quatre équations différentielles couplées exprimant la dynamique temporelle (potentiel de membrane V_m) du neurone par les variations de concentrations ionique afin de reproduire les principaux modes de fonctionnement du neurone biologique [5][11].

L'avantage du modèle Hodgkin-Huxley est que de nombreux comportements neuronaux peuvent être reproduits. Il est très précis.

Par contre, il porte l'inconvénient de la complexité due au couplage des équations différentielles. Il est nécessaire de simplifier ce modèle.

III.4.2.2. modèle Intègre et tire à fuite LIF (Leaky Integrate and Fire)

Lapicque (1907) avait proposé un modèle qui ne tenant compte que du potentiel de membrane pour représenter l'activité du neurone. Ces travaux furent repris (Abbott, 1999) pour lui donner le nom de neurone IF « Intègre et Tire » (Integrate and Fire). Ce modèle propose une

représentation du PA par une impulsion instantanée. Il permet donc de modéliser le neurone par une seule équation à travers un circuit électrique composé d'un condensateur et d'une résistance électrique (dipôle RC). Dans le modèle de Lapique, la dynamique sous le seuil est donnée par une équation différentielle linéaire de premier ordre.

Ce modèle est plus communément nommé Intègre et Tire à Fuite, (LIF pour Leaky Integrate and Fire) du fait que le potentiel de membrane est ramené progressivement à son potentiel de repos comme une fuite le ferait (pour vider un récipient par exemple). Un neurone IF au sens strict est alors un LIF sans fuite, c'est-à-dire qu'il intègre les entrées et émet un PA en dépassant le seuil. Mais il conservera un potentiel de membrane constant, quel que soit le temps de repos du neurone et son état d'excitation, jusqu'à la prochaine stimulation.

Le modèle "Leaky Integrate and Fire" est une simplification du modèle de Hodgkin-Huxley. En effet, une impulsion (spike) est émise à chaque fois que le potentiel de membrane croît jusqu'à le dépassement le seuil du neurone.

Le modèle IF rend compte des émissions de spikes, mais pas des variations du potentiel de membrane. De plus, il ne semble pas au modèle biologique réelle à cause de potentiel de membrane qui reste constant jusqu'à une prochaine stimulation. Il est plus simple que le modèle (HH) mais, il est moins précis que lui. Pour cela, un nouveau modèle à réponse impulsionnelle a été proposé.

III.4.2.3. Modèle à réponse impulsionnelle SRM (Spike Response Model) [5][11]

Ce modèle est décrit par Gerstner & Kistler (2002). Il est caractérisé par les paramètres influençant le potentiel de membrane ; qui ne sont plus des fonctions de ce potentiel, ils dépendent du dernier PA émis par ce neurone.

Ce modèle reste complexe dans sa forme complète du fait qu'il est nécessaire de prendre en compte tous les impulsions précédemment reçus par le neurone.

III.4.2.4. Modèle d'Izhikevich (2003) [12][13][14][15]

Le modèle Izhikevich, est basé sur deux équations différentielles couplées qui permettent de modéliser les flux d'ions et les dynamiques de potentiel du neurone. Il sert à la reproduction

de nombreux comportements dynamiques observés sur les différents neurones biologiques. Ce modèle est décrit par les équations :

$$v' = 0.004v + 5v + 140 - u + I \quad (14)$$

$$u' = a(bv - u) \quad (15)$$

$$Si \ v \geq 30mV, alors \ \left\{ \begin{array}{l} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{array} \right\}$$

Où

- v : variable correspond au potentiel de membrane.
- u : variable correspond à la récupération de la membrane.

En faisant varier les quatre paramètres a , b , c et d on peut obtenir la plupart des réponses neuronales connues, ce qui rend ce modèle particulièrement intéressant.

Le modèle simple d'impulsion d'izhikevich reproduit le comportement des impulsions et de bursting (trains hautes fréquences) types connus des neurones de corticaux.

Le paramètre a décrit l'échelle de temps de la variable récupération u . De petites valeurs entraînent une récupération plus lente.

Le paramètre b décrit la sensibilité de la variable u reprise aux fluctuations infra-seuil du potentiel de membrane v .

Le paramètre c décrit la valeur de réinitialisation après-pic du potentiel membranaire v .

Le paramètre d décrit après-impulsion réinitialisation de la variable de récupération u .

La figure (III.3) illustre les endroits d'influence des paramètres a , b , c et d sur le potentiel de membrane $v(t)$ et la variable de récupération $u(t)$.

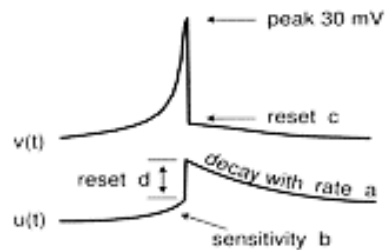


Figure III.3. La manière d'influence des paramètres a, b, c et d [12].

En effet, Izhikevich a stimulé 20 neurones biologiques, au niveau du cerveau. La réponse de chacun de ces neurones est illustrée sur la figure (III.4).

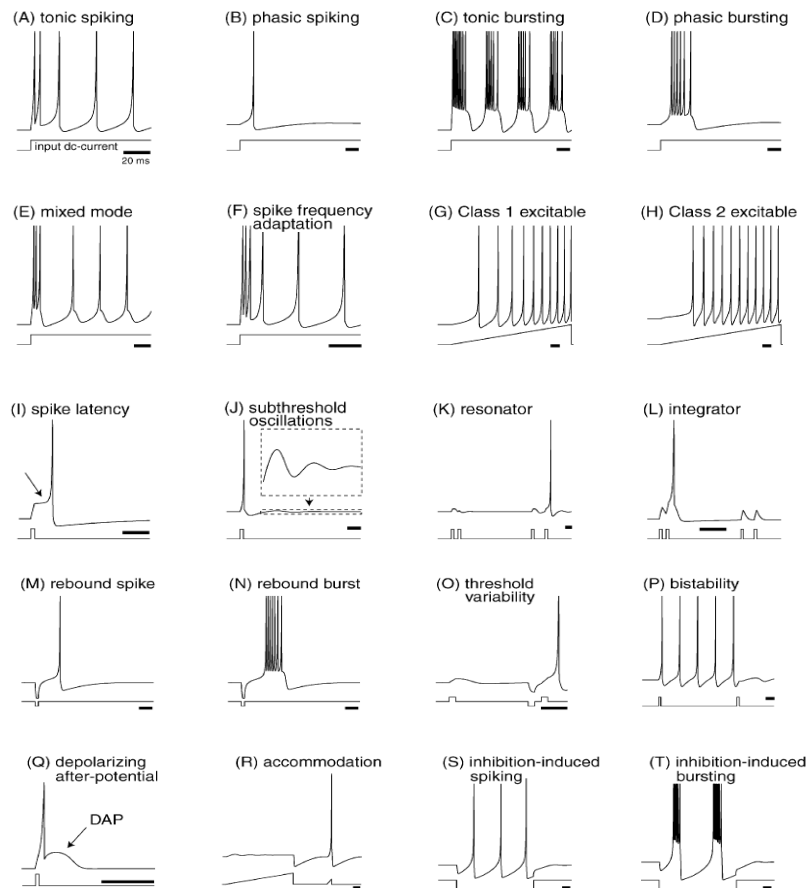


Figure III.4. Réponses de la stimulation des différents neurones par Izhikevich [12].

Il est important de noter que malgré le couplage des deux équations différentielles, ce modèle reste relativement simple en comparaison des modèles de type HH. De plus il est particulièrement adapté aux simulations de réseaux de neurones impulsionnels (Izhikevich, 2004). Par la suite de notre travail, nous utilisons ce modèle d'Izhikevich qui est simple à utiliser et donne des résultats efficace.

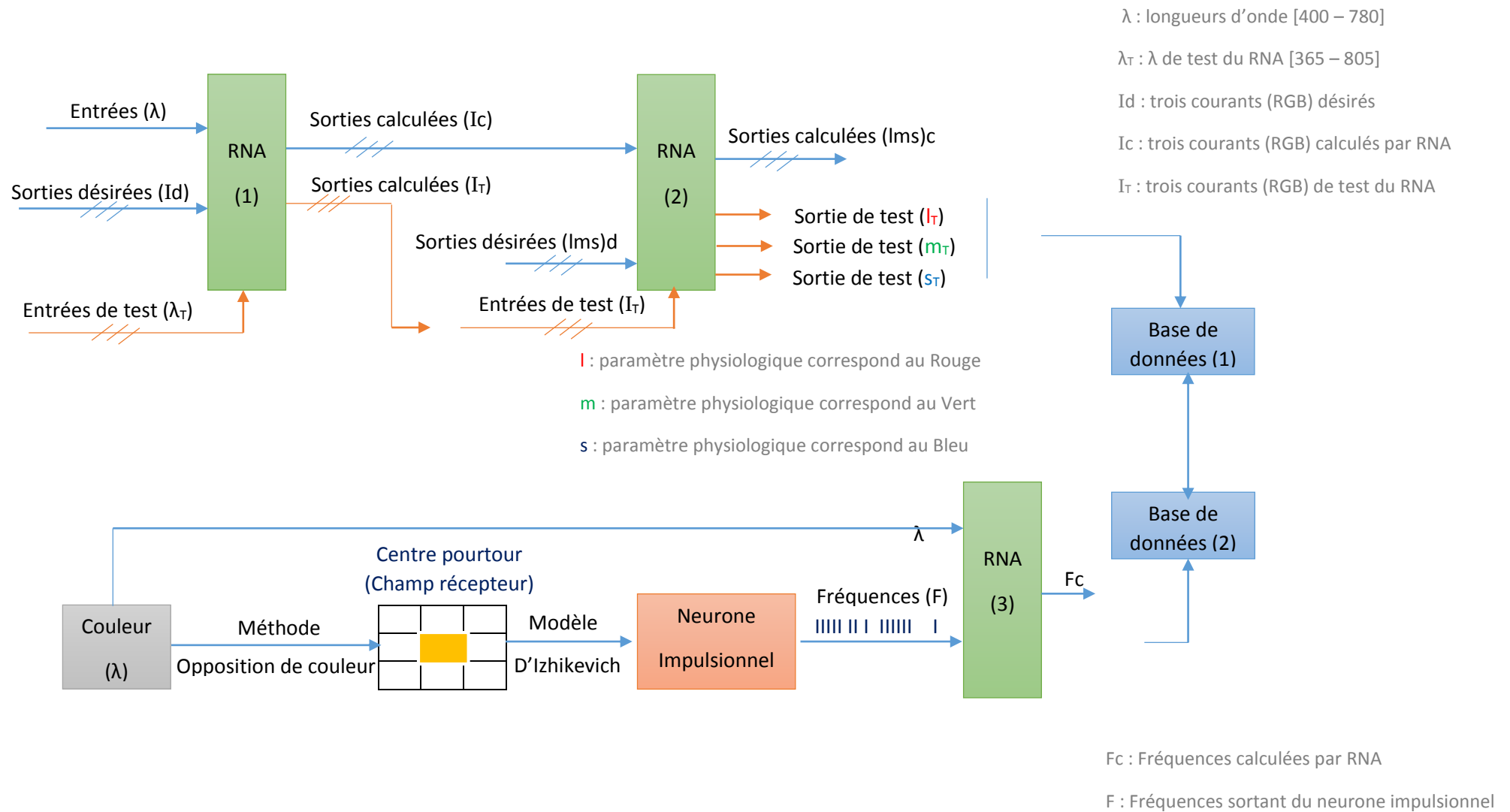
Conclusion

Ce chapitre présente, d'une part, la partie des notions théoriques des réseaux de neurones artificiels (RNA) classiques, ou neurones de la deuxième génération qui sont des outils de calculs qui ont été appliqués à la résolution de nombreux problèmes complexes, en particuliers, ceux relatifs aux systèmes non linéaires.

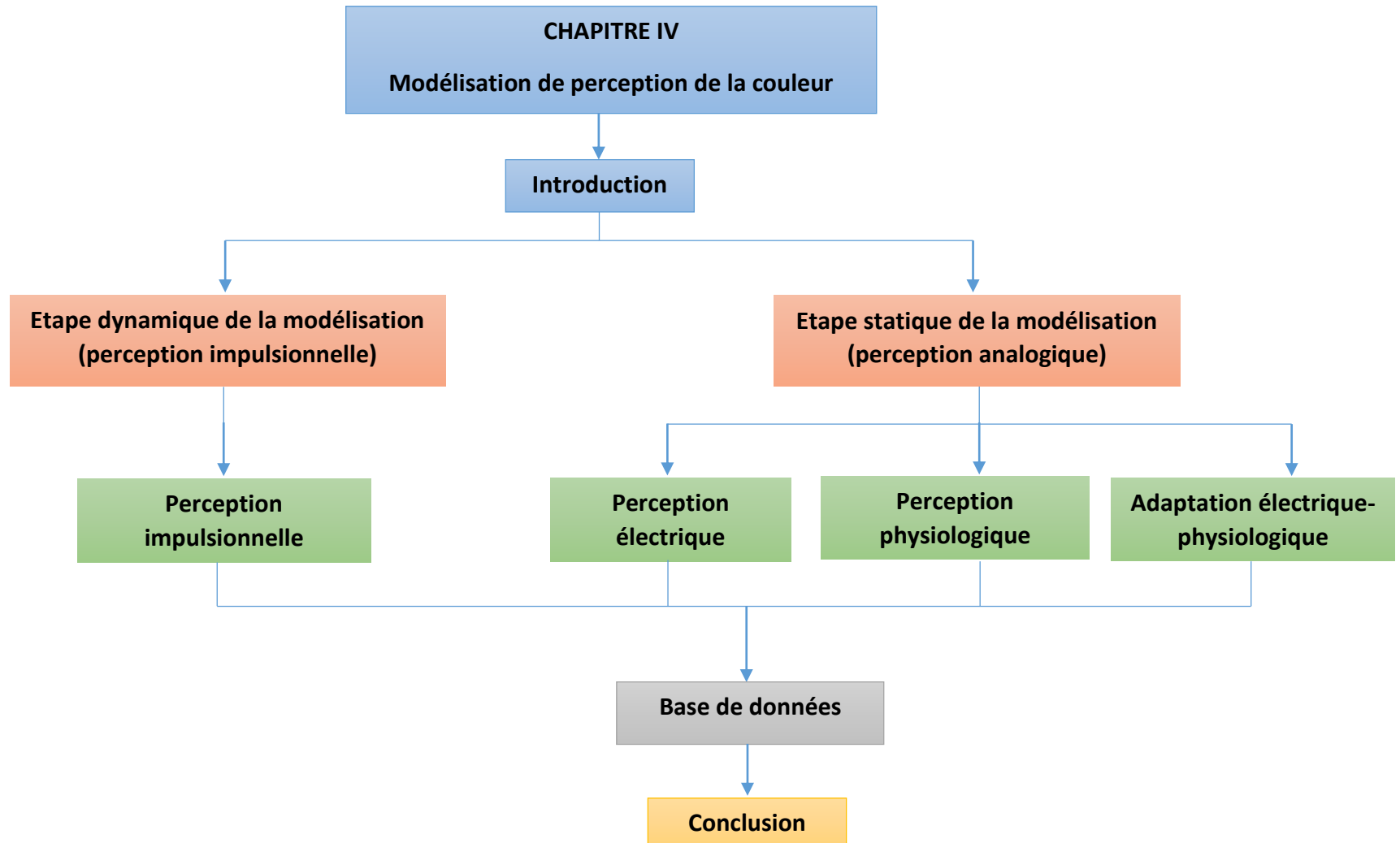
D'autre part, il représente une partie des notions théoriques concernant un autre type des neurones, très proche des neurones biologiques et complément au précédent, qui est le type des neurones impulsionnels, ou neurones de la troisième génération. Ces derniers permettent de modéliser des modèles dynamiques de manière plus concise. Parmi eux, le modèle d'Izhikevich, grâce à la flexibilité et à la variété des réponses obtenues en modifiant ses paramètres, nous apparaît comme étant le plus adapté à la modélisation de la fonction de perception de la couleur par un champ photorécepteurs de la rétine.

Donc le chapitre suivant sera consacré pour la première partie du contexte expérimental de notre projet, et sera donc destiné à la modélisation de la perception de la couleur.

Organisation de la partie pratique du mémoire



ORGANISATION DU QUATRIEME CHAPITRE



MODELISATION DE LA FONCTION DE PERCEPTION DE LA COULEUR

IV.1. Introduction

Nous présentons, à travers le présent chapitre, la première partie du contexte expérimental de notre travail qui sert à la modélisation d'un modèle statique, qui est le réseau de neurones artificiels classiques, dont l'objectif est la perception analogique de la couleur (sans prendre en considération du facteur de temps). Cette étape permet la définition d'une base de données et se base sur les points suivants :

- La conversion, non linéaire, de la lumière (λ) en signaux analogiques sous forme courants électriques. C'est la PERCEPTION ELECTRIQUE.
- La conversion, non linéaire, de la lumière (λ) en signaux analogiques sous forme réponses de chromaticité physiologiques. C'est la PERCEPTION PHYSIOLOGIQUE.
- La corrélation, non linéaire, entre ces deux perceptions (électrique et physiologique). C'est l'adaptation électrique-physiologique.

La deuxième partie consiste donc à modéliser un neurone impulsionnel via la méthode d'opposition de la couleur (centre-pourtour du champ photorécepteur) sous le modèle impulsionnel d'Izhikevich. Ce dernier permettant de délivrer des signaux impulsionnels en prendre en considération le facteur du temps cette fois-ci. Cette partie se base sur les points suivants :

- L'approximation de la conversion des couleurs perçues en trains d'impulsions caractérisés par ses fréquences. C'est la PERCEPTION IMPULSIONNELLE.
- Création de la base de données correspondant, en fonction des longueurs d'ondes de la lumière (λ) et les fréquences du train d'impulsions.
- Adaptation entre les résultats des deux perceptions, analogique et impulsionnelle.

IV.2. Etape statique de la modélisation

L'étape statique s'intéresse aux bases des données des réponses analogiques (courants électriques et/ou paramètres physiologiques) liées aux trois couleurs fondamentales RGB. Son objectif principal est la modélisation de la perception analogique afin de définir la base de données correspondant.

IV.2.1. Schéma synoptique du programme d'apprentissage et validation

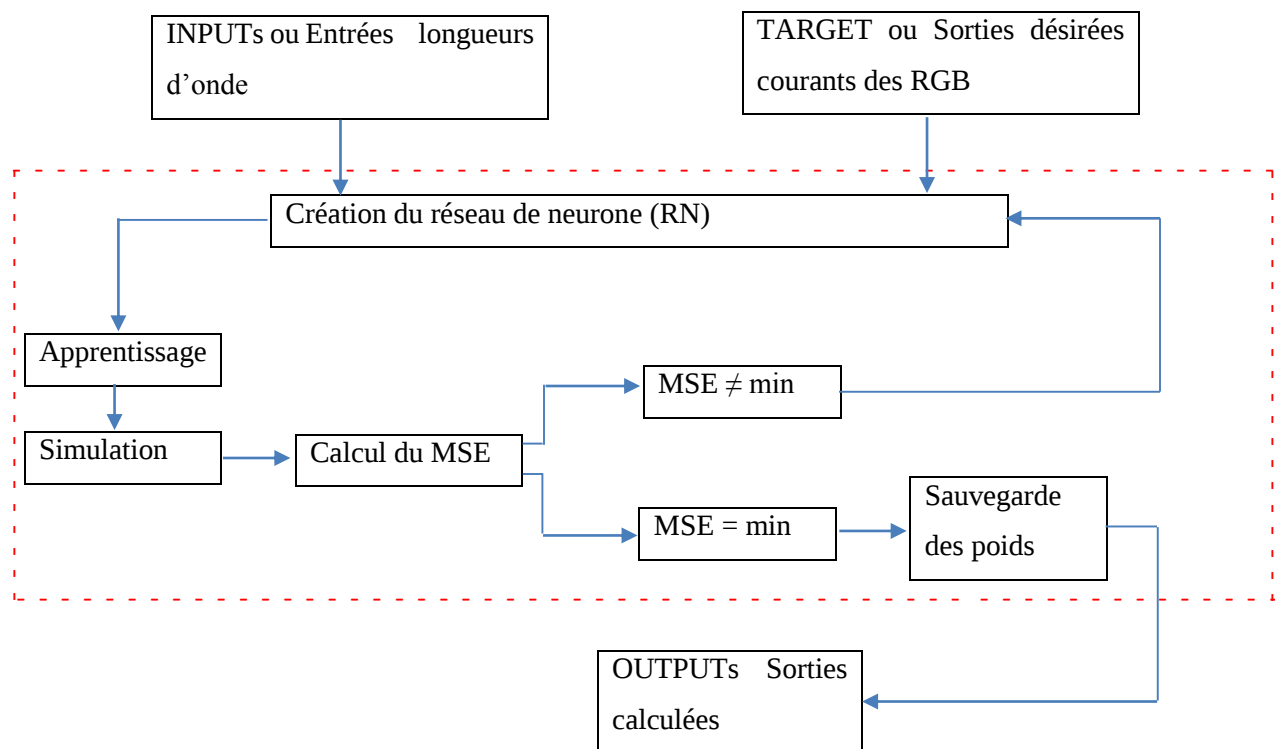
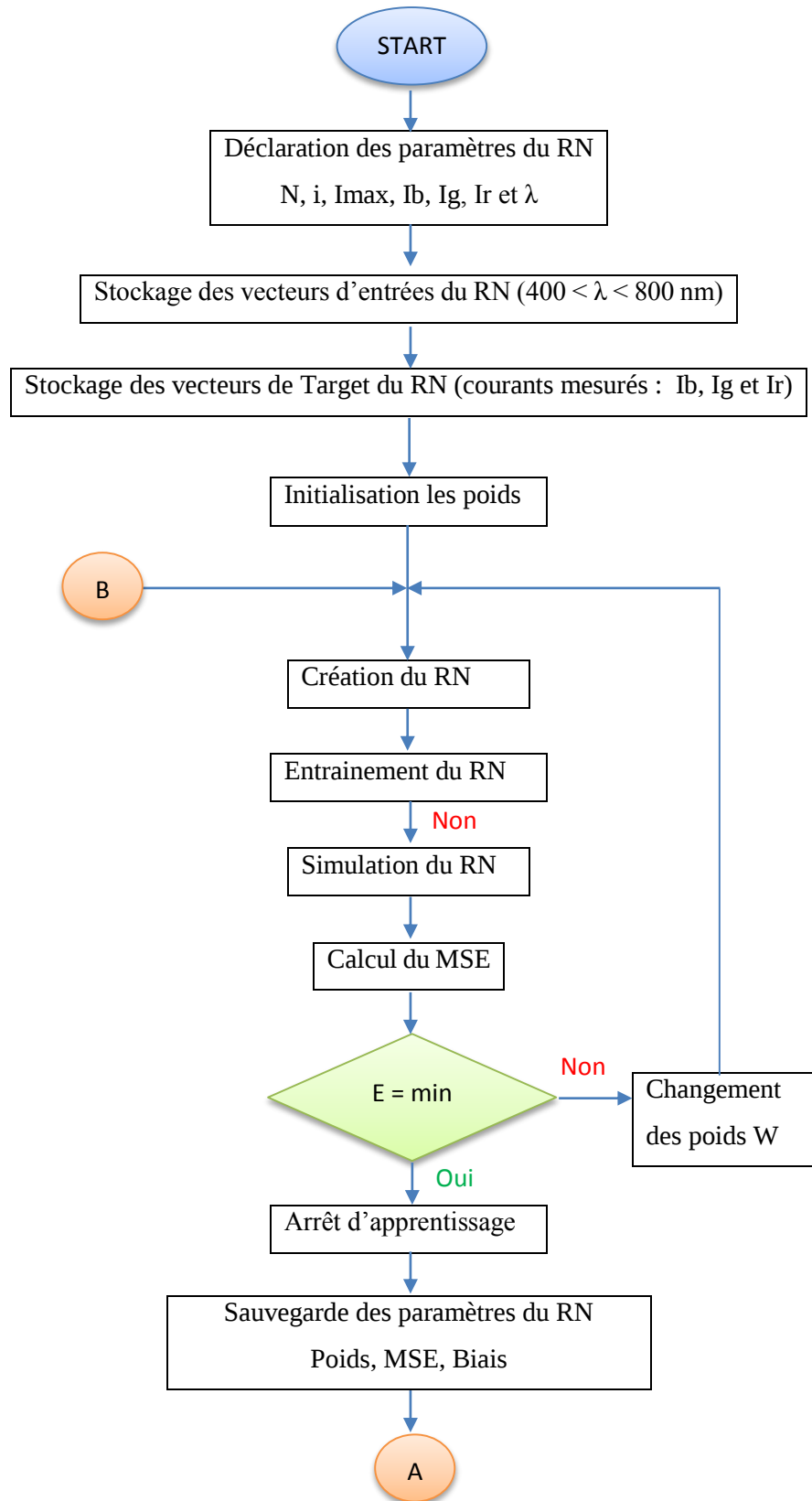


Figure IV.1. Schéma synoptique (fonctionnel) du programme de la phase apprentissage et validation.

IV.2.2. Organigramme du programme d'apprentissage et de validation

En termes de facilité de la compréhension de notre organigramme, nous avons déclaré sous-dessous les symboles que nous avons utilisés, avant de dresser l'organigramme.



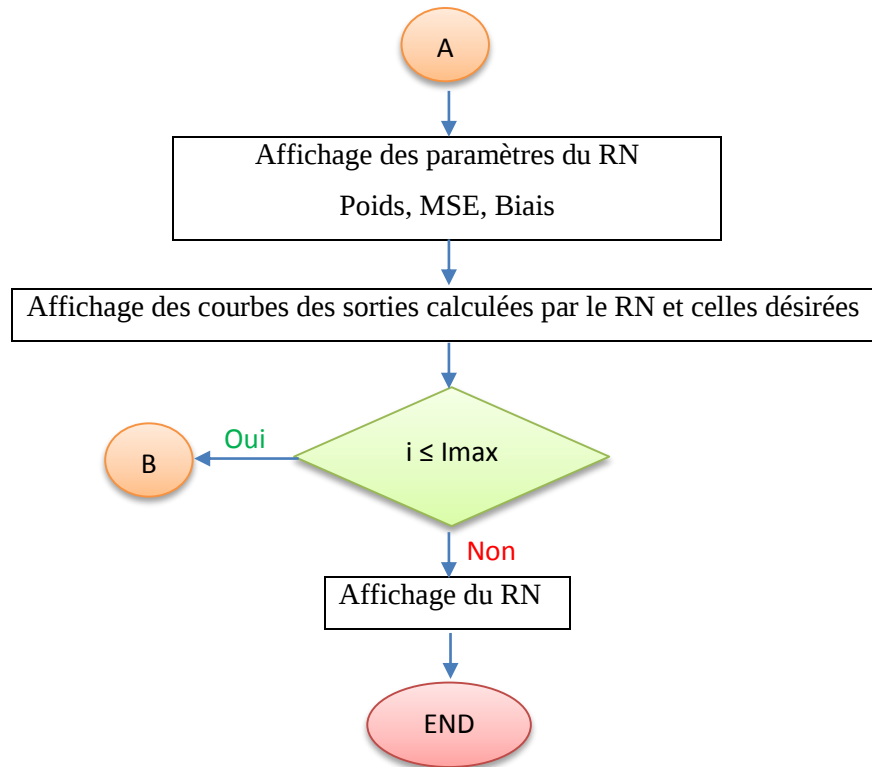


Figure IV.2. Organigramme de la phase apprentissage et validation du notre RN.

N : nombre de couches cachées. Dans notre cas, $N = 1$.

i: nombre d'entraînement par la structure (boucle de répétition de l'apprentissage).

MSE : Erreur quadratique moyenne, entre les sorties calculées (réelle) et celles désirées (Target).

Ib, Ig, Ir : (resp.) Courant bleu, courant vert et courant rouge.

Phase test

Après l'étape de l'apprentissage et la validation de l'entraînement, il faut soumettre notre RN à un test de performances afin de juger sa capacité de prédiction, ou capacité à généraliser, d'une structure donnée de RN.

Ce test consiste à injecter un ensemble de valeurs aléatoires, non incluses dans la base de données, dans la structure à la suite de son entraînement et visualiser les résultats en dressant les courbes correspondantes. L'allure de chaque courbe permet d'apprécier la capacité à généraliser.

de la structure. Cela nous permet de conclure si notre RN suit son entraînement durant la phase d'apprentissage ou non.

a. Schéma fonctionnel du programme de la phase test

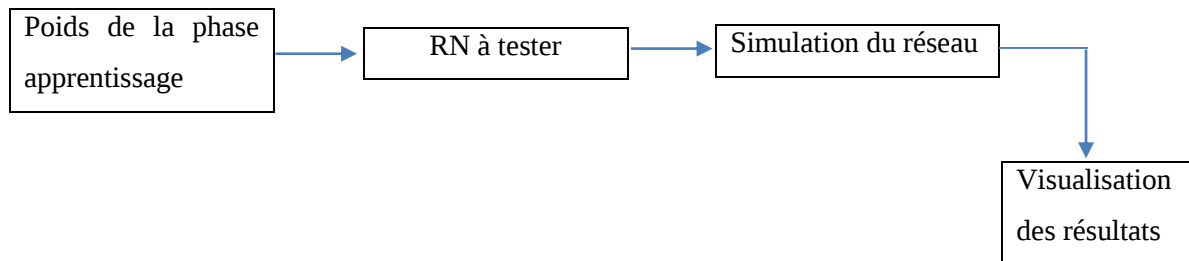


Figure IV.3. Schéma fonctionnel du programme de la phase test.

b. Organigramme de la phase test

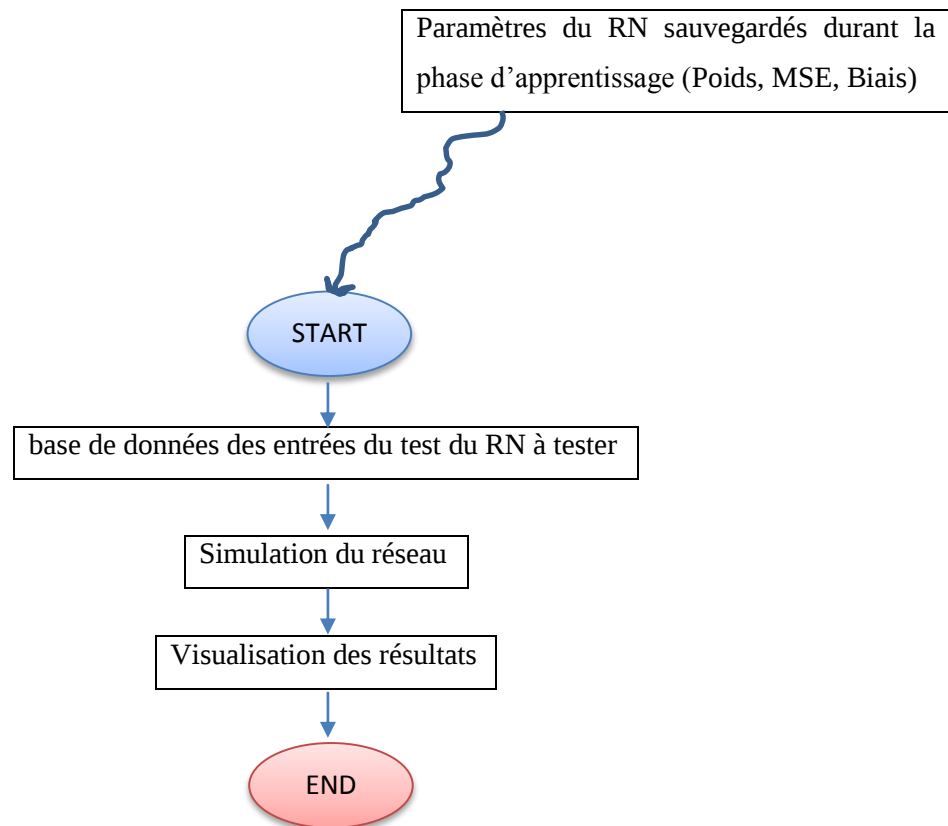


Figure IV.4. Organigramme de la phase test du notre RN.

Après savoir les étapes principales de la modélisation des RNA (phases d'apprentissage, de validation et de test), nous pouvons maintenant parler de différentes perceptions citées avant (électrique et physiologique).

IV.2.3. Perception électrique

La perception électrique signifie la conversion de la lumière, caractérisée par ses longueurs d'onde, en réponses analogiques sous forme courants électriques correspond aux trois couleurs fondamentales RGB. C'est-à-dire que pour chaque longueur d'onde, du spectre visible, il y a trois courants électriques correspondant au Rouge, Vert et Bleu. Nous parlons aussi des courants idéaux, qui sont issus d'une étape de simulation, et des courants réels, qui sont issus d'une étape de mesure.

IV.2.3.1. Cas des courants électriques idéaux

Le cas idéal consiste à prélever des courants issus uniquement d'une simulation d'un photorécepteur artificiel BTJ [16].

La base de données a un rôle important dans la conversion de différentes grandeurs, et en particuliers dans le cas où leurs échelles est différentes. La base de données d'évaluation est elle-même divisée en base de données et base de test.

Dans notre cas, nous avons besoin, d'un premier temps, à la conversion des longueurs d'onde, comprises entre 400 et 780 nm, de la lumière en trois courants (I_R , I_G et I_B) correspondants aux trois couleurs fondamentales (RGB).

Dans ce chemin Ghellam Wahid, qui a obtenu son Master 2 en juin 2013 à l'université de Blida sous le thème Modélisation d'un BTJ [10] ; et qui est encadré aussi par notre très belle promotrice Mme BOUGHERIRA Hamida, a déjà utilisé cette base de donnée qui a été créée par Ben Chouikha [16] [17] [18]. Noter que les résultats de ce dernier sont obtenus, au premier lieu, par simulation d'un BTJ (ce sont les courants idéals), en suite par mesure des valeurs des courants issus d'un BTJ qui a déjà le fabriqué (ce sont les courants réels).

Et puisque notre projet et peut considérer, relativement, comme la continuité du projet notre ami Wahid, nous avons utilisés cette base constituée de 39 valeurs de chacun des trois courants ; en allant de 400 jusqu'à 780 nm. En effet, c'est notre base de données d'apprentissage qui représente la première entrée de notre travaille, et nous avons l'utilisée pour élaborer diverses programmes à l'aide de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) sous Matlab.

a. Base de données d'apprentissage des courants idéaux

Le but de la base d'apprentissage est la perception électrique de la couleur afin de donner du sens à la relation non linéaire entre la lumière, longueurs d'onde, et les différents courants électriques (I_R , I_G et I_B) dans le cas idéal. Cette relation est montrée dans le tableau (IV.1).

λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)	λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)
400	0.0021	0.0044	0.0010	600	0.0080	0.0825	0.0789
410	0.0100	0.0100	0.0010	610	0.0075	0.0802	0.0831
420	0.0190	0.0179	0.0010	620	0.0071	0.0790	0.0894
430	0.0200	0.0263	0.0010	630	0.0067	0.0760	0.0947
440	0.0218	0.0368	0.0010	640	0.0062	0.0739	0.100
450	0.0220	0.0452	0.0010	650	0.0057	0.0720	0.105
460	0.0220	0.0536	0.0033	660	0.0052	0.0700	0.1100
470	0.0205	0.0608	0.0066	670	0.0048	0.0681	0.1150
480	0.0202	0.0670	0.0088	680	0.0044	0.0641	0.1180
490	0.0200	0.0739	0.0133	690	0.0040	0.0637	0.1210
500	0.0184	0.0780	0.0177	700	0.0036	0.0600	0.1240
510	0.0164	0.0820	0.0231	710	0.0031	0.0568	0.1260
520	0.0155	0.0844	0.0284	720	0.0027	0.0540	0.1280
530	0.0144	0.0853	0.0344	730	0.0024	0.0515	0.1300
540	0.0133	0.0866	0.0400	740	0.00228	0.0494	0.1320
550	0.0118	0.0865	0.0463	750	0.00226	0.0473	0.1330
560	0.0106	0.0864	0.0515	760	0.00224	0.0431	0.1340
570	0.0100	0.0856	0.0578	770	0.00222	0.0411	0.1340
580	0.0088	0.0852	0.0652	780	0.0022	0.0385	0.1330
590	0.0084	0.0844	0.0705				

Tableau IV.1. Base de données d'apprentissage des courants idéaux simulés.

b. Base de données de test des courants idéaux

Après avoir réalisé la tâche d'entraînement du RN par apprentissage et son validation, nous effectuons un test de performances du notre RN afin de juger son capacité. Cela est assuré par l'injection des valeurs d'entrées différentes à celles d'entraînement. Dans notre cas, nous avons choisis les longueurs d'onde comprises entre [365 – 805] avec un pas de 20 (les résultats sont cités dans le prochain chapitre).

c. relation non linéaire entre la lumière et les courants électriques

Afin d'obtenir les sorties électriques de n'importe quelle longueur d'onde de la lumière, nous avons combinés entre les deux bases de données précédentes (apprentissage et test) à travers le moyen réseau de neurones artificiels (RNA). Le schéma bloc suivant représente la modélisation de la perception analogique (électrique) de la couleur.

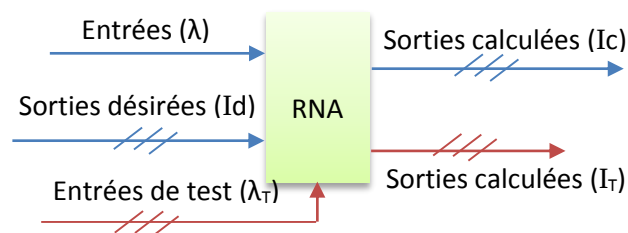


Figure IV.5. Modélisation de la perception analogique (électrique) de la couleur.

Les étapes de cette modélisation sont illustrées dans la figure suivante. A gauche c'est la partie programmation. A droite, c'est le schéma de bloc.

```
% PHASE D'APPRENTISSAGE ET DE VALIDATION
                                L = 400 :10 :780
% IL FAUT DEFINIR LA BASE DE DONNEES

for i=1:10

% Création du RNA
    net = newff(L, Is, i)
% Entraînement du RNA
```

```

net = train(net,L , Is)
% simulation du RNA
Y = sim(net,L)
% calcul et sauvegarde des poids
weights=getx(net)
save(['weights_' num2str(i) '.mat'], 'weights')
% Dressage des graphes de la simulation du RNA
plot(L,Y)

% Nuage de point des OUTPUT désirés (target)
hold on
scatter(L, Ib, ' r*')
scatter(L, Iv, ' bh')
scatter(L, Ir, ' go')
pause(2)

Cycleapr=[' Cycle d''apprentissage:' num2str(i)]
NumGRAPHE=['graph_' num2str(i)]
ValeurERREUR=['MSE=' num2str(mse(C,sim(net,L))) ]

    print('-djpeg', NumGRAPHE)
    close(gcf)

% PHASE DE TEST
T=365:20:805
Z=sim(net,T)
plot(T,Z, ' black*')
end

% Visualisation du RNA
view(net)

```

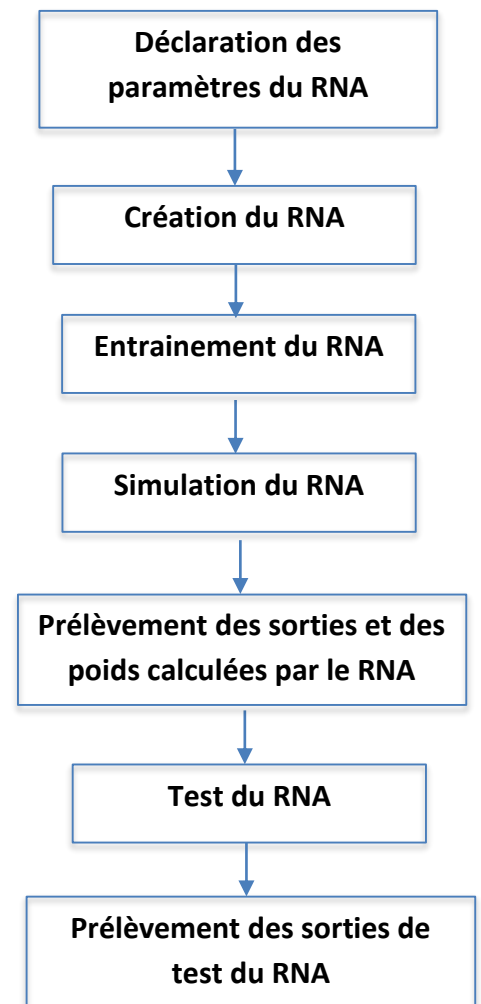


Figure IV.6. Etapes de modélisation de la perception analogique de la couleur par RNA.

IV.2.3.2. Cas des courants réels

C'est exactement les mêmes étapes précédentes, sauf que nous avons remplacés les valeurs des trois courants idéaux, issus de la partie simulation, par les valeurs des trois courants réels issus de la mesure d'un photorécepteur BTJ réalisé par Ben Chouikha (les mêmes références bibliographiques que précédemment).

λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)	λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)
400	0.0020	0.0044	0.0010	600	0.0113	0.0760	0.0560
410	0.0040	0.0044	0.0010	610	0.0122	0.0810	0.0790
420	0.0180	0.0100	0.0010	620	0.0108	0.0760	0.0790
430	0.0200	0.0180	0.0010	630	0.0089	0.0610	0.0758
440	0.0220	0.0260	0.0010	640	0.0089	0.0630	0.0880
450	0.0210	0.0320	0.0010	650	0.0100	0.0780	0.1100
460	0.0230	0.0410	0.0020	660	0.0100	0.0790	0.1250
470	0.0205	0.0410	0.0040	670	0.0082	0.0630	0.1150
480	0.0205	0.059	0.0060	680	0.0079	0.0600	0.1130
490	0.0220	0.0615	0.0080	690	0.0079	0.0610	0.1270
500	0.0205	0.0622	0.0095	700	0.0079	0.0620	0.1425
510	0.0220	0.0800	0.0180	710	0.0076	0.0590	0.1430
520	0.0200	0.0780	0.0205	720	0.0055	0.0495	0.1330
530	0.0200	0.0622	0.0235	730	0.0044	0.0420	0.1240
540	0.0200	0.0900	0.0265	740	0.0044	0.0420	0.1370
550	0.0156	0.0770	0.0265	750	0.0044	0.0460	0.1600
560	0.0155	0.0780	0.040	760	0.0044	0.0480	0.1810
570	0.0155	0.0820	0.0500	770	0.0044	0.0460	0.1830
580	0.0133	0.0780	0.0500	780	0.0030	0.0380	0.1700
590	0.0113	0.0622	0.0509				

Tableau IV.2. Base de données d'apprentissage des courants réels mesurés.

En réalité, ce cas n'existe pas lors de la perception de la couleur par la rétine naturelle. Mais en termes de continuité du projet, nous avons besoin de cette perception lorsque la rétine est bionique. Cette dernière comprend un étage artificiel, champ de photorécepteurs, permettant la conversion de la lumière en courants électriques qui sont adaptés, par la suite, aux neurones impulsionnels de la rétine naturelle. Donc, il est nécessaire de passer par la perception physiologique à travers les trois paramètres de chromaticité lms des trois cônes LMS de la rétine.

IV.2.4. Perception physiologique

La Commission Internationale d'Eclairage (CIE) a normalisé en 2006, les travaux de Stockman & Sharpe (2000) qui décrivent une relation non linéaire (à 10° d'angle visuel) entre la lumière, caractérisé par ses longueurs d'onde, et les paramètres de chromaticité lms des trois cônes

LMS de la rétine [19] [20]. Le tableau suivant comprend les valeurs des trois paramètres de chromaticité en fonction des longueurs d'onde de la lumière.

Paramètres de chromaticités selon Stockman & Sharpe (10°)				Paramètres de chromaticités selon Stockman & Sharpe (10°)			
λ (nm)	l	m	s	λ (nm)	l	m	s
400	0.679719	0.320281	0.848977	600	0.839444	0.160556	0.000001
410	0.664583	0.335416	0.951173	610	0.877466	0.122534	
420	0.629217	0.370782	0.996436	620	0.907444	0.092556	
430	0.586644	0.413356	0.893760	630	0.929477	0.070523	
440	0.551633	0.448367	0.718311	640	0.944837	0.055163	
450	0.530549	0.469451	0.529316	650	0.955594	0.044406	
460	0.522419	0.477580	0.323057	660	0.962306	0.037695	
470	0.525385	0.474615	0.169348	670	0.966680	0.033320	
480	0.537116	0.462884	0.072414	680	0.968701	0.031300	
490	0.551212	0.448788	0.028925	690	0.969611	0.030389	
500	0.567702	0.432298	0.011234	700	0.969879	0.030121	
510	0.583850	0.416150	0.003661	710	0.969760	0.030240	
520	0.600760	0.399240	0.001256	720	0.969169	0.030832	
530	0.619036	0.380964	0.000451	730	0.968398	0.031602	
540	0.638603	0.361396	0.000163	740	0.967404	0.032596	
550	0.660515	0.339484	0.000061	750	0.966080	0.033920	
560	0.686712	0.313288	0.000023	760	0.964697	0.035303	
570	0.718344	0.281656	0.000009	770	0.963375	0.036625	
580	0.756242	0.243758	0.000004	780	0.961969	0.038031	
590	0.798217	0.201783	0.000002				

Tableau IV.3. Paramètres de chromaticité en fonction des longueurs d'onde de la lumière [19].

Pour donner une correspondance entre la lumière, les courants électriques et les paramètres de chromaticités, il nous faut une adaptation entre la perception électrique et celle physiologique.

IV.2.5. Adaptation électrique - physiologique

Dont le but d'assurer l'adaptation entre les résultats de la perception électrique et celle physiologique, nous avons considérés les courants électriques calculés par le RNA (1), comme des entrées du nouveau RNA (2). Alors que les paramètres de chromaticité (lms) comme des sorties souhaitées ou désirées de ce RNA (2). Le tous représente une base de données de cette adaptation. C'est la perception analogique de la couleur. Le schéma bloc suivant illustre le processus de cette adaptation.

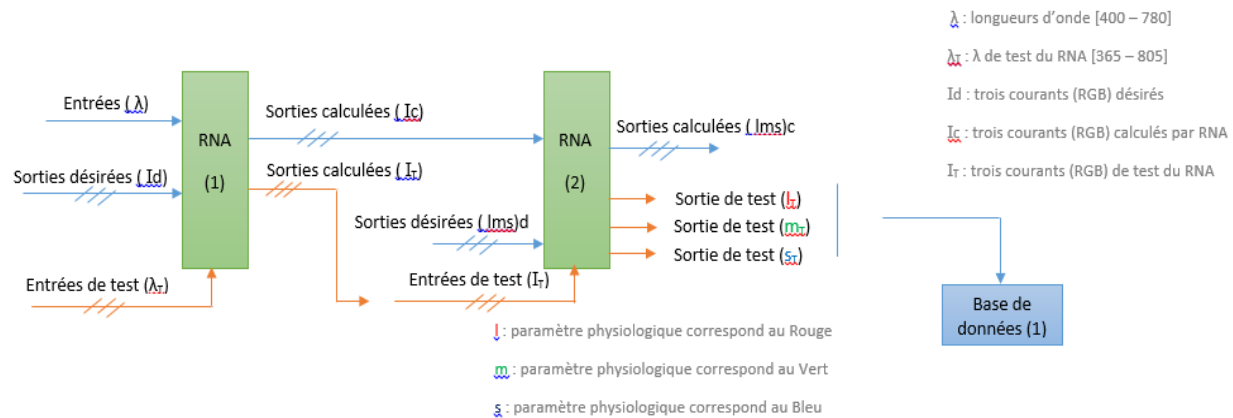


Figure IV.7. Adaptation électrique – physiologique pour la perception de la couleur.

La sortie réelle calculée par le RNA est le fruit de cette adaptation que nous avons effectuée. En effet, elle représente la relation non linéaire, d'une part, entre la lumière et les réponses analogiques et d'autre part, entre la réponse électrique et celle physiologique.

Comme nous avons déjà vu, la modélisation de la perception analogique par des RNA n'est pas suffisante pour la perception de la couleur. Nous avons complété cette partie par une perception impulsionnelle qui se base sur un modèle dynamique.

Pour passer, directement, de la perception analogique vers la perception impulsionnelle, comme le cas de traitement par la rétine, il faut que nous excitions une rétine naturelle par différents stimulus de diverses couleurs, en prélevant les résultats obtenus par des équipements spécifiques. Ce qui est n'est pas à nos moyens actuels.

Pour cela, nous avons effectué, indépendamment, la tâche dynamique. A la fin de travail nous effectuons une adaptation entre les deux modélisations (analogique et dynamique).

IV.3. Etape Dynamique de la modélisation

Nous avons utilisés, dans cette partie, la méthode d'antagonisme centre-pourtour sous le modèle Impulsionnel d'Izikhevich. En avons modélisés, sous Matlab, les cas de perception vu dans le chapitre (II) afin d'obtenir les réponses impulsionnelles correspondants, dans les cas idéal et réel.

Le cas idéal signifie que la durée de chaque impulsion générée vaut 0, alors que son amplitude est égale à celle du cas réel. D'autre part, nous avons travaillé sur le modèle d'Izhikevich qui définit la valeur de 30 mV comme des amplitudes de toutes les impulsions (cette valeur est en relation avec le fonctionnement biologique des neurones). En effet, nous avons utilisés les trains d'impulsions de Dirac mais en utilisons nos données.

Le cas réel signifie que la durée de chaque impulsion générée suit le modèle d'Izhikevich qui est déjà proportionnel aux réponses biologiques. Alors que la variation des fréquences, durant le stimulus, des trains d'impulsions dépend, d'une part, des quatre paramètres de ce modèle (a, b, c et d) et d'autre part, de l'intensité du stimulus.

La technique que nous avons utilisée se base sur la théorie de perception, l'antagonisme centre-pourtour, l'utilisation du modèle impulsif. C'est-à-dire que pour chaque cas de perception, nous avons effectués les points suivants :

- d'après les notions théoriques vues dans les chapitres précédents, nous avons joués sur les paramètres de ce modèle pour l'obtention de la réponse approximative souhaitée.
- Une fois les paramètres d'une telle réponse sont fixés, nous avons prélevés les réponses obtenues par le changement de la valeur de l'intensité du stimulus.

Autre point important, c'est que nous avons travaillé sur des neurones à centre ON. Pour les neurones à centre OFF, il suffit d'inverse les résultats du premier cas. C'est à dire il faut permuter entre les résultats obtenus lors de l'illumination au centre et ceux obtenus lors de l'illumination de la périphérie.

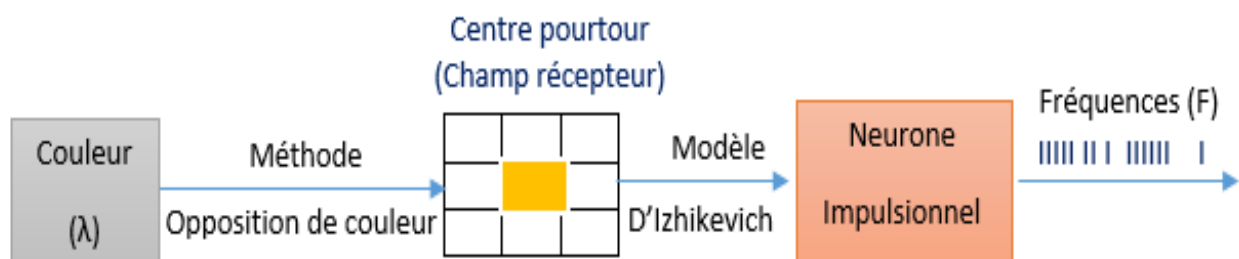


Figure IV.8. Schéma fonctionnel de la génération des impulsions à travers la méthode d'opposition de couleur, sous le modèle d'Izhikevich.

Après l'explication du chemin suivi dans cette partie, nous pouvons entamer la partie programmation qui sert à l'obtention des réponses impulsionnelles dans le prochain chapitre de simulation.

IV.3.1. Génération d'un un potentiel d'action (ou réponse impulsionnelle)

Puisque la différence entre les divers cas de perception se traduit par un simple changement, soit des valeurs des paramètres du modèle soit de la valeur de l'intensité du stimulus, nous avons réalisé un seul organigramme et un seul programme expliquant tous les cas.

IV.3.2. Organigramme du programme

Afin d'éclairer la partie programmation, nous avons introduits des organigrammes. Les différents symboles utilisés sont définis en dessous.

V_0 : Potentiel de repos.

V : Potentiel d'action.

U_0 : Variable de récupération de la membrane initiale.

U : Variable de récupération de la membrane.

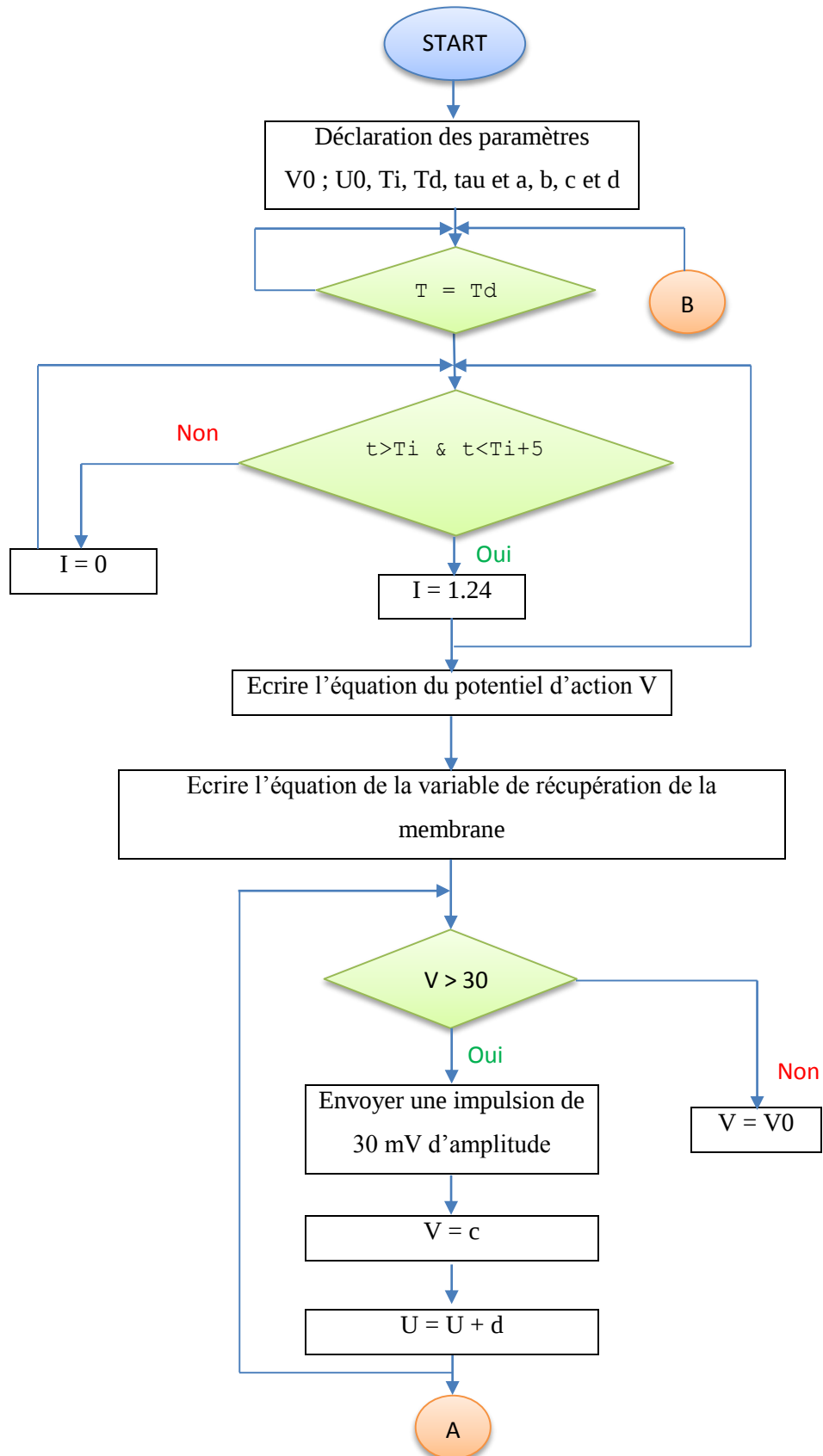
τ : Tau de décharge.

T_d : Temps des réponses (lors de la présence d'un stimulus ou non).

T_i : Temps initial (de but d'un stimulus)

a, b, c et d : Paramètres du modèle d'Izikevich.

I : intensité du stimulus (lumière)



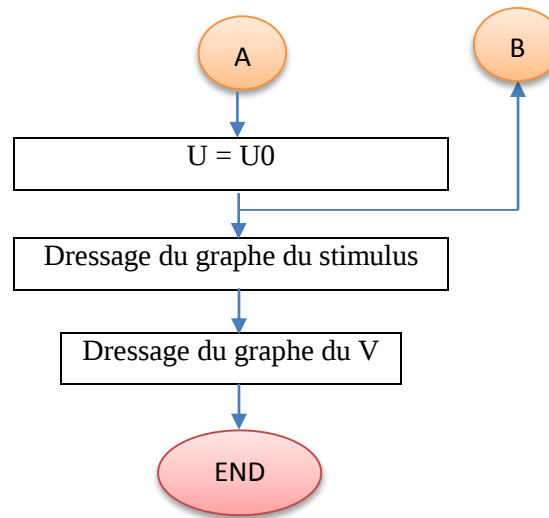


Figure IV.9. Organigramme de la génération des réponses sous forme trains d'impulsions.

IV.3.3. Programme d'un modèle impulsif

En changeant des paramètres du modèle d'izhikevich, nous avons révélés les réponses impulsifonnelles des différents cas de perception. Le prochain chapitre contient ces résultats.

Nous obtenons ainsi, une base de données qui comprend les fréquences des trains d'impulsion en fonction de la nature du stimulus (couleur ou encore longueurs d'onde). Pour généraliser cette base de données, nous introduisons un RNA comme le montre la figure suivante.

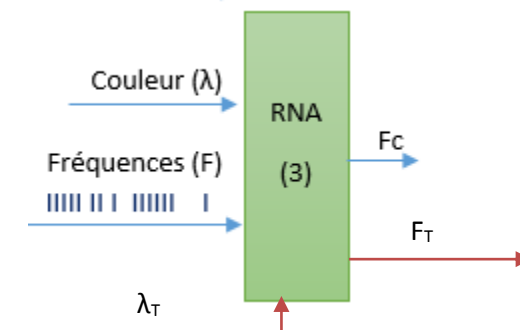


Figure IV.10. Généralisation de la base de données de la perception impulsifonnelle.

L'adaptation entre les deux parties de perception, analogique et impulsionnelle, se fait par identification des longueurs d'onde. Le résultat de cette combinaison nous permet de créer une base de données permettant la perception de la couleur.

Conclusion

Nous avons vu, à travers ce chapitre, la modélisation de la perception, analogique et impulsionnelle, de la couleur. Le point essentiel traité, dans ce chapitre, est les bases de données.

En premier lieu, nous avons commencés par la modélisation, à travers les réseaux de neurones artificiels, de la perception analogique où nous avons effectués une adaptation entre les réponses électriques, en utilisant le modèle électrique de Ben Chouikha, et celles physiologiques, en utilisant le modèle de la CIE.

Cela nous permet de réaliser une conversion non linéaire de n'importe quelle longueur d'onde (lumière) en courants électriques ou paramètres physiologiques équivalents. C'est la première base des données.

Ensuite, et puisque nous n'avons pas pu obtenir les réponses impulsionnelles, sortant de la rétine, directement à partir des réponses analogique (comme le cas de traitement par la rétine), nous avons traités, indépendamment, la partie dynamique permettant la perception impulsionnelle de la couleur dont le but est l'extraction de ces fréquences en fonction de la lumière.

Pour compléter notre travail, nous avons effectué une adaptation entre les deux étapes de perception, analogique et impulsionnelle.

Le chapitre suivant contient tous les résultats obtenus à partir de la simulation des différentes parties de ce chapitre.

CHAPITRE

V

**SIMULATION DU NEURONES ET
INTERPRETATION DES RESULTATS**

V.1. Introduction

Nous avons vus à travers le chapitre précédent les différentes étapes de programmation permettant la modélisation de la perception de couleur, à l'aide des réseaux de neurones.

Dans le présent chapitre, nous nous intéressons à la partie simulation de notre travail qui consiste à visualiser et interpréter les résultats obtenus.

V.2. Etape statique de la modélisation (perception analogique)

L'étape statique comprend les deux types de perceptions analogiques, électriques et physiologiques, et l'adaptation entre ces deux perceptions.

V.2.1. perception électrique

Cette partie traite le résultat de la simulation de la conversion de la lumière en courants électriques idéaux et réels.

V.2.1.1.Cas des courants idéaux

Sorties des courants idéaux calculés par le RN

D'après la modélisation de la perception, électrique, de la couleur par le RNA, nous avons obtenus les valeurs des trois courants calculés par notre RN comme le montre le tableau (V.1).

λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)	λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)
400	0.0013	0.0038	0.0032	600	0.0083	0.0819	0.0775
410	0.0107	0.0101	0.0015	610	0.0077	0.0802	0.0835
420	0.0173	0.0177	0.0004	620	0.0071	0.0783	0.0894
430	0.0209	0.0265	0.0002	630	0.0065	0.0763	0.0950
440	0.0224	0.0357	0.0006	640	0.0060	0.0742	0.1003
450	0.0226	0.0448	0.0018	650	0.0055	0.0721	0.1053
460	0.0220	0.0534	0.0037	660	0.0050	0.0698	0.1100
470	0.0210	0.0611	0.0063	670	0.0046	0.0674	0.1142
480	0.0198	0.0678	0.0095	680	0.0042	0.0649	0.1179
490	0.0186	0.0734	0.0133	690	0.0038	0.0623	0.1212
500	0.0174	0.0780	0.0177	700	0.0034	0.0596	0.1240
510	0.0162	0.0815	0.0227	710	0.0031	0.0567	0.1264
520	0.0151	0.0840	0.0280	720	0.0029	0.0539	0.1284
530	0.0141	0.0857	0.0337	730	0.0026	0.0511	0.1302
540	0.0131	0.0866	0.0397	740	0.0024	0.0484	0.1316
550	0.0122	0.0869	0.0459	750	0.0022	0.0459	0.1329
560	0.0113	0.0866	0.0522	760	0.0021	0.0435	0.1337
570	0.0105	0.0859	0.0586	770	0.0021	0.0410	0.1339
580	0.0097	0.0848	0.0650	780	0.0022	0.0384	0.1331
590	0.0090	0.0835	0.0713				

Tableau V.1. Sorties calculées par le RN (cas des courants idéaux).

V.2.1.2. Cas des courants réels

Nous avons utilisés la base de données, des courants réels, de Mr. Ben Chouikha pour modéliser notre RN. Les valeurs des trois courants calculés par notre RN sont montrées dans le tableau (V.2).

λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)	λ (nm)	I_B (nA)	I_G (nA)	I_R (nA)
400	0.0034	0.0035	0.0023	600	0.0132	0.0753	0.0631
410	0.0102	0.0067	0.0002	610	0.0123	0.0745	0.0711
420	0.0165	0.0108	0.0014	620	0.0115	0.0736	0.0793
430	0.0209	0.0158	0.0020	630	0.0106	0.0726	0.0875
440	0.0232	0.0219	0.0015	640	0.0098	0.0715	0.0955

450	0.0239	0.0293	0.0001	650	0.0091	0.0704	0.1030
460	0.0235	0.0379	0.0023	660	0.0085	0.0690	0.1100
470	0.0227	0.0468	0.0051	670	0.0079	0.0673	0.1165
480	0.0216	0.0552	0.0080	680	0.0076	0.0651	0.1224
490	0.0206	0.0624	0.0109	690	0.0074	0.0623	0.1278
500	0.0197	0.0680	0.0138	700	0.0073	0.0591	0.1328
510	0.0189	0.0720	0.0168	710	0.0073	0.0559	0.1374
520	0.0183	0.0746	0.0198	720	0.0073	0.0532	0.1418
530	0.0177	0.0763	0.0232	730	0.0070	0.0510	0.1468
540	0.0172	0.0772	0.0270	740	0.0066	0.0494	0.1538
550	0.0167	0.0775	0.0313	750	0.0057	0.0480	0.1637
560	0.0161	0.0775	0.0363	760	0.0047	0.0469	0.1749
570	0.0154	0.0772	0.0420	770	0.0039	0.0462	0.1835
580	0.0147	0.0767	0.0484	780	0.0034	0.0457	0.1884
590	0.0140	0.0761	0.0555				

Tableau V.2. Sorties calculées par le RNA (cas des courants réels).

D'après les valeurs de ce tableau (V.2), nous pouvons citer les mêmes conclusions entre les trois courants. Ainsi, nous remarquons que les valeurs des trois courants calculés par le RN sont aussi très proches à celles de la base de données (chapitre précédent).

Les courbes qui résultent de l'entraînement du RN sont illustrées sur la figure (V.1). Nous remarquons que les trois courants ont des formes semblables. C'est-à-dire que les valeurs de chaque courant augmentent durant les faibles, relativement, longueurs d'onde, et inversement.

Nous remarquons également que les courbes des courants calculés sont très proches à celles désirées, mais avec une très petite erreur aussi. Cette dernière est dû à un petit décalage entre les sorties calculées par le RN et celles souhaitées à son sorties désirées.

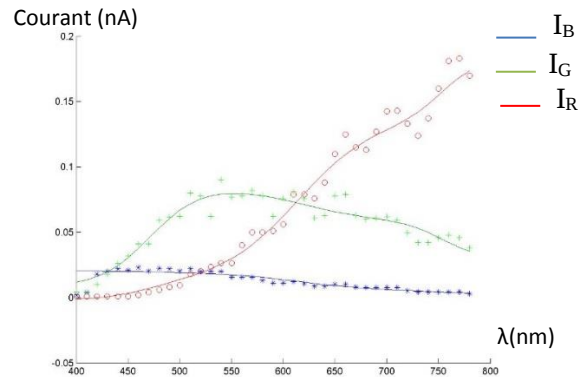


Figure V.1.Sorties d'entrainement des courants réels désirées et celles calculées par le RN.

En effet, notre RN suit très bien son entrainement avec le minimum d'erreur MSE. Cette dernière est de l'ordre de $7.3622 \cdot 10^{-5}$. La figure (V.2) montre les trois courbes de les phases d'entrainement, de validation et de test en donnant la bonne valeur de performance de la validation et son erreur correspondant.

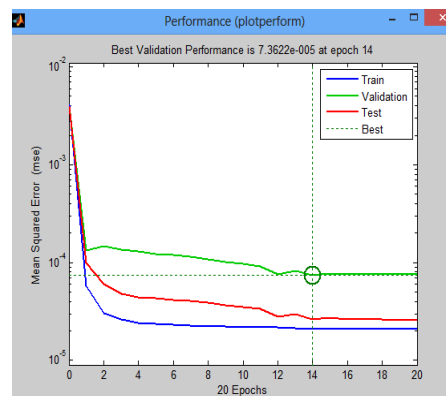


Figure V.2.L'erreur MSE effectue par le RNA.

La comparaison entre les sorties calculées (OUTPUTs) en fonction des sorties désirées (TARGET) est aussi possible par le taux de corrélation R qui comprit entre 0 et 1. Plus R est proche de 1, plus l'erreur est minimum. La figure (V.3) illustre le taux des lignes de corrélation d'entrainement, de validation et du test. Nous nous intéressons beaucoup plus aux deux dernières lignes. Dans cet entrainement nous avons obtenus $R = 0.9876$ pour la validation et 0.9948 pour le test.

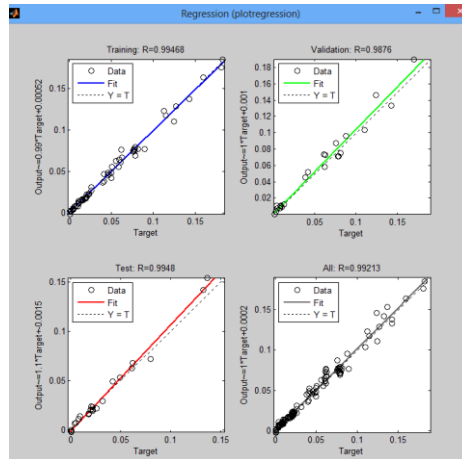


Figure V.3. Lignes de corrélation et de la validation.

Test du RN

Nous avons effectués les mêmes étapes que dans le cas idéal, pour le test du RN avec des courants réels. Les résultats obtenus sont montrés dans le tableau (V.3).

λ_T (nm)	365	385	405	425	445	465	485	505	525	545
I_B (nA)	-0.0159	-0.0087	0.0056	0.0180	0.0224	0.0224	0.0207	0.0190	0.0178	0.0168
I_G (nA)	-0.0103	-0.0046	0.0071	0.0188	0.0282	0.0411	0.0578	0.0708	0.0770	0.0788
I_R (nA)	0.0041	0.0032	0.0011	0.0001	0.0009	0.0038	0.0083	0.0138	0.0203	0.0286

λ_T (nm)	565	585	605	625	645	665	685	705	725	745
I_B (nA)	0.0158	0.0145	0.0131	0.0115	0.0099	0.0084	0.0070	0.0058	0.0050	0.0046
I_G (nA)	0.0787	0.0776	0.0761	0.0742	0.0719	0.0687	0.0633	0.0550	0.0470	0.0453
I_R (nA)	0.0392	0.0524	0.0679	0.0849	0.1018	0.1160	0.1241	0.1245	0.1272	0.1487

λ_T (nm)	765	785	805
I_B (nA)	0.0045	0.0042	0.0040
I_G (nA)	0.0471	0.0478	0.0477
I_R (nA)	0.1742	0.1864	0.1911

Tableau V.3. Résultats des courants réels issus du test de RN.

La figure (V.4) illustre la comparaison entre les courbes des courants réels calculés par le RN à travers la base de données d'apprentissage et ceux calculés à travers la base de données du test de RN. Nous remarquons que les sorties du test suit celles calculées à partir de la base de donnée. Nous pouvons conclure donc que notre RN a effectué son calcul en suivant la règle d'apprentissage. Donc, il a bien maitrisé sont entrainement. Nous pouvons dire aussi qu'il a des hautes performances de décision.

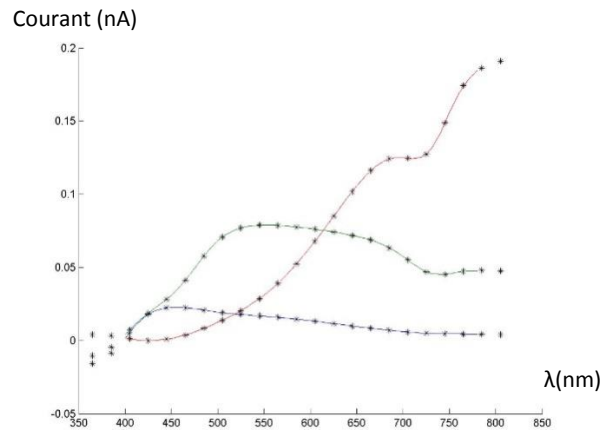


Figure V.4. Comparaison entre les courbes des courants réels d'apprentissage et celles du test de RN.

V.2.2. Perception physiologiques

Les valeurs des paramètres chromatiques en fonction des différentes longueurs d'ondes sont citées dans le chapitre précédent. Il reste maintenant à réaliser l'adaptation électrique-physiologique.

V.2.3. Adaptation des réponses électriques aux réponses physiologiques

L'idée de l'adaptation des réponses électriques aux celles physiologiques a pour le but de relier les sorties issues d'un instrument artificiel aux celles issues des trois cônes bioniques LMS. Mais le problème qui se pose ici, est que les valeurs des deux réponses augmentent et diminuent le long de l'intervalle des longueurs d'onde. Ceci va influencer sur le comportement du notre RN qu'il va donner, par conséquent, des fausse réponses.

Notre idée pour résoudre ce problème, est de diviser l'intervalle des longueurs d'onde en deux parties. Nous avons décidés, après effectuer plusieurs tests, de choisir l'intervalle [400-530] et [540-780] pour les bases de données d'apprentissage.

De plus, nous avons rencontrés le problème de l'existence, cette fois ci, trois grandeurs physiologiques en fonction de trois grandeurs électrique dans le même programme ; c'est-à-dire dans le même graphe. Pour remédier à cela, nous avons pensés à traiter chaque réponse physiologique en fonction de son correspondance en réponse électrique, toute seule.

Dans cette voie, nous constatons trois cas d'adaptation dans chacun comprennent deux intervalles de longueurs d'onde. Ainsi nous obtenons six cas de modélisation des RNA dont l'explication de leurs résultats de test est semblable. Pour cela, nous avons optés à interpréter ces résultats après l'extraction de leurs réponses.

a. Adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M

pour λ : [400-530]

Sorties m calculées par le RN

λ (nm)	I_G (λ)	m (λ) calculé	λ (nm)	I_G (λ)	m (λ) calculé
400	0.0035	0.3361	470	0.0468	0.4767
410	0.0067	0.3423	480	0.0552	0.4629
420	0.0108	0.3709	490	0.0624	0.4488
430	0.0158	0.4119	500	0.0680	0.4323
440	0.0219	0.4484	510	0.0720	0.4162
450	0.0293	0.4695	520	0.0746	0.3978
460	0.0379	0.4775	530	0.0763	0.3824

Tableau V.4. Sorties physiologique de m calculées par le RN.

La courbe des réponses m des cônes M en fonction des courants des verts est illustrée sur la figure (V.5).

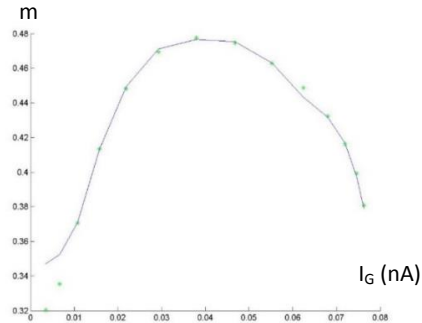


Figure V.5. Adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.

Test du réseau

Dans cette partie nous avons testé notre RN, que nous avons déjà lui associé une base de données qui comprend λ comme entrée et md comme sortie désirée. Nous avons lui donnés donc les valeurs des courants issus du test du paragraphe Sorties des courants réels calculées par le RN, sans lui donné les nouvelles sortie md désirée.

λ_T	365	385	405	425	445	465	485	505	525	545
I_{GT}	-0.0103	-0.0046	0.0071	0.0188	0.0282	0.0411	0.0578	0.0708	0.0770	0.0788
m testé	0.3125	0.3125	0.3382	0.3760	0.4452	0.4835	0.4283	0.4047	0.3853	0.3808

Tableau V.5. Résultats des sorties m issus du test de RN.

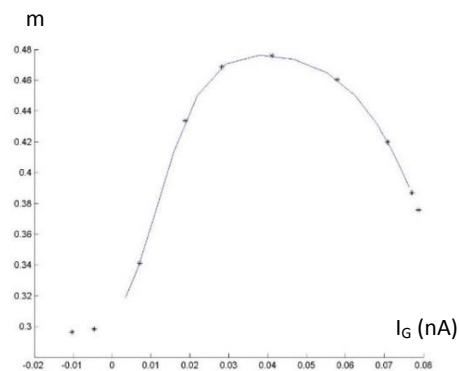


Figure V.6. Test de l'adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.

pour λ : [540-780]

Sorties m calculées par le RN

λ	$I_G(\lambda)$	m calculé	λ (nm)	$I_G(\lambda)$	m calculé	λ (nm)	$I_G(\lambda)$	m calculé
540	0.0772	0.3090	630	0.0726	0.0677	720	0.0532	0.0311
550	0.0775	0.3353	640	0.0715	0.0550	730	0.0510	0.0315
560	0.0775	0.3353	650	0.0704	0.0470	740	0.0494	0.0321
570	0.0772	0.3090	660	0.0690	0.0397	750	0.0480	0.0335
580	0.0767	0.2651	670	0.0673	0.0343	760	0.0469	0.0353
590	0.0761	0.2153	680	0.0651	0.0313	770	0.0462	0.0368
600	0.0753	0.1595	690	0.0623	0.0304	780	0.0457	0.0379
610	0.0745	0.1184	700	0.0591	0.0304			
620	0.0736	0.0879	710	0.0559	0.0307			

Tableau V.6.Sorties physiologique de m calculées par le RN.

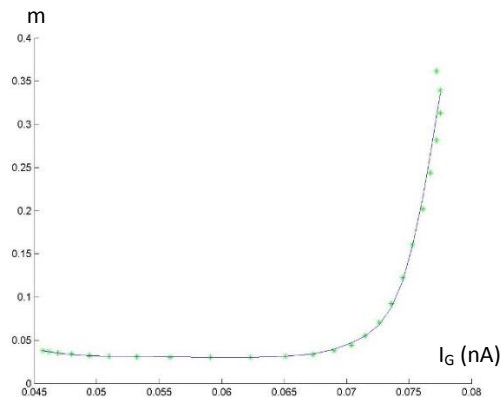


Figure V.7. Adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.

Interprétation

D'après les résultats de simulation, nous remarquons que les valeurs de paramètre $m(\lambda)$ calculées, correspondent au couleur verte, par le RN sont très proches aux celles désirées, de la base de données.

Nous obtenons ainsi une bonne adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M. Cela revient, d'une part, à la petite erreur MSE effectuée par le RN, entre les sorties calculées et celles désirées) lors de son calcul. D'autre part, le taux de corrélation R est proche de 100%. Nous expliquons ces très bons résultats obtenus, par le calcul du RN, par l'uniformité des valeurs de m dans cet intervalle entre eux. Cela permet au RN de bien suivre son entraînement et effectuer un très bon calcul ce qui minimise l'erreur au maximum et donne un bon taux de corrélation.

Test du réseau

λ	565	585	605	625	645	665	685	705	725	745	765	785	805
I_{GT}	0.0787	0.0776	0.0761	0.0742	0.0719	0.0687	0.0633	0.0550	0.0470	0.0453	0.0471	0.0478	0.0477
Mt	0.3903	0.3181	0.1995	0.1145	0.0619	0.0365	0.0305	0.0303	0.0350	0.0390	0.0348	0.0338	0.0339

Tableau V.7. Résultats des sorties m issus du test de RN.

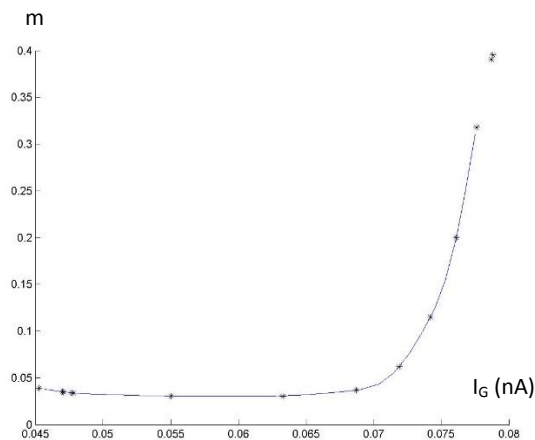


Figure V.8. Test de l'adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.

b. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités l des cônes L

pour λ : [400-530]

Sorties physiologique l

Les résultats sont montrés su le tableau suivant :

λ (nm)	I_R	I calculé	λ (nm)	I_R	I calculé
400	0.0023	0.5672	470	0.0051	0.5412
410	0.0002	0.6576	480	0.0080	0.5397
420	0.0014	0.5966	490	0.0109	0.5505
430	0.0020	0.5752	500	0.0138	0.5734
440	0.0015	0.5925	510	0.0168	0.5843
450	0.0001	0.6631	520	0.0198	0.6006
460	0.0023	0.5672	530	0.0232	0.6189

Tableau V.8. Sorties physiologique de I calculées par le RN.

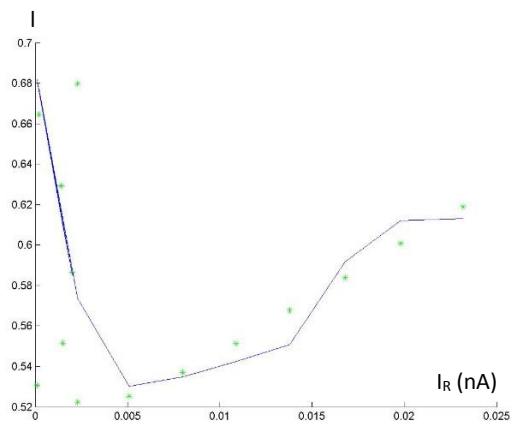


Figure V.9. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités I des cônes L.

Test du réseau

λ	365	385	405	425	445	465	485	505	525	545
I_{RT}	0.0041	0.0032	0.0011	0.0001	0.0009	0.0038	0.0083	0.0138	0.0203	0.0286
I testé	0.5580	0.5871	0.6429	0.6561	0.6457	0.5667	0.5286	0.5678	0.5828	0.6348

Tableau V.9. Résultats des sorties I issus du test de RN.

pour λ : [540-780]

Sorties physiologiques **I** calculées

λ	I_R	I calculé	λ (nm)	I_R	I calculé	λ (nm)	I_R	I calculé
540	0.0270	0.6393	630	0.0875	0.9296	720	0.1418	0.9677
550	0.0313	0.6606	640	0.0955	0.9452	730	0.1468	0.9669
560	0.0363	0.6869	650	0.1030	0.9555	740	0.1538	0.9663
570	0.0420	0.7187	660	0.1100	0.9623	750	0.1637	0.9661
580	0.0484	0.7563	670	0.1165	0.9665	760	0.1749	0.9654
590	0.0555	0.7982	680	0.1224	0.9688	770	0.1835	0.9634
600	0.0631	0.8399	690	0.1278	0.9696	780	0.1884	0.9608
610	0.0711	0.8772	700	0.1328	0.9694			
620	0.0793	0.9073	710	0.1374	0.9686			

Tableau V.10. Sorties physiologique de I calculées par le RN.

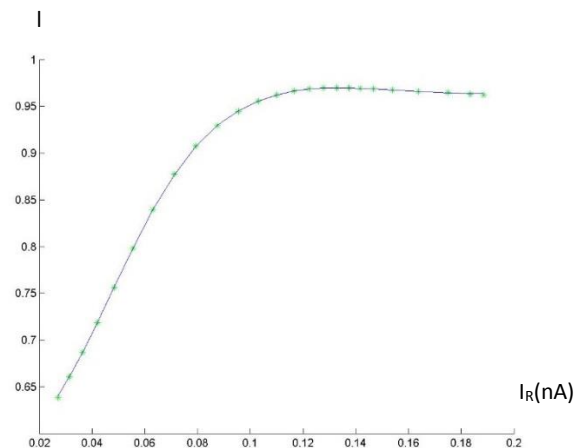


Figure V.10. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités I des cônes L.

Test du réseau

λ	565	585	605	625	645	665	685	705	725	745	765	785	805
I_{RT}	0.039	0.0524	0.0679	0.0849	0.1018	0.1160	0.124	0.1245	0.1272	0.1487	0.174	0.186	0.191
L_T	0.702	0.7797	0.8632	0.9233	0.9541	0.9663	0.969	0.9691	0.9696	0.9648	0.968	0.960	0.955

Tableau V.11. Résultats des sorties l issus du test de RN.

c. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités s des cônes S

pour λ : [400-540]

λ (nm)	s calculé	λ (nm)	s calculé
400	--	470	0.1693
410	--	480	0.0750
420	--	490	0.0289
430	--	500	0.0112
440	--	510	-0.0252
450	0.5275	520	-0.0476
460	0.3283	530	0.0004

Tableau V.12. Sorties physiologique de s calculées par le RN.

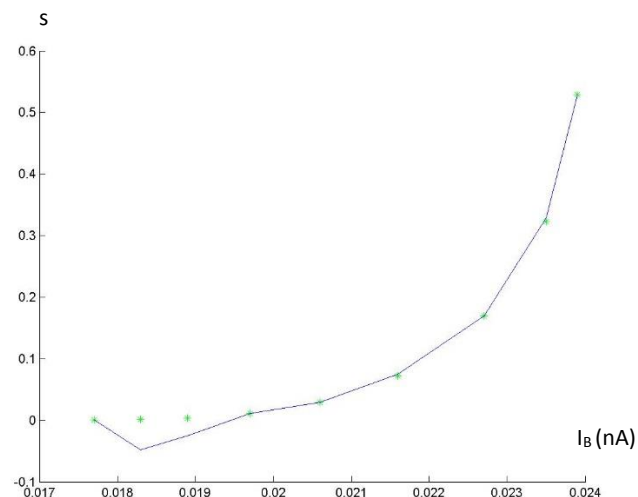


Figure V.11. Adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.

Test du réseau

λ	365	385	405	425	445	465	485	505	525	545
I_{BT}	-0.0159	-0.0237	0.0256	0.0280	0.0224	0.0224	0.0207	0.0190	0.0178	0.0168
st	-0.023	0.4707	0.7295	0.7306	0.2738	0.2738	0.0306	0.0239	-0.0017	-0.0220

Tableau V.13. Résultats des sorties s issus du test de RN.

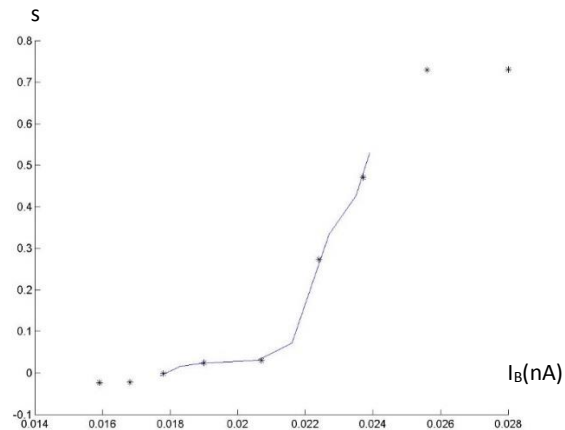


Figure V.12. Test de l'adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.

pour λ : [540-780]

λ (nm)	s calculé $\times 10^{-3}$	λ (nm)	s calculé $\times 10^{-3}$	λ (nm)	s calculé $\times 10^{-3}$
540	0.1429	630	0.0014	720	0.0001
550	0.0595	640	0.0010	730	0.0001
560	0.0196	650	0.0006	740	0.0001
570	0.0062	660	0.0004	750	0.0000
580	0.0030	670	0.0002	760	-0.0002
590	0.0023	680	0.0002	770	-0.0006
600	0.0021	690	0.0001	780	-0.0009
610	0.0020	700	0.0001		
620	0.0018	710	0.0001		

Tableau V.14. Sorties physiologique de s calculées par le RN.

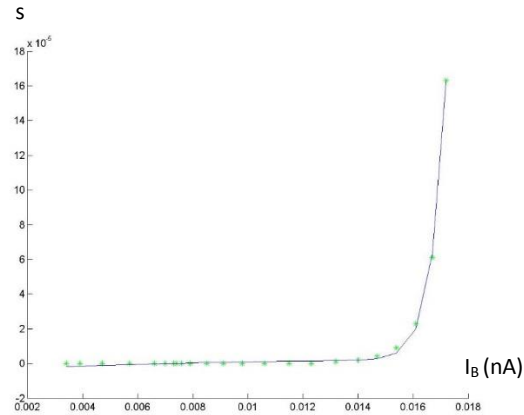


Figure V.13. Adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.

Test du réseau

λ	565	585	605	625	645	665	685	705	725	745	765	785	805
I_B (nA)	0.0158	0.0145	0.0131	0.0115	0.0099	0.0084	0.0070	0.0058	0.0050	0.0046	0.0045	0.0042	0.0040
st 10^{-4}	0.2200	0.0350	-0.007	-0.011	-0.004	0.0000	0.0014	0.0027	0.0050	0.0070	0.0076	0.0099	0.0118

Tableau V.15. Résultats des sorties s issus du test de RN.

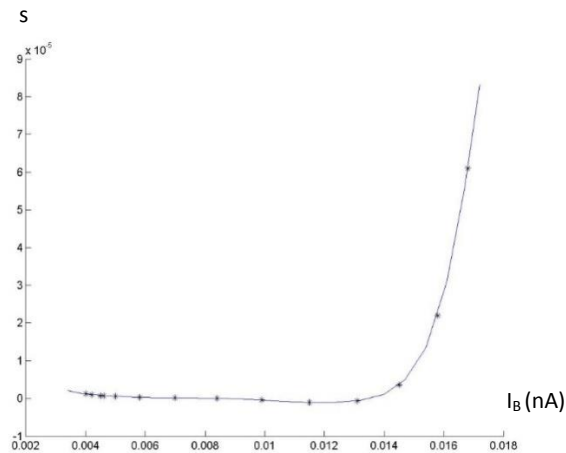


Figure V.14. Test de l'adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.

V.3. Etape Dynamique de la modélisation (perception impulsionnelle)

V.3.1. Génération d'un potentiel d'action

La figure suivante illustre une réponse impulsionnelle dans le cas idéal.

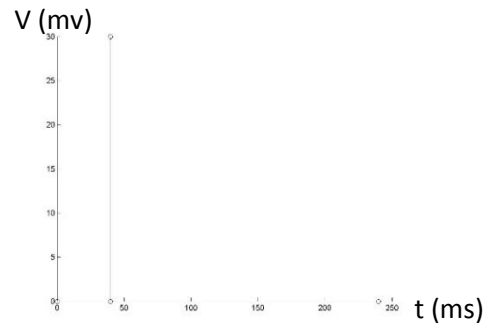


Figure V.15. Génération d'un potentiel d'action idéal sous Matlab.

La figure suivante illustre une réponse impulsionnelle dans le cas réel.

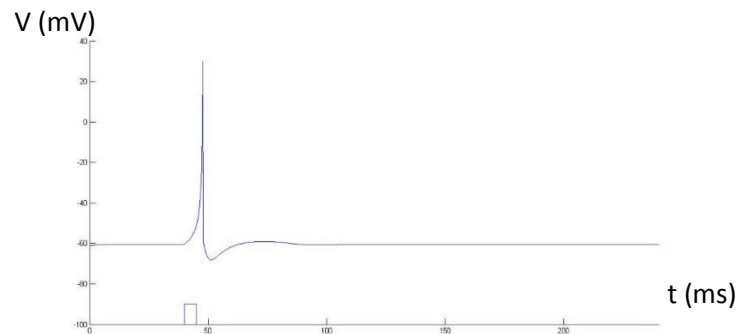


Figure V.16. Génération d'un potentiel d'action réel sous Matlab.

V.3.2. Différents cas de perception de la couleur

Il est important de noter que la perception de la couleur se base sur la couleur lui-même. C'est-à-dire qu'on travaille ici par bande de longueurs d'onde. Les valeurs de ces derniers sont estimées approximativement selon les bornes de la bande.

a. Activité de base de la cellule

Pour le cas de l'activité de base nous avons estimés des valeurs, des paramètres et de l'intensité du stimulus pour obtenir la forme de cette réponse sans prendre en considération sa fréquence.

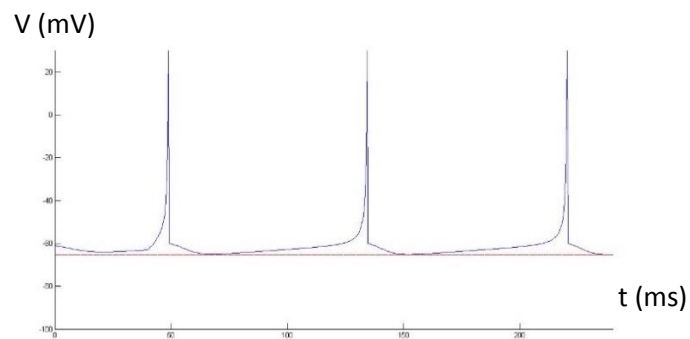


Figure V.17. Activité de base d'un neurone impulsif.

b. Stimulation du centre par du Rouge : λ [590 – 780] nm

Pour $\lambda = 740$ nm

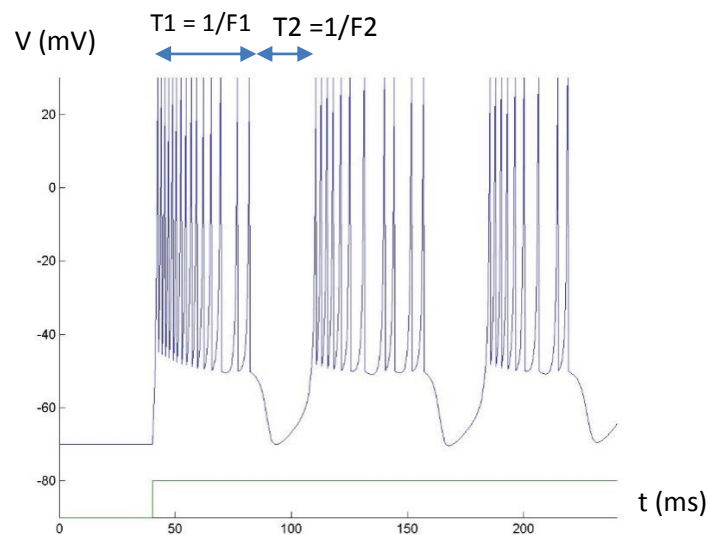


Figure V.18. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 740$ nm).

Pour $\lambda = 680$ nm

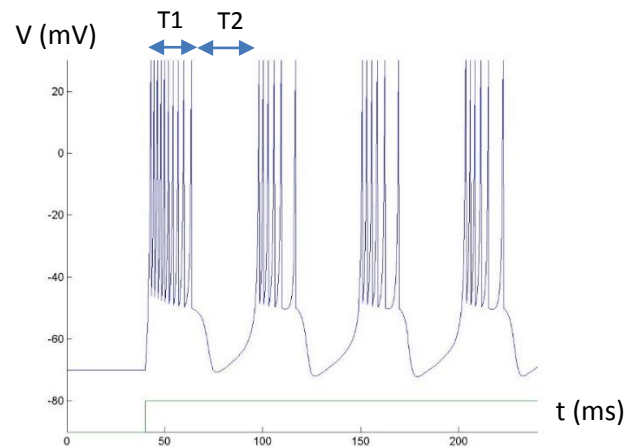


Figure V.19. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 680$ nm).

Pour $\lambda = 620$ nm

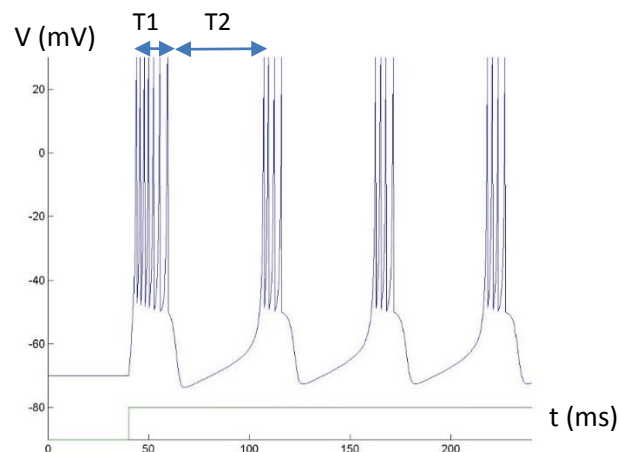


Figure V.20. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 620$ nm).

c. Stimulation de la périphérie par du vert λ [490 – 560] nm

Lors d'une stimulation de la périphérie par du vert, nous obtenons le même résultat d'une stimulation du centre par du Rouge (pour $\lambda=540$, $\lambda=520$ et $\lambda=500$ nm).

d. Stimulation de la périphérie par du rouge

Lors d'une stimulation de la périphérie par du rouge nous obtenons le contraire des deux cas précédents.

Pour $\lambda = 740$ nm

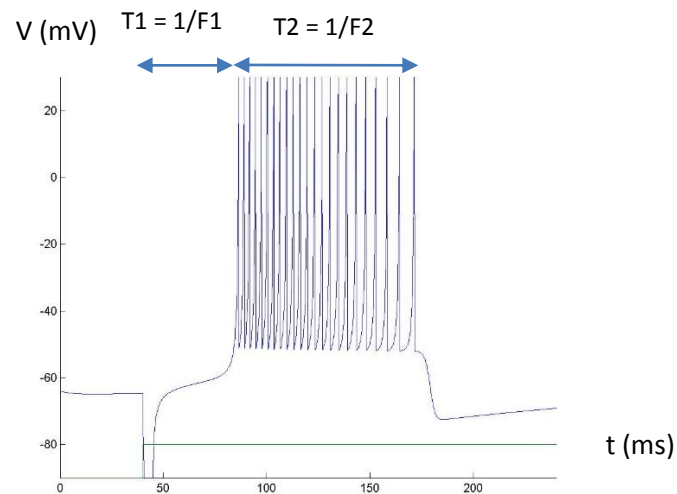


Figure V.21. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 740$ nm).

Pour $\lambda = 680$ nm

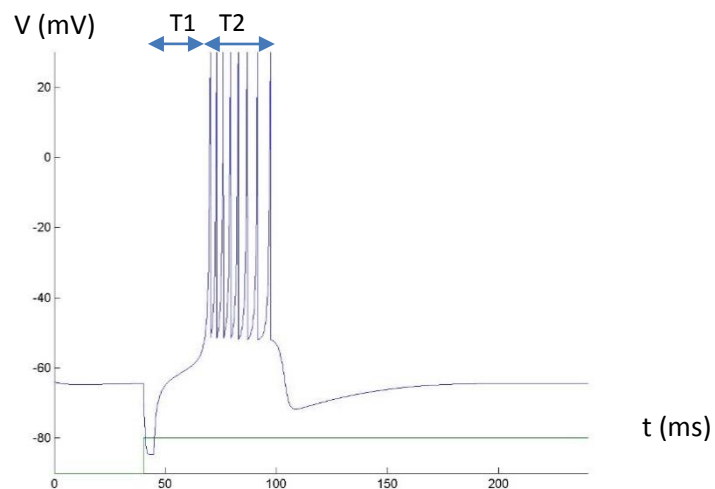


Figure V.22. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 680$ nm).

Pour $\lambda = 620 \text{ nm}$

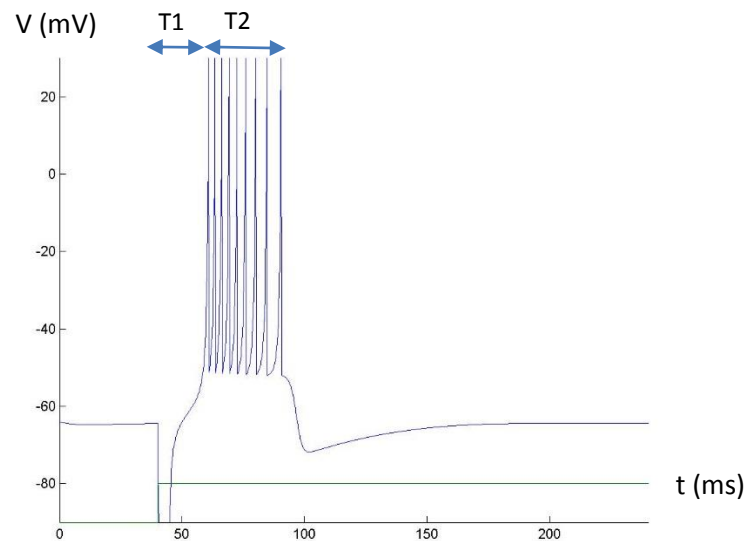


Figure V.23. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 620 \text{ nm}$).

e. Stimulation du centre par du vert

Lors d'une stimulation du centre par du vert, nous obtenons le même résultat d'une stimulation de la périphérie par du Rouge (pour $\lambda=540$, $\lambda=520$ et $\lambda=500 \text{ nm}$).

f. Stimulation du centre par du vert et de la périphérie par du rouge (au même temps)

Lors d'une stimulation du centre par du vert et de la périphérie par du rouge (au même temps), nous n'obtenons aucune réponse.

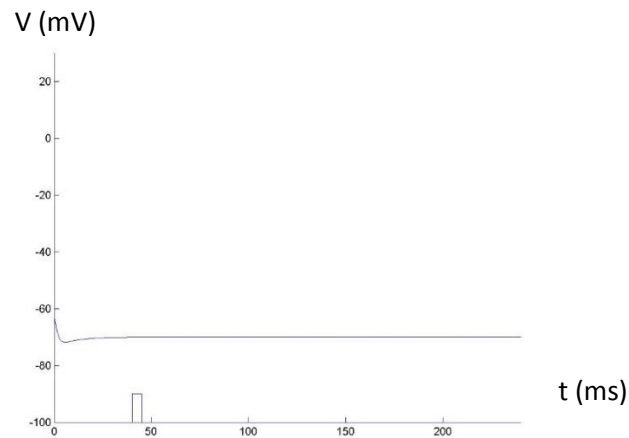


Figure V.24. Réponse à la stimulation du centre par du vert et de la périphérie par du rouge (au même temps).

g. Stimulation du centre par du rouge et de la périphérie par du vert (au même temps)

Lors d'une stimulation du centre par du rouge et de la périphérie par du vert (au même temps), nous obtenons une réponse impulsionnelle très fréquente.

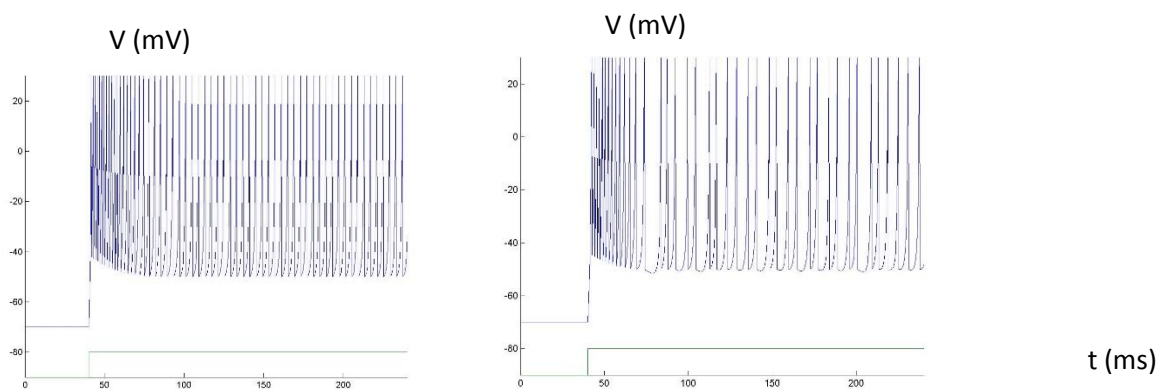


Figure V.25. Réponse à la stimulation du centre par du rouge et de la périphérie par du vert (au même temps).

h. Stimulation du centre par du jaune λ [560 – 590] nm

C'est le même résultat de la stimulation du centre (ou de la périphérie) par du rouge (pour $\lambda=590$, $\lambda=570$ et $\lambda=560$ nm).

i. Stimulation du centre (ou de la périphérie) par du bleu λ [380 – 490] nm

C'est le même résultat de la stimulation du centre (ou de la périphérie) par du vert (pour $\lambda=480$, $\lambda=440$ et $\lambda=400$ nm).

V.3.3. Calcul des fréquences des trains d'impulsion

Le calcul de fréquence se base sur les résultats obtenus par la méthode d'opposition de couleur (centre-pourtour). En effet $F = 1/T$.

V.3.3.1. Eclairement du centre

Pour λ [380 – 560] nm

λ (nm)	T1 (ms)	T2 (ms)	F1 (Hz)	F2 (Hz)
400	21	79	47.619	12.658
440	30	25	33.333	40
480	47	83	21.276	12.048
500	21	79	47.619	12.658
520	30	25	33.333	40
540	47	83	21.276	12.048

Tableau V.16. Calcul des fréquences en fonction des longueurs d'onde.

Pour λ [560 – 780] nm

λ (nm)	T1 (ms)	T2 (ms)	F1 (Hz)	F2 (Hz)
560	22	48	45.454	20.830
570	25	32	40.000	25.000
590	40	30	25.000	40.000
620	22	48	45.454	20.830
680	25	32	40.000	25.000
740	40	30	25.000	40.000

Tableau V.17. Calcul des fréquences en fonction des longueurs d'onde.

V.3.3.2. Généralisation des résultats obtenus

Afin de généraliser les résultats obtenus, nous utilisons encore une autre fois les réseaux de neurones artificiels. C'est exactement les mêmes étapes que nous avons utilisé au niveau de la perception analogique.

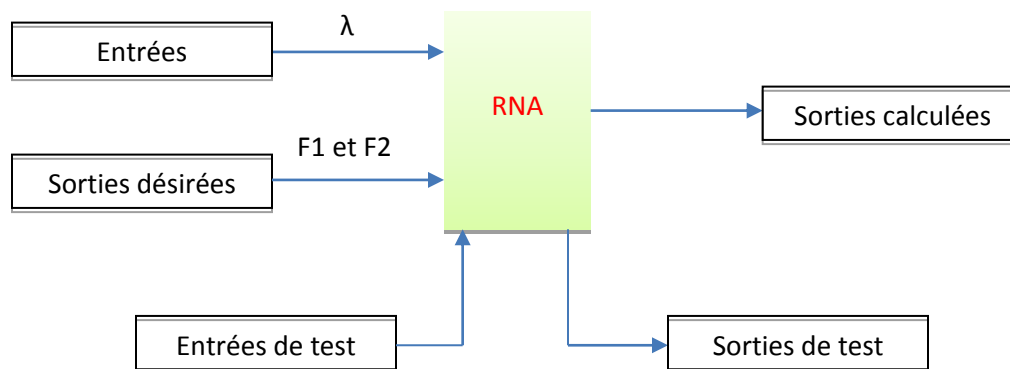


Figure V.26. Généralisation des résultats de calcul des fréquences des potentiels d'action.

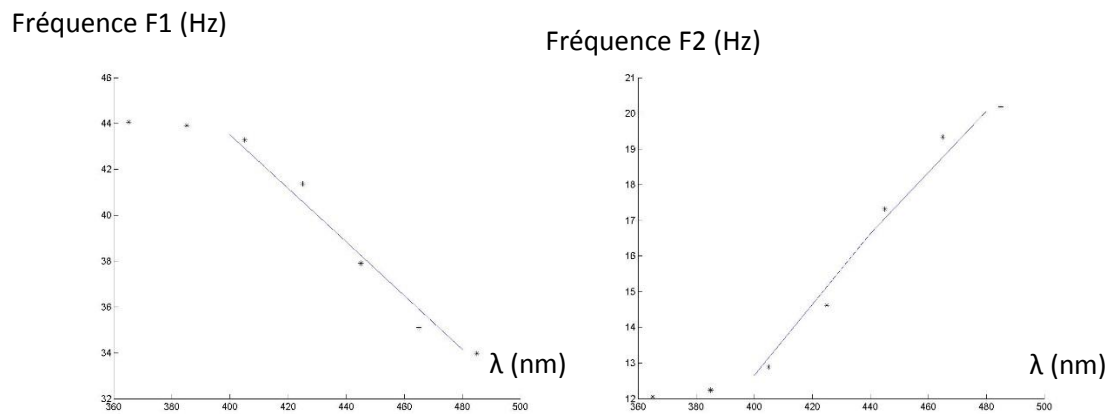


Figure V.27. Courbes des fréquences en fonction des longueurs d'onde. F1, à gauche, F2, à droite.

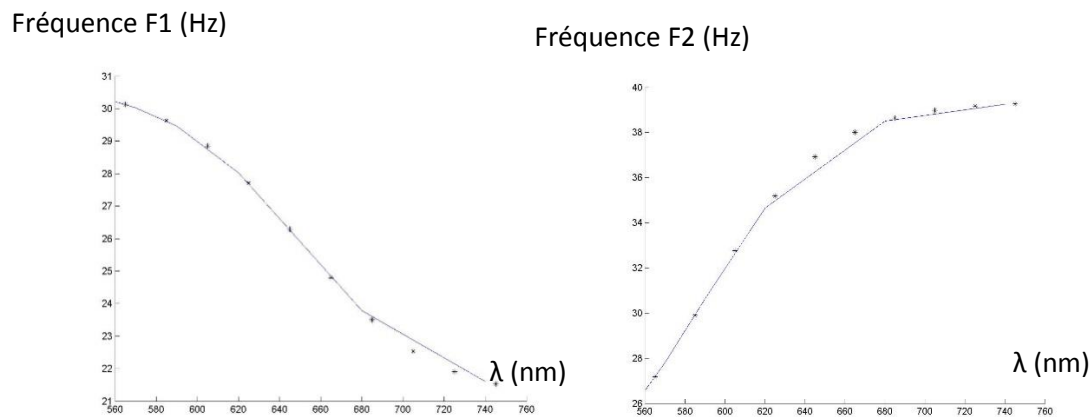


Figure V.28. Courbes des fréquences en fonction des longueurs d'onde. F1, à gauche, F2, à droite (λ [565-745]).

V.4. Adaptation entre la perception analogique et celle impulsionnelle

L'adaptation entre l'entrée et la sortie de la rétine, selon les longueurs d'onde est illustrée dans le tableau suivant :

λ_T	365	385	405	425	445	465	485	505	525	545
I_{RT}	0.0041	0.0032	0.0011	0.0001	0.0009	0.0038	0.0083	0.0138	0.0203	0.0286
l testé	0.5580	0.5871	0.6429	0.6561	0.6457	0.5667	0.5286	0.5678	0.5828	0.6348
I_{GT}	-0.0103	-0.0046	0.0071	0.0188	0.0282	0.0411	0.0578	0.0708	0.0770	0.0788
m testé	0.3125	0.3125	0.3382	0.3760	0.4452	0.4835	0.4283	0.4047	0.3853	0.3808
I_{BT}	-0.0159	-0.0237	0.0256	0.0280	0.0224	0.0224	0.0207	0.0190	0.0178	0.0168
st testé	-0.023	0.4707	0.7295	0.7306	0.2738	0.2738	0.0306	0.0239	-0.0017	-0.022
F1_T(Hz)	37.697	37.859	46.52	43.68	35.35	31.5	36.16	46.52	43.68	35.35
F2_T(Hz)	17.476	17.373	8.227	10.17	18.89	15.84	21.69	8.227	10.17	18.89

λ_T	565	585	605	625	645	665	685	705	725	745
I_{RT}	0.0392	0.0524	0.0679	0.0849	0.1018	0.1160	0.1241	0.1245	0.1272	0.1487
l testé	0.7029	0.7797	0.8632	0.9233	0.9541	0.9663	0.9691	0.9691	0.9696	0.9648
I_{GT}	0.0787	0.0776	0.0761	0.0742	0.0719	0.0687	0.0633	0.0550	0.0470	0.0453
mt	0.3903	0.3181	0.1995	0.1145	0.0619	0.0365	0.0305	0.0303	0.0350	0.0390
I_B (nA)	0.0158	0.0145	0.0131	0.0115	0.0099	0.0084	0.0070	0.0058	0.0050	0.0046
st 10⁻⁴	0.2200	0.0350	-0.007	-0.011	-0.004	0.0000	0.0014	0.0027	0.0050	0.0070
F1_T(Hz)	26.236	27.158	25.392	17.281	12.468	11.929	12.2	12.61	15.062	25.421
F2_T(Hz)	20.181	20.581	20.633	20.778	21.635	22.706	24.746	26.240	29.977	43.377

Tableau. V.18. Résultats obtenus de la modélisation des RN.

Notant que, à partir de ces résultats généralisés nous pouvons obtenir la sorties, **approximative et qui dépend des modèles utilisés**, de la rétine de n'importe quelle longueur d'onde.

Conclusion

L'étape statique montre, après simulation de la modélisation d'un réseau de neurones artificiel, que les résultats d'apprentissage suivent, globalement, les données souhaitées. Cela n'empêche pas la présence des petites erreurs MSE qui sont acceptables. Cela permet à notre réseau de bien suivre son entraînement pour donner les résultats les plus justes possibles.

Les résultats de test suivent, globalement, les courbes des bases de données. Cela permet à notre réseau de fonctionner en haute performance.

Nous pouvons conclure que notre réseau offre une meilleure approximation des résultats, en termes de précision vis-à-vis des valeurs expérimentales et du test. Ainsi, nous pouvons dire qu'il est donc utilisable pour toute la gamme de la lumière.

Concernant l'étude dynamique, nous avons utilisés la théorie d'opposition des couleurs sous le modèle impulsionnel d'Izhikevich. Nous avons obtenus des résultats semblables, globalement, aux celles théorique, Mais d'une manière approximative.

Il est important de noter deux remarques concernant notre partie expérimentale. La première est que toutes les étapes que nous avons effectuées sont basées sur des modèles normalisés. Cela permet de donner du sens à nos résultats obtenus.

La deuxième est que les résultats obtenus dans l'étude dynamique sont approximatifs. Ils dépendent de la notion du champ récepteur, de la méthode d'opposition de couleur et des paramètres du modèle impulsionnel d'Izhikevich.

En fin, nous pouvons dire qu'on peut obtenir la sorties, approximative et qui dépend des modèles utilisés, de la rétine de n'importe quelle longueur d'onde, à travers la base de données obtenues (dernier tableau).

CONCLUSION GENERALE

Le but escompté de notre projet est d'arriver à mettre en évidence et en pratique l'ensemble des notions théoriques de la rétine afin de définir une base de données permettant la perception de la couleur par la rétine.

Tout d'abord, nous avons renforcés nos connaissances générales sur l'anatomie du système visuel humain et en particulier la rétine par des informations médicales nécessaires pour ce projet.

Aussi, nous avons entamés un domaine qui traite un des phénomènes complexes qui est la perception de la couleur par la rétine.

En termes de facilité, nous avons divisés notre étude en deux grands axes indépendants. L'un représente le traitement statique, qui ne prend pas en considération le facteur du temps, et qui conduira à la perception analogique, sous forme grandeurs électriques ou composantes physiologiques. Alors que l'autre représente un traitement dynamique, qui prend en considération le facteur du temps, et qui conduira à la perception impulsionnelle.

Pour cela, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels (RNA), de la deuxième génération, comme un moyen de calculs complexes et le neurone impulsionnel, de la troisième génération, comme un moyen semblable au neurone biologique.

Les résultats d'apprentissage obtenus par calcul des RNA sont, globalement, très proches aux résultats souhaités (sorties désirées) et les résultats de test sont aussi, globalement, très proches de la trajectoire de différents courbes des bases de données. Ceci nous permet d'obtenir, dans ce cas, une perception analogique qui suit les phénomènes expérimentaux. Alors que les résultats obtenus de la modélisation d'un modèle impulsionnel sont approximatifs.

Par la suite nous avons réussi à effectuer une adaptation entre les deux parties, analogique et impulsionnelle. Mais il est important de savoir que cette adaptation a été effectuée approximativement. Elle dépend de la notion du champ récepteur, de la méthode d'opposition de couleur et des paramètres du modèle impulsionnel d'Izhikevich.

En plus, l'étape de la conversion de la lumière en courants électrique est l'objectif de la continuité de notre projet sur une rétine bionique qui comprend une partie artificielle adaptée aux neurones biologiques.

Nous pouvons citer d'autres perspectives comme :

- l'implémentation des différents résultats obtenus, de la modélisation de perception de la couleur, sur FPGA.
- L'adaptation de ces résultats au micro-actionneur (pompe) cité au niveau du nerf optique.
- Introduire les autres types de perceptions comme la position, le mouvement, la forme, ... etc.

Référence bibliographique

[1] **D. Naceur, H. Bougherira, Z. Assad, A. Guessoum**, « A MOEMS architecture for a bionic retina », Article, Université Saad Dahleb de Blida, Laboratoire LATSI

Département d'Electronique, August 24-26, 2007.

[2] **Alleysson David**, « le traitement de signal chromatique dans la rétine : un modèle de base pour la perception humaine des couleurs », Thèse de doctorat, UNIVERSITE Joseph Fourier-Grenoble 1, 3 mars 1999.

[3] **Brice CHAIX DE LAVARENE**, « L'ECHANTILLONNAGE SPATIO-CHROMATIQUE DANS LA RETINE HUMAINE ET LES CAMÉRAS NUMÉRIQUES », Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, 22 novembre 2007.

[4] **R. Pujol**, « intégré 3 Neurosciences », Article, Faculté de Médecine Montpellier-Nîmes, Avril 2005.

[5] **Boudjelal Meftah**, « Contribution des Réseaux de Neurones Temporels dans le Traitement des Images Animées », Thèse de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf.

[7] **Dr Bernard Pidoux**, « NEUROPHYSIOLOGIE de la VISION », Article, janvier 2011.

[8] **RUSSELL L. DE VALOIS, KAREN K. DE VALOIS**, « A MULTI-STAGE COLOR MODEL », Article, 2 novembre 1992.

[9] **CHOUGUI Amina, CHERRIH Hadia**, « Vérification de locuteur par la combinaison ACP-réseaux de neurones artificiels », Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Faculté d'Electronique et Informatique Département Télécommunications, 2011-2012.

- [10] **RELLAM Wahid**, « Modélisation d'un photocapteur BTJ », Diplôme Master, Université Saad Dahleb de Blida, 2012-2013.
- [12] **M.Izhikevich**, "simple model of spiking neurons", IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, VOL. 15, NO, Article, Novembre 2003.
- [13] **M. Izhikevich**, "Which Model to Use for Cortical Spiking Neurons?", IEEE TRANSACTIONS NEURAL NETWORKS, VOL. 15, NO, Article, Septembre 2004.
- [14] **M. Izhikevich**, "A log-domain implementation of the Izhikevich neuron model", Article, School of Electrical Engineering and Telecommunications University of New South Wales Sydney, NSW 2052, Australia, 2006.
- [16] **B.Chouikha, G. Sou, and M. Sedjil.**
- [17] **B.Chouikha, G.N. Lu, M.Sedjil, G. Sou and G.Alquie**, "Buried triple p-n.
- [18] **B.Chouikha, M.B.; Sedjil, M.; Sou, G.;** "Colour detection using rroup, 2006.
- [19] **AnhitPogosova**, "Modeling of Human Color Vision System", Master's thesis, Department of Computer Science and Statistics P.O.Box 111, FI-80101 Joensuu, FINLAND.
- [20] **JanosD.Schanda**, "COLORIMETRY, CHAPTER 9 of the OSA/AIP Handbook of Applied Photometry (ed.: DrCasimerDeCusatis IBM, Poughkeepsie, NY USA).", IBM, Poughkeepsie, NY USA).

ANNEXE

Programme d'un modèle impulsif

```
a=0.302; b=0.262; c=-58; d=0 % les quatre paramètres du modèle d'Izikhevich

V0 = -61; % DECLARATION DE LA VALEUR INITIALE DU POTENTIEL DE
REPOS

U0 = b * V; % DECLARATION DE LA VALEUR INITIALE DE LA VARIABLE
DE RECUPERATION DE LA MEMBRANE

V = []; % DECLARATION DU POTENTIEL D'ACTION

u = []; % DECLARATION DE LA VARIABLE DE RECUPERATION DE LA MEMBRANE

tau = 0.25; % VALEUR EXPERIMENTALE DES EQUATIONS DIFFERENTIELLES

Td = 0:tau:240; % GAMME DU TEMPS UTILISEE, UNITE ms

Ti=40; % INITIALISER LE TEMPS DE COMMENCEMENT

for t = Td % BOUCLE DE REPETITION

    if ((t>Ti) & (t < Ti+5)) % CONDITION : SI LE TEMPS EST SUPERIEUR
        AU TEMPS INITIAL : IL Y A STIMULUS

        I=1.24; % GENERER UNE STIMULATION

    else % SINON

        I=0; % PAS DE STIMULATION

    end; % FIN DE LA CONDITION
```

ANNEXE

```
V = V + tau*(0.04*V^2+5*V+140-u+S);           % EQUATION DIFFERENTIELLE
ORDINAIRE DU POTENTIEL DE MEMBRANE DU MODELE D'IZIKHEVICH SOUS MATLAB

u = u + tau*a*(b*V-u);           % EQUATION DIFFERENTIELLE ORDINAIRE,
DU LA VARIABLE DE RECUPERATION DE LA MEMBRANE, DU MODELE D'IZIKHEVICH SOUS
MATLAB

if V > 30           % CONDITION : SI LE POTENTIEL MEMBRANE DEPASSE LA VALEUR
TYPIQUE MAX du potentiel membrane (30 mV), DE CE MODELE

    V(end+1)=30;           % GENERER UN POTENTIEL D'ACTION OU IMPULSION
ELECTRIQUE DE 30 mV DE PIC

    V = c;           % APRES CE PIC, LE POTENTIEL D'ACTION REÇOIT
LA VALEUR DE C : C'EST LE REST

    u = u + d;           % ET LA VARIABLE DE RECUPERATION DE LA MEMBRANE
INITIALE REÇOIT L'ANCIENNE VALEUR ADDITIONNEE AU PARAMETRE TYPIQUE, DE CE
MODELE d

else           % SINON

    V(end+1)=V0;           % LE POTENTIEL D'ACTION PROCHAIN REÇOIT LA VALEUR
DE CELUI DE MEMBRANE

end;           % FIN DE LA CONDITION

u(end+1)=u0;           % LA VARIABLE DE RECUPERATION DE LA MEMBRANE REVIENT A
L'ETAT INITIAL (u)

end;           % FIN DE LA BOUCLE
```

ANNEXE

```
hold on                                % DRESSAGE DE PLUSIEURS GRAPHS SUR LA MEME FIGURE

plot(td,V)                             % DRESSAGE DU POTENTIEL D'ACTION EN FONCTION DU TEMPS

plot([0 Ti Ti (Ti+5) (Ti+5) max(td)],[-100 -100 -90 -90 -100 -100]); %
L'APPARITION DU STIMULUS PAR LA LUMIERE

axis([0 max(td) -100 40]) % DEFINIR LES ECHELLES DES AXES

axis on;                                % ACTIVER LA MISE DES AXES

title('GENERATION D'UN POTENTIEL D'ACTION REEL (SPIKE)');% titre du
graphe
```

Remerciements

Toute notre gratitude, grâce et remerciement au bon Dieu qui nous a donné la force, le courage et la volonté d'élaborer ce travail, nos PARENTS pour leur patience et sacrifice durant des années pour nous voir réussir.

Nous tenons à remercier notre promotrice Mme BOUGHERIRA Hamida pour nous avoir encadré, aidé et encouragé pour mener à bien ce travail.

Nous remercions également les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait de juger notre travail et l'ensemble des enseignants de l'université de Saad Dahlab (Blida).

R. HAMZA
K. HAMZA

Table des matières

Introduction générale

Chapitre I : PHYSIOLOGIE DU SYSTEME VISUEL HUMAIN ET TRAITEMENTS RETINIENS

I.1. Introduction.....	1
I.2. œil humain	2
I.2.1. Partie externe (ou tunique fibreuse)	2
I.2.2. Partie moyenne (tunique uvale ou uvée).....	2
I.2.3. Partie interne (ou tunique sensitive).....	2
I.3. Rétine.....	3
I.3.1. Couche épithélium pigmentaire	3
I.3.2. Couche des photorécepteurs	3
I.3.2.1. Structure des photorécepteurs.....	4
I.3.2.2. Photorécepteurs à cônes	4
I.3.2.3. Photorécepteurs à bâtonnets	5
I.3.2.4. Répartition des photorécepteurs.....	5
I.3.3. Couches externes	6
I.3.3.1. Couche nucléaire externe.....	6
I.3.3.2. La couche plexi-forme externe	6
I.3.3.3. Cellules horizontales	6
I.3.3.4. Cellules bipolaires	6
I.3.4. Couche plexi-forme interne	6
I.3.5. Couche interne	6
I.3.5.1. Couche nucléaire interne	7
I.3.5.2. Couche plexiforme interne	7
I.3.5.3. Cellules amacrines.....	7
I.3.5.4. Cellules ganglionnaires	7
I.4. nerfs optiques.....	7
I.5. cerveau humain	7
I.6. Traitements neurophysiologiques de l'information visuelle par la rétine	8
I.6.1. Définitions	8
I.6.1.1. Neurone biologique	8
I.6.1.2. Synapses	9
I.6.1.3. Membrane potentiel.....	10
I.6.1.4. Dépolarisation et hyperpolarisation	10
I.6.1.5. Potentiel d'action (PA)	10
I.6.1.6. Champ récepteur CR	10
I.6.1.7. Antagonisme (ou différence) centre-pourtour.....	10
I.6.1.8. Neurone ON (ou OFF).....	10
I.6.1.9. Antagonisme neurone on-off	11
I.6.2. Etapes de traitement rétinien.....	11
I.6.2.1. A l'obscurité (Au repos)	11
I.6.2.2. En lumière (état excité)	12

1.6.2.2.1. Traitement des photorécepteurs.....	12
1.6.2.2.2. Circuit direct (ou verticale) : illumination du centre du champ récepteur.....	12
1. Définition.....	12
2. traitement du réseau d'inter-neurones	13
3. Traitement des neurones bipolaires.....	13
4. Traitement des neurones ganglionnaires	16
1.6.2.2.3. Circuit indirect (ou latérale) : illumination de la périphérie du champ récepteur.....	18
Conclusion	18

Chapitre II : MODELES DE PERCEPTION DE LA COULEUR PAR LA RETINE

II.1. Introduction	19
II.2. Physique de la couleur	19
II.2.1. Ondes électromagnétiques.....	19
II.2.2. Spectre visible (ou Lumière)	20
II.2.3. Couleur.....	20
II.2.4. Synthèse additive des couleurs.....	20
II.3. Perception de la couleur.....	21
II.3.1. Systèmes de représentation de la couleur	21
II.3.1.1. Modèle RGB.....	21
II.3.1.2. Modèle XYZ	21
II.3.1.3. Primaires LMS	22
II.3.2. Perception physiologique de la couleur	23
II.3.2.1. Espace DKL	23
II.3.2.2. modèle de De Valois and De Valois.....	24
II.3.2.3. Opposition de couleur	26
II.3.2.2.1. Théorie de l'opposition de couleur	26
II.3.2.2.2. Différents cas de la méthode opposition de couleurs	27
Conclusion	29

Chapitre III

RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS IMPULSIONNELS

III.1. Introduction.....	30
III.2. Neurone artificiel.....	30
III.3. Réseaux de neurones artificiels (RNA) classiques.....	31
III.3.1. Définition.....	31
III.3.2. Types de RNA.....	32
III.3.2.1. Les réseaux de neurones non bouclés (feed-forward)	32
III.3.2.2. Les réseaux de neurones bouclés (feed-back)	32
III.3.3. Apprentissage.....	33
III.3.3.1. Définition.....	33
III.3.4. Perceptron Multicouche PMC (MLP : Multi layer Perceptron).....	34
III.4. Réseau de neurone impulsionnel (RNI)	35

III.4.1. Définition	35
III.4.2. Modèles des neurones impulsionnels	35
III.4.2.1. modèle de Hodgkin & Huxley (HH)	35
III.4.2.2. modèle intègre et tire à fuite LIF (Leaky Integrate and Fire)	35
III.4.2.3. Modèle à réponse impulsionnelle SRM (Spike Response Model).....	36
III.4.2.4. Modèle d'Izhikevich (2003).....	36
Conclusion	39

Chapitre IV

MODELISATION DE LA FONCTION DE PERCEPTION DE LA COULEUR

IV.1. Introduction	40
IV.2. Etape statique de la modélisation	41
IV.2.1. Schéma synoptique du programme d'apprentissage et validation	41
IV.2.2. Organigramme du programme d'apprentissage et de validation	41
IV.2.3. Perception électrique.....	45
IV.2.3.1. Cas des courants électriques idéaux	45
IV.2.3.2. Cas des courants réels	48
IV.2.4. Perception physiologique	49
IV.2.5. Adaptation électrique - physiologique	50
IV.3. Etape Dynamique de la modélisation	51
IV.3.1. Génération d'un un potentiel d'action (ou réponse impulsionnelle).....	53
IV.3.2. Organigramme du programme	53
IV.3.3. Programme d'un modèle impulsional	55
Conclusion	56

Chapitre V : SIMULATION DU NEURONES ET INTERPRETATION DES RESULTATS

V.1. Introduction	57
V.2. Etape statique de la modélisation (perception analogique)	57
V.2.1. perception électrique	57
V.2.1.1. Cas des courants idéaux	57
V.2.1.2. Cas des courants réels	58
V.2.2. Perception physiologiques.....	62
V.2.3. Adaptation des réponses électriques aux réponses physiologiques.....	62
V.3. Etape Dynamique de la modélisation (perception impulsionnelle)	72
V.3.1. Génération d'un potentiel d'action	72
V.3.2. Différents cas de perception de la couleur.....	72
V.3.3. Calcul des fréquences de trains d'impulsion	78
V.3.4. Adaptation entre la réponse analogique et celle impulsionnelle	81
Conclusion.....	82

Conclusion générale

Liste des figures

Figure I.1. Chemin visuel de l'information lumineuse du champ visuel puis le nerf optique jusqu'au cerveau.	1
Figure I.2. Schéma anatomique de l'œil humain.	2
Figure I.3. Schéma simplifié de l'organisation de la rétine.	3
Figure I.4. Structure des photorécepteurs, cône et bâtonnet.	4
Figure I.5. Sensibilité des cônes aux différentes longueurs d'onde.	5
Figure I.6. Répartition des photorécepteurs dans la rétine centrale et périphérique.	5
Figure I.7. Chaîne de système visuel humain.	8
Figure I.8. Schéma simplifié d'un neurone biologique.	9
Figure I.9. Principe d'une connexion synaptique.	9
Figure I.10. Chemin direct du traitement de la rétine (Eclairement centrale).	13
Figure I.11. Champ récepteur d'un neurone bipolaire.	14
Figure I.12. Réponse d'un bipolaire ON lors de l'éclairement du centre de leur CR.	14
Figure I.13. Réponse d'un bipolaire OFF lors de l'éclairement du centre de leur CR.	15
Figure I.14. Réponse d'un ganglionnaire ON lors de l'éclairement du centre de leur CR.	16
Figure I.15. Réponse d'un ganglionnaire OFF lors de l'éclairement du centre de leur CR.	16
Figure I.16. Traitement rétinien via le circuit direct.	17
Figure I.17. Chemin indirect du traitement de la rétine (Eclairement périphérique).	17
Figure II.1. Lumière visible par l'œil humain.	20
Figure II.2. Synthèse additive.	20
Figure II.3. Sensibilité des fonctions RGB aux longueurs d'onde.	21
Figure II.4. Sensibilité des fonctions XYZ aux longueurs d'onde (champ visuel 2°).	22
Figure II.5. Courbes LMS de Smith et Pokorny.	23
Figure II.6. Illustration du modèle de De Valois and De Valois.	26
Figure II.7. Schéma montre les étapes supposées de la détection de la lumière.	27
Figure II.8. Réponse impulsionnelle d'un neurone lors d'un stimulus	27
Figure II.9. Réponse impulsionnelle d'un neurone au système rouge/vert.	28
Figure II.10. Très forte réponse lors de l'illumination le centre avec du rouge et la périphérie avec du vert	28
Figure II.11. Aucune réponse lors de l'illumination le centre avec du rouge et la périphérie avec du vert	28
Figure II.12. Réponse impulsionnelle d'un neurone au système jaune/bleu.	29
Figure II.13. Activité de base du neurone.	29
Figure III.1. Modèle d'un neurone artificiel.	31
Figure III.2. Évolution de l'erreur moyenne sur la base d'apprentissage et celle du test.	33
Figure III.3. La manière d'influence des paramètres a, b, c et d.	38
Figure III.4. Réponses de la stimulation des différents neurones par Izhikevich.	38
Figure IV.1. Schéma synoptique (fonctionnel) du programme de la phase apprentissage et validation.	41
Figure IV.2. Organigramme de la phase apprentissage et validation du notre RN.	43
Figure IV.3. Schéma synoptique (fonctionnel) du programme de la phase test.	44

Liste des figures

Figure IV.4. Organigramme de la phase test du notre RN.....	44
Figure IV.5. Modélisation de la perception analogique (électrique) de la couleur.....	47
Figure IV.6. Etapes de modélisation de la perception analogique de la couleur par RNA.....	48
Figure IV.7. Adaptation électrique – physiologique pour la perception de la couleur.....	51
Figure IV.8. Schéma fonctionnel de la génération des impulsions à travers la méthode d’opposition de couleur	52
Figure IV.9. Organigramme de la génération des réponses sous forme trains d’impulsions.....	55
Figure IV.10. Généralisation de la base de données de la perception impulsionnelle.....	55
Figure V.1. Sorties d’entrainement des courants réels désirées et celles calculées par le RN.....	60
Figure V.2. L’erreur MSE effectue par le RNA.....	60
Figure V.3. Lignes de corrélation et de la validation.....	61
Figure V.4. Comparaison entre les courbes des courants réels d’apprentissage et celles du test de RN.....	62
Figure V.5. Adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.....	64
Figure V.6. Test de l’adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.....	64
Figure V.7. Adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.....	65
Figure V.8. Test de l’adaptation des courants de vert aux chromaticités m des cônes M.....	66
Figure V.9. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités l des cônes L.....	67
Figure V.10. Adaptation des courants de rouge aux chromaticités l des cônes L.....	68
Figure V.11. Adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.....	69
Figure V.12. Test de l’adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.....	70
Figure V.13. Adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.....	71
Figure V.14. Test de l’adaptation des courants de bleu aux chromaticités s des cônes S.....	71
Figure V.15. Génération d’un potentiel d’action idéal sous Matlab.....	72
Figure V.16. Génération d’un potentiel d’action réel sous Matlab.....	72
Figure V.17. Activité de base d’un neurone impulsionnel.....	73
Figure V.18. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 740 \text{ nm}$).....	73
Figure V.19. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 680 \text{ nm}$).....	74
Figure V.20. Réponse à une stimulation du centre par du Rouge ($\lambda = 620 \text{ nm}$).....	74
Figure V.21. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 740 \text{ nm}$).....	75
Figure V.22. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 680 \text{ nm}$).....	75
Figure V.23. Réponse à une stimulation de la périphérie par du Rouge ($\lambda = 620 \text{ nm}$).....	76
Figure V.24. Réponse à la stimulation du centre par du vert et de la périphérie par du rouge (au même temps).....	77
Figure V.25. Réponse à la stimulation du centre par du rouge et de la périphérie par du vert (au même temps).....	77
Figure V.26. Généralisation des résultats de calcul des fréquences des potentiels d’action.....	79
Figure V.27. Courbes des fréquences en fonction des longueurs d’onde. F1, à gauche, F2, à droite... 80	
Figure V.28. Courbes des fréquences en fonction des longueurs d’onde. F1, à gauche, F2, à droite (λ [565-745]). 80	

Liste des tableaux

Tableau IV.1. Base de données d'apprentissage des courants idéaux	46
Tableau IV. 2. Base de données d'apprentissage des courants réels	49
Tableau IV.3. Paramètres de chromaticité en fonction des longueurs d'onde de la lumière.	50
Tableau V.1. Sorties calculées par le RN (cas des courants idéaux).	58
Tableau V.2. Sorties calculées par le RNA (cas des courants réels).....	59
Tableau V.3. Résultats des courants réels issus du test de RN.	61
Tableau V.4. Sorties physiologique de m calculées par le RN.	63
Tableau V.5. Résultats des sorties m issus du test de RN.....	64
Tableau V.6. Sorties physiologique de m calculées par le RN.	65
Tableau V.7. Résultats des sorties m issus du test de RN.....	66
Tableau V.8. Sorties physiologique de l calculées par le RN.	67
Tableau V.9. Résultats des sorties l issus du test de RN.....	67
Tableau V.10. Sorties physiologique de l calculées par le RN.	68
Tableau V.11. Résultats des sorties l issus du test de RN.....	69
Tableau V.12. Sorties physiologique de s calculées par le RN.....	69
Tableau V.13. Résultats des sorties s issus du test de RN.	70
Tableau V.14. Sorties physiologique de s calculées par le RN.....	70
Tableau V.15. Résultats des sorties s issus du test de RN.	71
Tableau V.16. Calcul des fréquences en fonction des longueurs d'onde	78
Tableau V.17. Calcul des fréquences en fonction des longueurs d'onde	79
Tableau V.18. Résultats obtenus de la modélisation des RNA.....	81

Introduction générale

Les problèmes liés à l'œil de l'être humain sont très courants de nos jours. Ils nécessitent différents traitements médicaux et parfois nécessitent des interventions chirurgicales suivies par une rééducation clinique.

Mais dans le cas d'une destruction (endommagement) totale de la rétine, aucune solution efficace n'est disponible en médecine aujourd'hui ; bien qu'il y ait des recherches en cours des études. L'idée de ces derniers se base sur la restauration de la vue à travers le remplacement, par une intervention chirurgicale, de la rétine naturelle (biologique) par une rétine artificielle, fabriquée en technologie micrométrique (microélectronique et microsystème), sous forme d'une puce électronique.

La perception de la couleur par la rétine, aussi l'adaptation entre son entrée et sa sortie représente une tâche complexe et nécessite un moyen de calcul semblable aux neurones biologiques. A partir de ce constat de fait, notre problématique se trouve posée.

A cet effet notre projet sera consacré essentiellement à la modélisation de la perception de la couleur par les réseaux de neurones artificiels impulsionnels, en délimitant notre cahier de charge à travers les points suivants :

- Définition d'une base de données permettant la conversion de la lumière (longueurs d'onde) en courants électriques correspondant aux trois couleurs fondamentaux RGB.
- Définition d'une base de données permettant la conversion de la lumière (longueurs d'onde) en composantes physiologiques.
- Adaptation des grandeurs électrique en grandeurs physiologiques à travers un réseau de neurone artificiel (RNA).
- Modélisation de la perception de la couleur à travers un modèle impulsional semblable aux neurones biologiques.
- adaptation, approximative, entre l'entrée de la rétine (couleur) et sa sortie (potentiel d'action).

Ainsi, notre projet fut structuré en Cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous commençons par une étude générale sur tout ce qui concerne le système visuel humain (SVH) en passant par l'anatomie de l'œil, et en particulier sa rétine. Par la suite, nous étudions les différents étages de la rétine permettant le traitement de l'information lumineuse.

Alors que le deuxième chapitre sert à une étude théorique concernant la perception de la couleur par la rétine, dont le but est de définir une correspondance entre la physique de la lumière (couleur) et la perception qui en résulte. Nous basons donc sur la méthode d'opposition de couleur (antagonisme centre-pourtour).

Le troisième chapitre sert aussi à une étude théorique permettant la modélisation des neurones de deuxième génération, artificiels, et d'autres de troisième génération, impulsionnels, afin de modéliser la perception de la couleur.

Le contexte expérimental est présenté dans les deux derniers chapitres, le quatrième et le cinquième. Le quatrième chapitre sera consacré à la modélisation de la perception de la couleur par la rétine, à travers l'élaboration de différents programmes sous Matlab. Il se base sur la méthode d'opposition de couleur (antagonisme centre pourtour) sous le modèle impulsif, qui est proche du neurone biologique, d'Izhikevich.

Alors que le cinquième chapitre développera par la suite tous les résultats et les interprétations de la simulation effectuée dans la partie pratique.

Enfin, nous terminons ce projet de fin d'étude par une conclusion générale, où nous présentons une synthèse de travail effectué au cours de cette étude avec quelques suggestions et perspectives utiles pour la continuité du travail par d'autres étudiants.



ORGANIGRAMME DU MEMOIRE

Introduction générale

Partie théorique

Partie pratique

Chapitre I

Le chapitre (I) est consacré essentiellement à des généralités concernant le système visuel humain, et en particulier le traitement de l'information lumineuse effectué par la rétine naturelle. Il représente une introduction au chapitre (II) (c'est-à-dire qu'il aide à la compréhension du chapitre suivant).

Chapitre II

Les généralités du chapitre précédent nous permettent d'entamer le deuxième chapitre qui traite la théorie des modèles de la perception de la couleur qui est l'objectif de notre travail. Pour arriver à cet objectif, en pratique, nous devons suivre une modélisation de cette perception. Pour cela, nous avons besoin d'un outil de calcul qui est 'Les Réseaux de neurones'. C'est le but du troisième chapitre.

Chapitre III

Pour modéliser donc la perception de la couleur, vue dans le chapitre précédent, nous avons choisis, d'une part, l'outil de calcul 'réseaux de neurones artificiels classiques' pour le traitement de bases des données (qui définissent les entrées et les sorties de la perception analogique des couleurs).

D'autre part, et puisque ces neurones classiques sont très loin des neurones biologiques, nous avons complétés notre modélisation par un autre moyen qui très proche des neurones biologiques. C'est le neurone impulsionnel. Ce dernier nous permet, avec le RNA classique, l'obtention de la réponse impulsionnelle sortant de la rétine ; ce qui est notre but. Pour cela il est nécessaire de passer, dans ce chapitre (III) par la théorie des réseaux de neurones artificiels et celle des neurones impulsionnels.

Chapitre IV

Les trois chapitres précédents contiennent toutes les notions théoriques nécessaires pour entamer la partie expérimentale. Le quatrième chapitre représente la première partie de la pratique qui traite, d'une part, la modélisation (par programmation sous Matlab) de la perception de couleur par des réseaux de neurones artificiels classiques dont l'objectif est la définition de différentes bases de données nécessaires pour réaliser cette perception (entrée : lumière, sortie : signal analogique).

D'autre part, et puisque la réponse impulsionnelle de la rétine est dynamique (prend en considération le facteur de temps), ce chapitre traite aussi la modélisation de la perception de la couleur par le neurone impulsionnel à travers le modèle d'Izikevich (entrées : lumière, sortie : signal impulsionnel) en appliquant la méthode d'opposition de couleur (centre-pourtour).

Ensuite une adaptation entre les deux modélisations (classique et impulsionnelle) est assurée par identification des longueurs d'onde de la lumière.

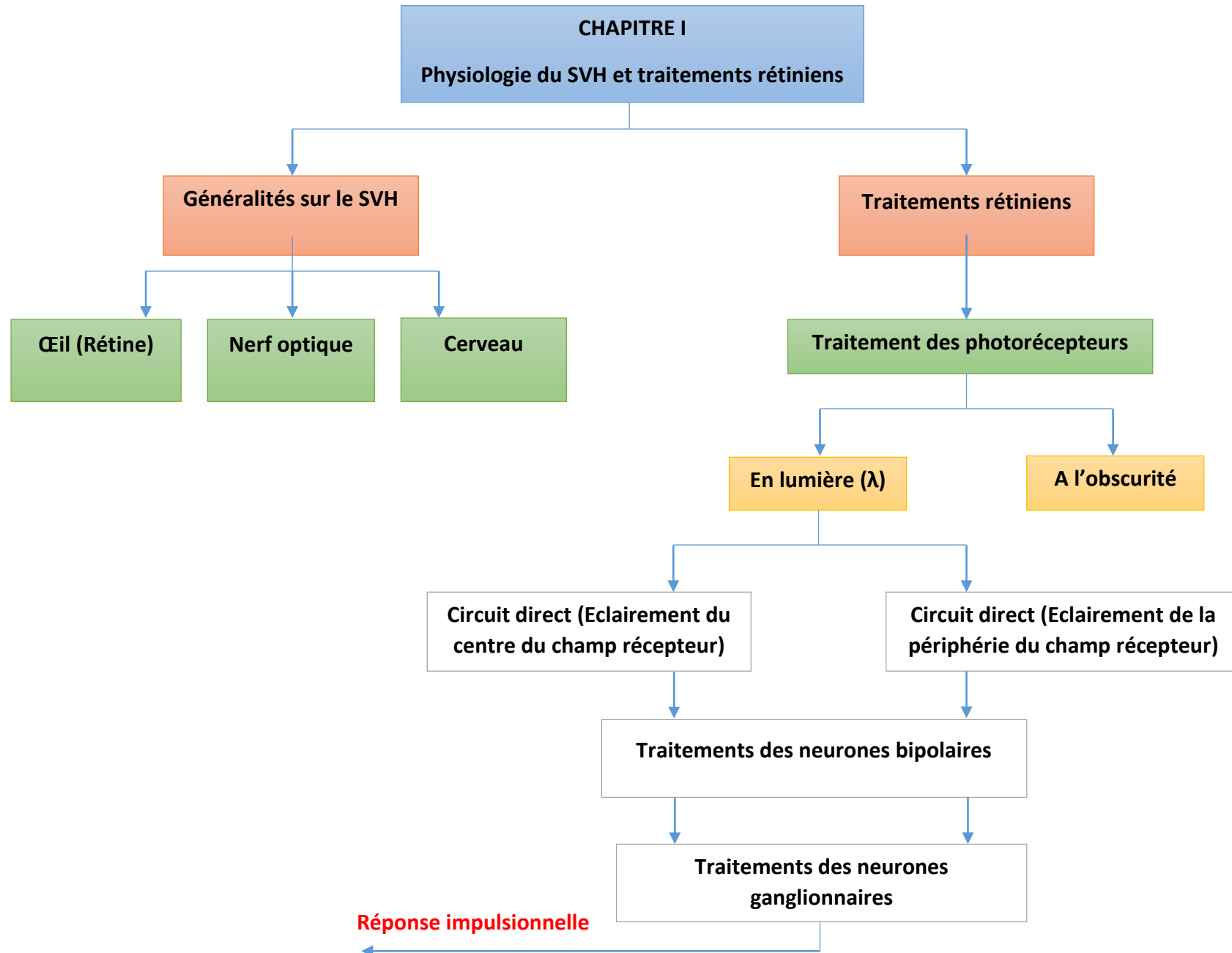
Les résultats de ce chapitre sont obtenus par la simulation des neurones et sont interprétés en chapitre (V).

Chapitre V

Après avoir réalisé la partie modélisation par programmation, sous Matlab, des réseaux de neurones artificiels classiques et neurone impulsionnel, une simulation est effectuée, dans le cinquième chapitre, afin d'obtenir et d'interpréter les réponses impulsionnelles résultant de la perception de la couleur.

Conclusion générale

ORGANISATION DU PREMIER CHAPITRE



CHAPITRE

I

PHYSIOLOGIE DU SYSTEME VISUEL
HUMAIN ET TRAITEMENTS RETINIENS

I.1. Introduction

Après la présentation de l'objectif principal de notre projet de fin d'étude, la perception de la couleur, et de la méthodologie de travail, dans l'introduction générale, nous avons commencé notre étude par ce chapitre qui introduit brièvement l'anatomie du système visuel humain (SVH) et une description du traitement de l'information lumineuse effectué par les différents neurones biologiques au niveau de la rétine. La compréhension de ces mécanismes nous permettra de modéliser la fonction de perception de la couleur par la suite.

Le système visuel humain est, donc, l'ensemble des éléments participant dans la chaîne de la vision qui est constituée de l'organe sensoriel périphérique, l'œil, du nerf optique et du cerveau. Le lien entre ces trois étages est représenté dans la figure ci-dessous [1].

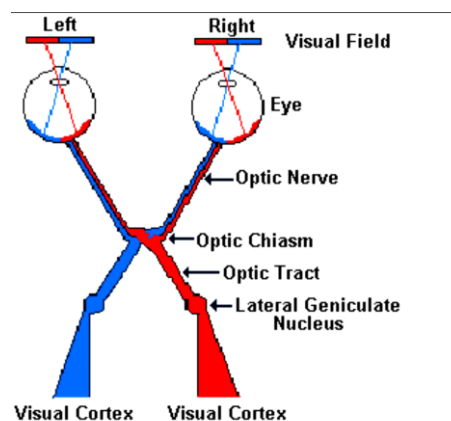


Figure I.1.Chemin visuel de l'information lumineuse du champ visuel, à travers les deux yeux, puis le nerf optique jusqu'au cerveau.

I.2. œil humain [2]

C'est l'organe de la vision qui permet de capter la lumière et de l'analyser. Il est constitué de différentes parties (tuniques) enfermant des milieux transparents.

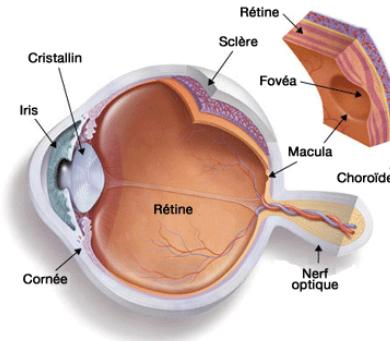


Figure I.2. Schéma anatomique de l'œil humain.

I.2.1. Partie externe (ou tunique fibreuse)

Elle constitue de la partie blanche de l'œil appelant sclérotique, qui permet d'assurer la protection de l'œil, et d'un tissu transparent appelé cornée, qui permet le passage de la lumière.

I.2.2. Partie moyenne (tunique uvale ou uvée)

Elle est constituée de la choroïde en arrière, qui permet de fournir les nutriments à l'œil, du corps ciliaire qui permet de modifier la forme du cristallin, et de l'iris en avant qui est une structure membranaire pigmentée (colorée) donnant la couleur de l'œil et ayant la capacité de se dilater (s'ouvrir), lors d'un fort éclaircissement, ou de se contracter (se ferme), lors d'un faible éclaircissement, autour de son centre (la pupille). Ceci permet de réguler la quantité de la lumière pénétrant dans l'œil et de rendre l'éclaircissement de la rétine presque constant.

I.2.3. Partie interne (ou tunique sensitive)

C'est un ensemble de couches de neurones qui forme une membrane nerveuse au fond de l'œil, appelée rétine. En effet c'est l'objectif de notre travail de ce mémoire.

I.3. Rétine

La rétine, sur laquelle se forment les images, est l'élément sensoriel sensible à la vision. Elle permet un traitement bas niveau, dit perception.

En effet, c'est un disque d'environ de 42 mm de diamètre, 250 μm d'épaisseur ; contient des cellules nerveuses neurones, qui communiquent entre eux, et gliales. Ces derniers jouent un rôle d'isolation et de transmission du flux lumineux d'un point de l'espace à un autre sans dégradation [3].

La rétine est constituée d'une structure neuronale complexe, par un empilement de plusieurs couches, figure I.3, pigmentaire et nerveuses (photorécepteurs, cellules horizontales, bipolaires, amacrines et ganglionnaires) de différentes caractéristiques.

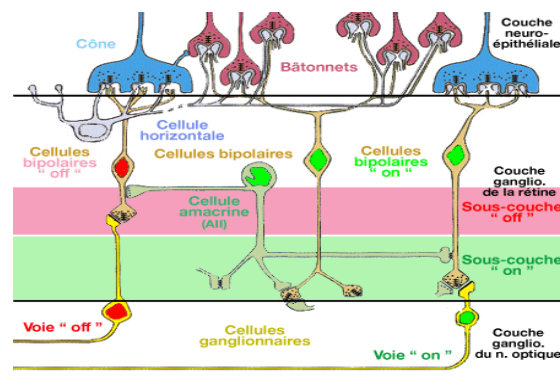


Figure I.3. Schéma simplifié de l'organisation de la rétine [4].

I.3.1. Couche épithélium pigmentaire

Cette couche permet d'absorber les photons qui n'auraient pas été absorbés par les photorécepteurs afin d'éviter leur propagation ou réflexion.

I.3.2. Couche des photorécepteurs

Les photorécepteurs sont des neurones spécifiques qui servent à détecter le signal lumineux (photons) et le transformer en signal électrique ou influx nerveux en stimulant les neurones des autres couches de la rétine.

I.3.2.1. Structure des photorécepteurs

Chez l'homme la rétine comporte les photorécepteurs cônes et bâtonnets qu'ils ont une structure semblable, figure (I.4), constituant principalement d'un segment interne, comprend le noyau cellulaire, d'un segment externe consiste en un empilement de disques membranaires renfermant les photo-pigments, et d'une terminaison synaptique.

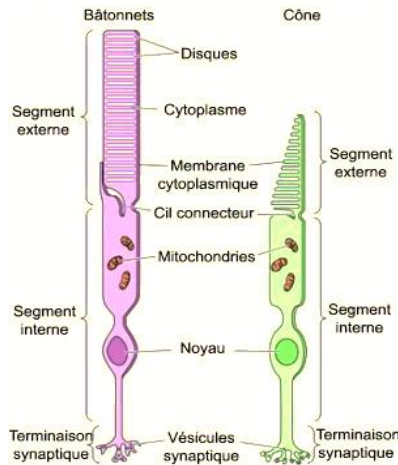


Figure I.4. Structure des photorécepteurs, cône et bâtonnet.

I.3.2.2. Photorécepteurs à cônes

Les cônes sont moins rapides pour réagir mais peuvent recevoir une grande quantité de lumière. En effet ils sont responsables de la vision diurne, du jour, et colorée. Ils assurent une meilleure acuité et apportant une meilleure résolution pour les changements rapides de la scène visuelle. La vision des couleurs est assurée par trois types de cône, selon leur sensibilité à la longueur d'onde (figure I.5) [4].

- a. Cônes de type S :** sensibles principalement aux longueurs d'onde du bleu.
- b. Cônes de type M :** sensibles principalement aux longueurs d'onde du vert.
- c. Cônes de type L :** sensibles principalement aux longueurs d'onde du rouge.

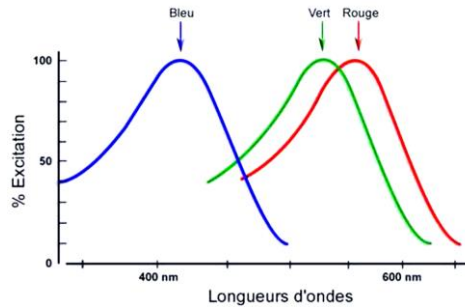


Figure I.5. Sensibilité des cônes aux différentes longueurs d'onde.

I.3.2.3. Photorécepteurs à bâtonnets

Les bâtonnets représentent un système achromatique responsable de la vision en lumière atténuée, nocturne ou de nuit ou encore noir et blanc. En pleine lumière l'activation des bâtonnets sera saturée. Ils sont plus sensibles que les cônes, mais leur seuil d'activation est plus faible.

I.3.2.4. Répartition des photorécepteurs

Entre 5 et 7 millions de cônes se répartissent, en majorité, dans la rétine centrale qui est de 150 μm d'épaisseur et qui occupe un champ circulaire d'environ 6 mm autour d'une petite dépression de 200 μm de diamètre ; appelée fovéa qui correspond au point où se forme l'image. Entre 120 et 130 millions de bâtonnets se répartissent dans la rétine périphérique ; qui est de 400 μm de diamètre au-delà de la fovéa. La figure (I.6) montre cette répartition.

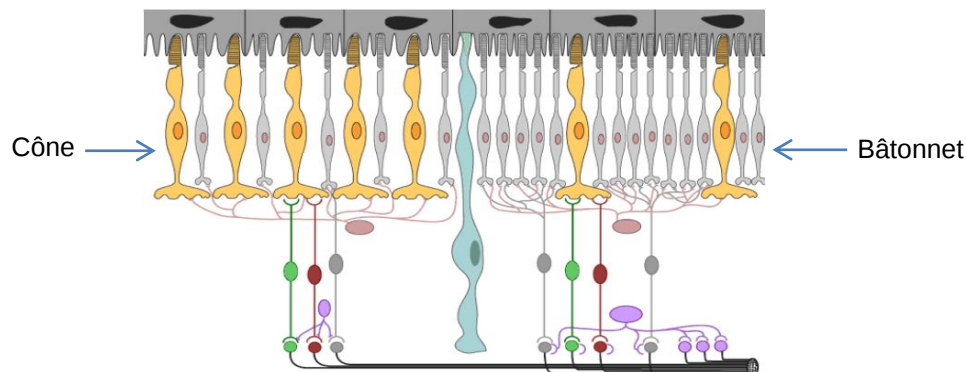


Figure I.6. Répartition des photorécepteurs dans la rétine centrale, à gauche, et périphérique, à droite [4].

I.3.3. Couches externes

I.3.3.1. Couche nucléaire externe

Elle est composée du corps cellulaire des photorécepteurs cônes et bâtonnets qui ils ont des connexions synaptiques de type électrique entre eux.

I.3.3.2. La couche plexi-forme externe

C'est le lieu de la triade synaptique cône, cellule horizontale et bipolaire qui permet de rehausser les contours de l'image.

I.3.3.3. Cellules horizontales

Trois types de cellules horizontales, selon le nombre et la nature de leur connections synaptiques avec les photorécepteurs, ont une fonction qui est en rapport avec le traitement de la couleur, et qui apporte des renseignements précieux sur le codage rétinien.

I.3.3.4. Cellules bipolaires

a. Bipolaire de bâtonnets (RB) : ce type des cellules est connecté avec les bâtonnets.

b. Bipolaires diffuses : cinq types de cellules bipolaires ; connectées à plusieurs cônes.

c. Midget bipolar (MB) : trois types de bipolaires sont reliées à un seul cône.

I.3.4. Couche plexi-forme interne

Les axones des bipolaires ON et OFF se projettent dans différentes sous-couches de cette couche. Cette séparation permet de conserver la distinction entre la voie ON et OFF. On parle également de champ récepteur avec une organisation antagoniste centre-pourtour.

I.3.5. Couche interne

I.3.5.1. Couche nucléaire interne

Elle comprend les corps cellulaires bipolaires et amacrine.

I.3.5.2. Couche plexiforme interne

C'est le lieu de connexions entre les cellules bipolaires, amacrines et ganglionnaires. Les bipolaires transmettent l'information de la couche externe vers la couche interne.

I.3.5.3. Cellules amacrines

L'anatomie de la rétine montre qu'il existe au moins 25 sortes de cellules amacrines qu'elles ont un peu le rôle des cellules horizontales dans la couche externe, mais la fonction précise de ces cellules n'est pas bien identifier et connue [2].

I.3.5.4. Cellules ganglionnaires

Les ganglionnaires réagissent à la lumière à travers plusieurs types de cellules. Nous citons ici, selon leur taille, les type P et M.

a. Cellules Paravo-cellulaires P (ou Midget) : Les Paravo-cellulaires sont nombreuses (90%) et de tailles moyennes. Elles interviennent à la vision des couleurs par un petit champ récepteur.

b. Cellules Magnocellulaires M (ou Parasol) (5%) : Elles sont des grandes cellules, à larges champs récepteurs, sensibles au mouvement.

I.4. nerfs optiques

La réunion des terminaisons axonales des neurones ganglionnaires de la rétine composent le nerf optique. Les axones sont les fibres du nerf optique. Ainsi deux voies visuelles croisées servent à acheminer les messages électriques des informations lumineuses, issus du traitement bas niveau de chaque rétine, jusqu'aux centres supérieurs (Thalamus visuel ou CGL) au cerveau.

I.5. cerveau humain

Le cerveau est le principal élément du système nerveux de l'être humain. C'est la structure biologique la plus complexe qui renferme plusieurs milliards de neurones connectés les uns aux autres.

Dans la vision, des impressions visuelles sont véhiculées de la rétine, via les nerfs optiques, vers la structure située au centre du cerveau qui est le thalamus visuel (CGL) puis, via les bandes optiques, vers le cortex visuel primaire. Il permet donc de procéder une interprétation de ces informations, et de fournir ainsi des réponses adaptées afin de donner du sens à ce que voient les deux yeux.

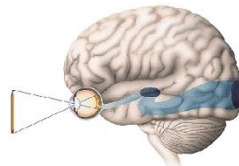


Figure I.7. Chaîne de système visuel humain.

I.6. Traitements neurophysiologiques de l'information visuelle par la rétine

Les couches de la rétine sont constituées de neurones inter-connectés, qui permettent d'effectuer différents traitements rétinien sur l'information lumineuse. Ces traitements représentent la production, la combinaison et la transmission des réponses de différents neurones de la rétine, via les circuits de traitement. Avant d'entamer le principe de ces traitements, nous commençons par quelques définitions.

I.6.1. Définitions

I.6.1.1. Neurone biologique [2]

Le neurone biologique (ou cellule) est une structure nerveuse élémentaire composé, comme le montre la figure I.11, d'un ensemble de ramifications (prolongements) courtes et nombreuses (environ de 7000 par neurone) ; appelées dendrites. Ces derniers sont reliés à un Corps cellulaire, soma, qui a leur tour relié à une fibre unique ou prolongement, axone, qui se termine par une terminaison synaptique.

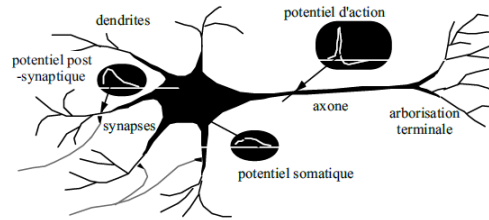


Figure I.8. Schéma simplifié d'un neurone biologique.

Le neurone reçoit des influx nerveux, membrane potentiel ou potentiels d'action, à travers leurs dendrites et son corps cellulaire puis les achemine à l'aide de son axone. Ce dernier transmet encore ces influx à d'autres cellules. C'est ce qu'on appelle la communication entre neurones. Cette communication est assurée par les connexions des synapses entre les terminaisons des neurones.

I.6.1.2. Synapses

Une synapse est un contact spécial ; qui a une structure complexe (figure I.9) permettant de transmettre l'information soit directement sous forme électrique entre deux neurones, soit par l'intermédiaire d'un médiateur chimique, neurotransmetteur, qui est libéré par les terminaisons axonales pour atteindre les sites récepteurs d'autres neurones [2]. Chaque synapse joue un rôle d'excitation ou d'inhibition, suivant que son influence est d'augmenter ou de diminuer l'état d'excitation du neurone auquel elle est reliée.

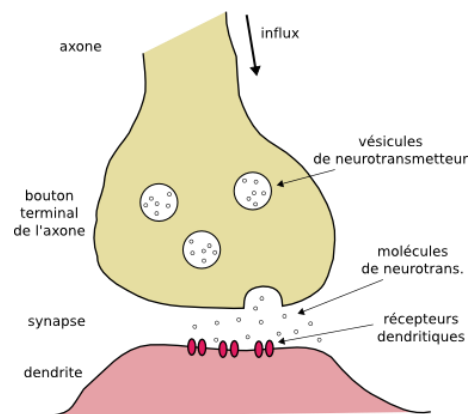


Figure I.9. Principe d'une connexion synaptique.

I.6.1.3. Membrane potentiel

C'est la différence de potentiel électrique entre l'intérieur et l'extérieur d'un neurone biologique.

I.6.1.4. Dépolarisation et hyperpolarisation

Ce sont des simples variations du potentiel de membrane. La dépolarisation sert à une excitation, alors que l'hyperpolarisation sert à une inhibition.

I.6.1.5. Potentiel d'action (PA) [5]

Quand les changements de potentiel de membrane atteignent un certain seuil, un échange d'ions se fait avec un déplacement rapide permettant la dépolarisation de la membrane suivie immédiatement par une repolarisation. Après un temps de repos, la membrane est prête pour donner une réponse à nouveau. Chaque réponse représente un signal électrique sous forme de courte impulsion ; c'est le potentiel d'action.

I.6.1.6. Champ récepteur CR

Le champ récepteur (CR) d'un neurone est la portion de la rétine qui influence, par excitation ou inhibition, l'activité ou la décharge neuronale qui traduit par un changement de potentiel de la membrane de ce neurone, lorsqu'elle est soumise à un stimulus lumineux [5]. La plupart des neurones visuels présentent un CR de forme circulaire, constitués de deux zones, centrale et périphérique, organisées selon l'antagonisme centre-pourtour.

I.6.1.7. Antagonisme (ou différence) centre-pourtour

Un neurone, bipolaire ou ganglionnaire, répond à l'hyperpolarisation des cônes, lors de l'illumination de son CR, selon la zone éclairée (centre ou périphérie) par l'antagonisme centre-pourtour qui est dû au relais ou synapses effectués par les cellules horizontales.

I.6.1.8. Neurone ON (ou OFF)

C'est un neurone, ou cellule, à centre ON (ou à centre OFF).

I.6.1.9. Antagonisme neurone on-off [2]

Lors de l'illumination d'un CR, La réponse à l'hyperpolarisation des cônes, dépend du neurone impliquée (ON ou OFF) et suit l'antagonisme de réponse neurone ON - neurone OFF. Ceci est dû au relais entre un photorécepteur et un bipolaire lors de la transmission du signal du glutamate. Le récepteur au glutamate de la bipolaire ON, métabotrope, diffère de celui de la bipolaire OFF, canal au glutamate.

En effet, on associe les synapses inhibitrices pour les bipolaires ON, et celles excitatrices au bipolaires off. Ainsi le centre du CR sera excitateur pour les neurones ON (inhibiteur pour les neurones OFF) tandis que le pourtour du champ récepteur sera l'inverse du précédent.

I.6.2. Etapes de traitement rétinien

Le traitement rétinien dépend de la présence d'un stimulus (lumière) ou non (obscurité), de la région illuminée et du type de neurone.

I.6.2.1. A l'obscurité (Au repos) [6]

Chaque neurone photorécepteur contient deux solutions, dont la concentration en ions sodium et potassium sont différentes, et qui sont séparés par une membrane.

Les photo-pigments ont une concentration plasmatique d'un nucléotide, le Guanoisine 3'-5' monophosphate cyclique (cGMP) élevée à l'obscurité. L'activation des photo-pigments par la lumière réduit cette concentration. Le segment externe des photorécepteurs comporte des canaux spécifiques pour le Na^+ sensibles à cette concentration en cGMP. Au repos, la membrane permet un échange d'ions sodium et potassium qui sert à générer un courant d'obscurité, qui résulte du mouvement d'un courant entrant et un autre sortant, permettant la dépolarisation du photorécepteur.

a. Courant sortant K^+

Il résulte d'un flux ionique permanent de K^+ ; sortant de la cellule. Il permet l'hyperpolarisation du photorécepteur vers le potentiel d'équilibre du K^+ qui est de l'ordre de -70mV.

b. Courant entrant Na^+

Il résulte d'un flux ionique Na^+ entrant, au travers de la membrane du segment externe. Ce courant est activé par le cGMP en permettant une dépolarisation, du segment externe (membrane) du photorécepteur, avec un potentiel de membrane intermédiaire autour de -40 mV . La dépolarisation des photorécepteurs (cônes), par le courant d'obscurité, sert à libérer un seul type de neurotransmetteur, le glutamate, au niveau des synapses. Ceci permet le maintien des neurones bipolaires centre-on en état hyper-polarisé (inhibé), et les bipolaires centre-off en état dépolarisé (excité).

I.6.2.2. En lumière (état excité)**I.6.2.2.1. Traitement des photorécepteurs [2] [6]**

L'absorption des photons, par les protéines de la cellule photo-réceptrices, sert à déclencher des événements biochimiques permettant un changement graduel (vers le potentiel d'équilibre) du potentiel de membrane, et non par des potentiels d'actions, de cette cellule pour déclencher une réponse du récepteur ; sous forme d'un message électrique analogique à intensité variable. C'est la photo-transduction. Il est important de noter que ce changement du potentiel est indépendant de la longueur d'onde du photon absorbé mais c'est la probabilité qu'un type de cône donné capte un photon d'énergie donnée qui est variable selon la longueur d'onde correspondant à cette énergie du photon et à la sensibilité de ce cône. [2]

La circulation des messages nerveux dans la rétine est assurée par un câblage très particulier, qui représente les circuits directs ou indirects de traitements. Ces derniers dépendent de la région illuminée (centre ou périphérie) et du type de neurones (on ou off).

I.6.2.2.2. Circuit direct (ou verticale) : illumination du centre du champ récepteur**1. Définition**

Chaque cône au centre du champ récepteur est branché directement, via un jeu de synapses excitatrices et inhibitrices, sur deux bipolaires (on et off) qui à leur tour se connectent directement aux deux neurones ganglionnaires. C'est le système Push-Pull [4] [6].

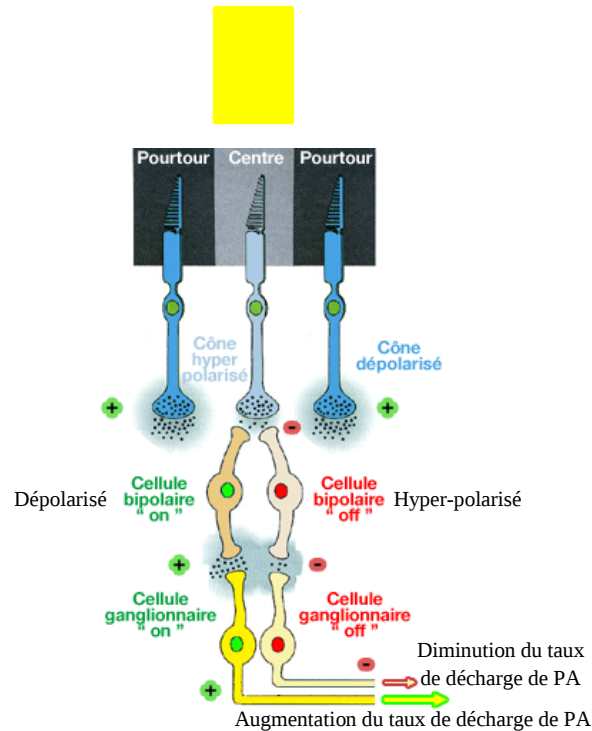


Figure I.10. Chemin direct du traitement de la rétine (Eclairement centrale).

2. traitement du réseau d'inter-neurones

L'entrée de la rétine (photorécepteurs) et sa sortie (neurones ganglionnaires) sont reliées entre eux par un réseau d'inter-neurones (bipolaires, horizontales et amacries) qui permet la combinaison, la mise en forme et la transmission, vers la sortie, des signaux.

Les cellules amacrines sont à la base du codage du mouvement. Alors que les cellules horizontales permettent un aide du codage entre les photorécepteurs et les bipolaires.

3. Traitement des neurones bipolaires

Les bipolaires répondent selon leur champs récepteurs. La réponse, à la lumière, des cellules horizontales et bipolaires permet de créer juste un changement du potentiel de membrane (transmission passive d'hyperpolarisation ou de dépolarisation), sans créer un potentiel d'action. En effet, elle dépend du champ récepteur de ce neurone [6].

a. Champ récepteur d'un neurone bipolaire

Le champ récepteur d'un neurone bipolaire (figure I.11) est l'ensemble des photorécepteurs situés au centre et à la périphérie de ce neurone, de manière antagoniste (organisation centre-pourtour), afin de changer son potentiel de membrane lors d'un éclaircissement.

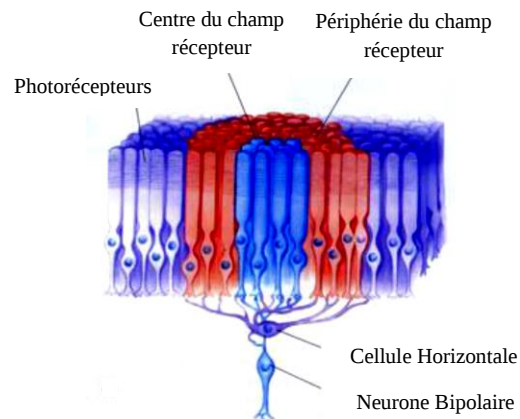


Figure I.11. Champ récepteur d'un neurone bipolaire.

b. Neurones bipolaires ON

L'hyperpolarisation qui résulte de l'excitation des photorécepteurs du centre du champ récepteur du bipolaire ON, par la lumière, entraîne une dépolarisation de ce bipolaire ON (fig I.12).

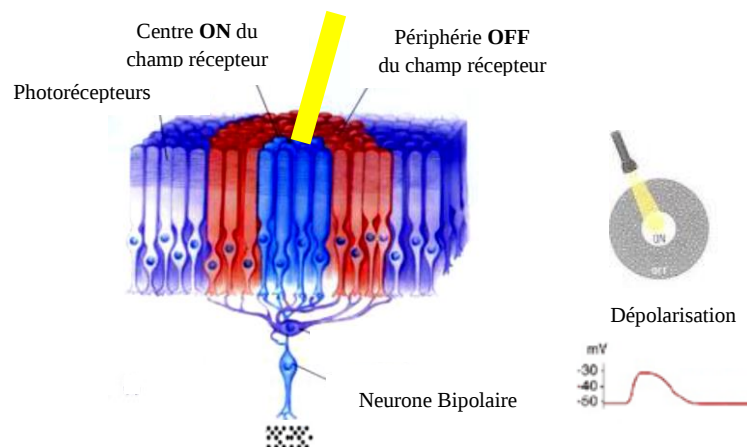


Figure I.12. Réponse d'un bipolaire ON lors de l'éclaircissement du centre de leur CR.

c. Neurones bipolaires OFF

Dans le cas d'un bipolaire off, sa réponse est en inverse de celui d'un bipolaire on. C'est-à-dire que l'illumination du centre du champ récepteur entraîne l'hyperpolarisation de la bipolaire off (figure I.13).

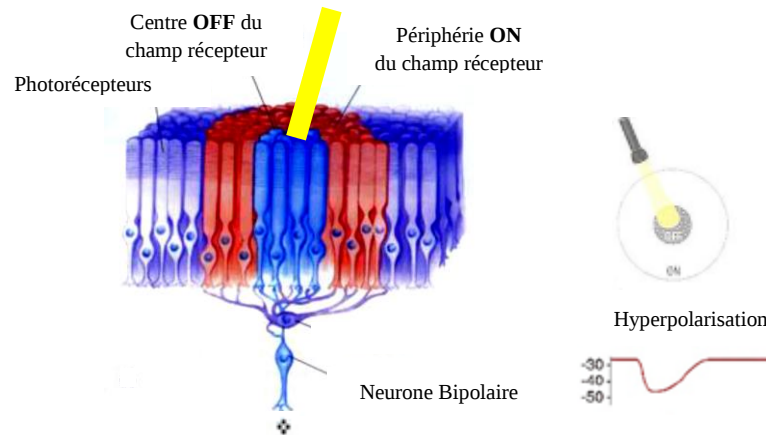


Figure I.13. Réponse d'un bipolaire OFF lors de l'éclairement du centre de leur CR.

4. Traitement des neurones ganglionnaires

L'excitation du champ récepteur des cellules ganglionnaires permet, non plus une simple variation du potentiel de membrane (dépolarisation, hyperpolarisation), mais une émission ou non de potentiels d'action, vers le nerf optique, sous forme de trains d'impulsions dont la fréquence est proportionnelle à leur état d'excitation.

a. Champ récepteur d'un neurone ganglionnaire

Ce champ représente les afférences d'un ganglionnaire qui sont originaires des photorécepteurs de voisinage ; dans une aire circonscrite (limitée) de la rétine. Il est également composé d'une région centre et d'une périphérie. Ce champ répond donc par un antagonisme centre - pourtour où la stimulation du son centre est inhibée par la périphérie [6].

On distingue deux types de cellules ganglionnaires selon leur réponse à un petit point lumineux appliqué au champ récepteur ; cellules centre-on et cellules centre-off.

b. Neurone ganglionnaire ON

Dans ce cas, la dépolarisation du bipolaire ON entraîne l'excitation du ganglionnaire ON, connecté avec ce bipolaire ON. Ceci génère une augmentation du taux de décharge de potentiel d'action (PA) comme le montre la figure (I.14).

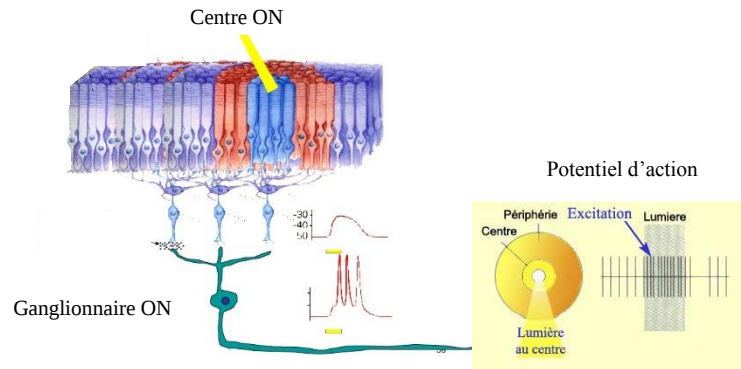


Figure I.14. Réponse d'un ganglionnaire ON lors de l'éclairement du centre de leur CR.

c. Neurone ganglionnaire OFF

Dans ce cas, l'hyperpolarisation du bipolaire OFF entraîne une inhibition de ce ganglionnaire off, ce qui résulte en une diminution du taux de décharge de son potentiel d'action.

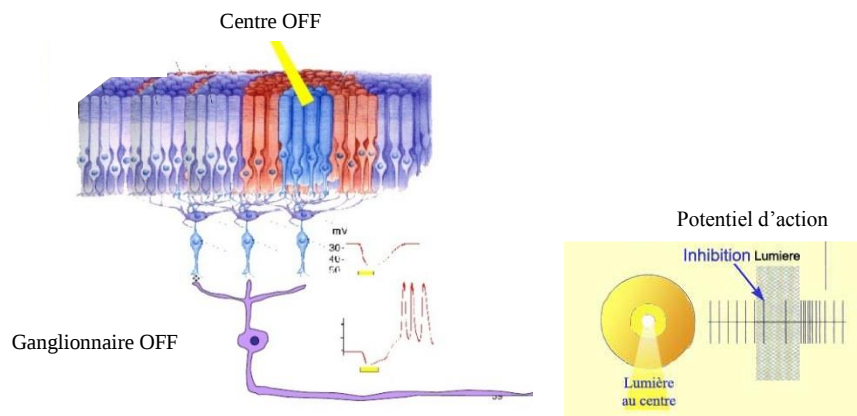


Figure I.15. Réponse d'un ganglionnaire OFF lors de l'éclairement du centre de leur CR.

La figure (I.16) résume le traitement du signal lumineux par les neurones principaux de la rétine à travers le circuit direct c'est-à-dire lors de l'illumination du centre du champ récepteur d'un neurone.

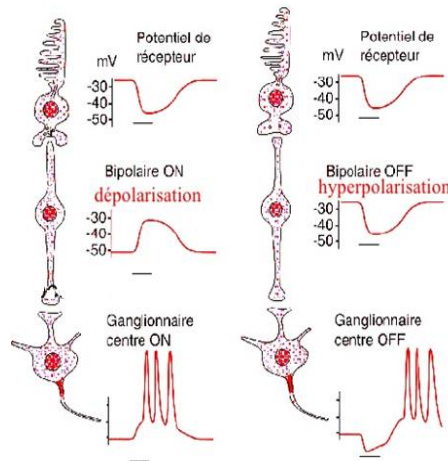


Figure I.16. Traitement rétinien via le circuit direct.

I.6.2.2.3. Circuit indirect (ou latérale) : illumination de la périphérie du champ récepteur

Les cônes de la périphérie du champ récepteur sont reliés à un neurone ganglionnaire via un bipolaire par l'intermédiaire d'une cellule horizontale ou amacrine. On parle de deux cônes pour une seule ligne [4].

Grâce à ce circuit, le cône centrale peut savoir, à l'aide d'une cellule horizontale de type II, que son voisin, en périphérie, est éclairé. Ce neurone est donc capable d'informer le système nerveux d'une minime différence d'éclairement ; c'est une des bases du codage du contraste.

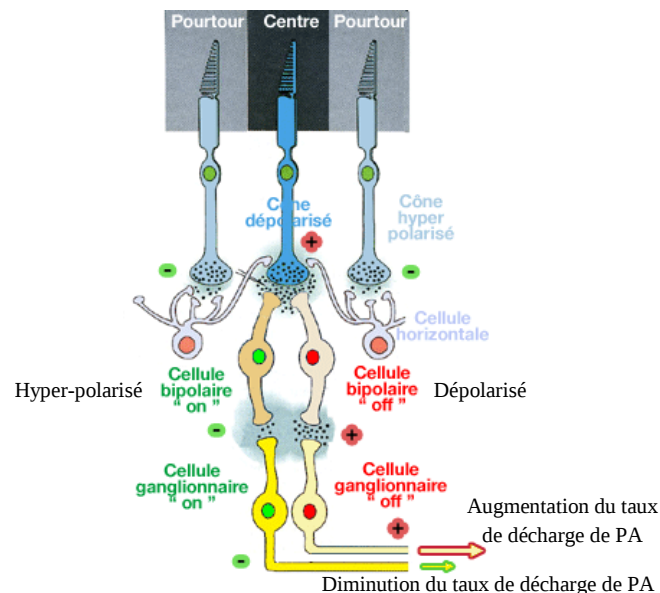


Figure I.17. Chemin indirect du traitement de la rétine (Eclairement périphérique).

Nous avons bien détaillé les différentes réponses des traitements de principaux neurones de la rétine lors d'un stimulus du centre du champ récepteur d'un neurone. Pour le cas d'un stimulus de sa périphérie, nous obtenons exactement l'inverse des réponses précédentes.

C'est-à-dire que l'hyperpolarisation qui résulte de l'excitation des photorécepteurs de la périphérie du champ récepteur d'un bipolaire est transféré au bipolaire ON, via les cellules horizontales, et entraîne une dépolarisation du bipolaire off.

Ceci entraîne, d'une part, une intervention des cellules horizontales, qui permet l'hyperpolarisation du ganglionnaire ON, en provoquant la diminution de la fréquence des PA de ce ganglionnaires ON. Et entraîne aussi une dépolarisation (excitation) du ganglionnaire (off), ce qui résulte une augmentation de fréquences de son PA.

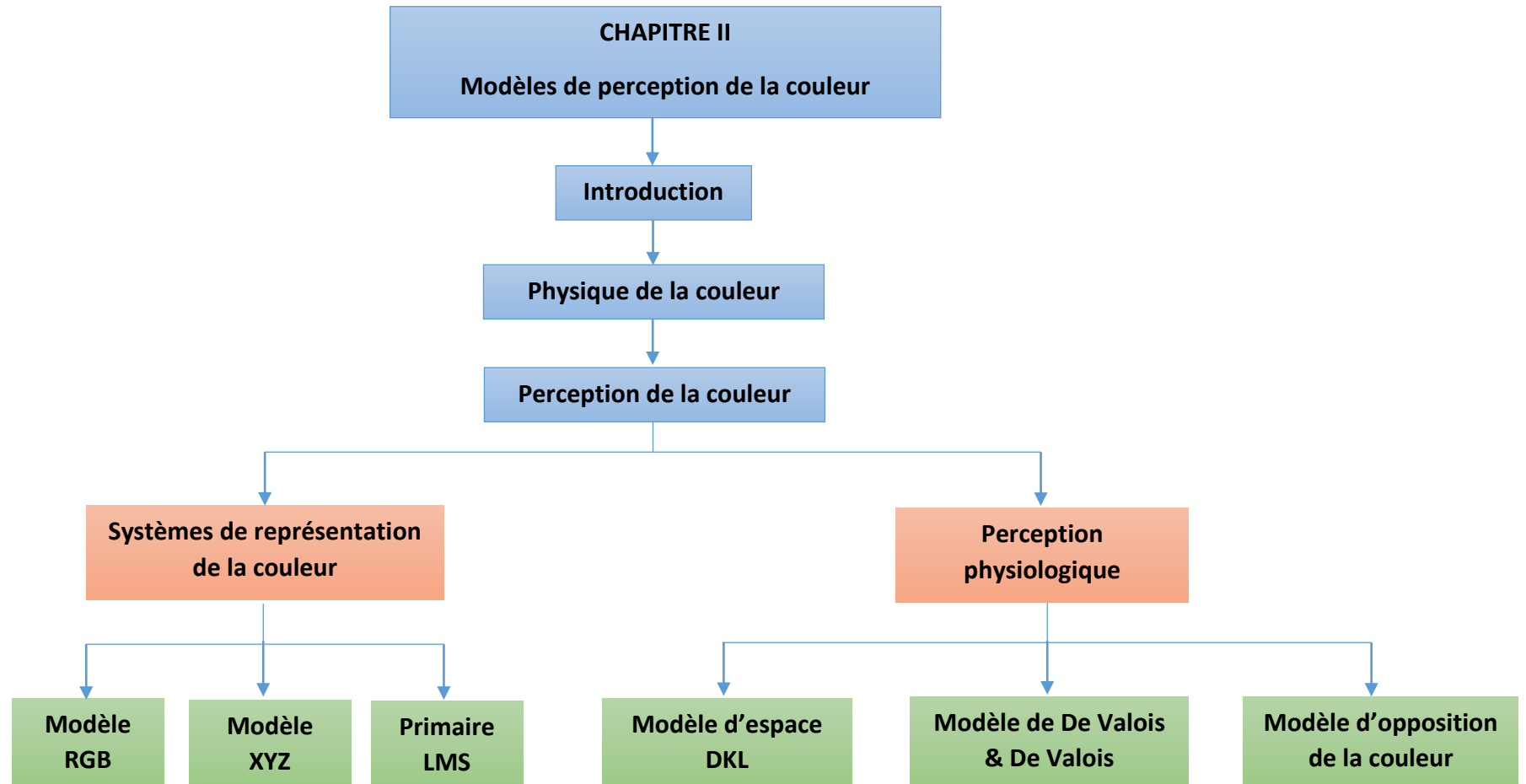
Conclusion

Nous avons cité, dans ce chapitre, d'une part, les informations médicales nécessaires sur l'anatomie du système visuel humain (SVH) qui représente une chaîne d'organes qui communiquent entre eux pour assurer la vision.

D'autre part, nous avons étudié les différents étages de traitement de l'information lumineuse par la rétine.

En effet, ce chapitre représente l'introduction qui contient les notions théoriques nécessaires et complémentaires de la théorie de la perception de la couleur qui est traitée dans le prochain chapitre, et que nous nous proposons de modéliser par les réseaux de neurones impulsif dans notre projet.

ORGANISATION DU DEUXIEME CHAPITRE



CHAPITRE**II****MODELES DE PERCEPTION DE LA
COULEUR PAR LA RETINE****II.1. Introduction**

Nous avons vu, dans le chapitre précédent, des généralités concernant le SVH et en particulier le traitement de l'information lumineuse effectué dans la rétine. En termes de continuité, le présent chapitre traite le codage de cette information lumineuse, à travers divers modèles, dont l'objectif est de présenter la correspondance entre la physique de la lumière (couleur) et la perception qui en résulte, par la rétine.

II.2. Physique de la couleur**II.2.1. Ondes électromagnétiques**

Une onde électromagnétique comporte à la fois un champ électrique et un champ magnétique oscillant d'une manière perpendiculaire à la même fréquence. Elle est caractérisée par sa longueur λ (nm), distance séparant deux crêtes successives, par sa période T (s), temps nécessaire pour que l'onde effectue un cycle complet, et sa fréquence ν (Hz), nombre d'oscillation par seconde.

La relation entre la longueur d'onde (λ), la fréquence de l'onde (ν) et la vitesse de propagation de la lumière dans le vide (3.10^8 m/s) est donnée par la formule suivante :

$$\lambda = c / \nu \quad (1)$$

II.2.2. Spectre visible (ou Lumière)

Le spectre visible (ou) lumière occupe une plage très étroite, du spectre électromagnétique, perceptible par l'œil humain. Il s'étend entre 400 et 700 nm comme le montre la figure (II.1).

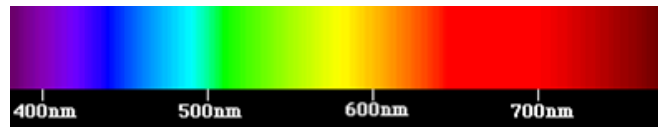


Figure II.1. Lumière visible par l'œil humain.

II.2.3. Couleur

L'interaction de la lumière et de la matière d'un objet produit la sensation d'une couleur ; déterminée par sa longueur d'onde. Donc, les objets ne sont pas colorés, mais ils absorbent une partie de la lumière blanche et reflètent, Celle qui reste, vers l'observateur en créant cette sensation.

II.2.4. Synthèse additive des couleurs

Ce principe repose sur l'addition ou le mélange, dans différentes proportions, des trois couleurs primaires, rouge, vert et bleu, afin de reconstituer l'ensemble des couleurs perceptibles par l'œil humain. Cette synthèse permet l'obtention de la sensation de la couleur jaune lors de la présence du rouge et du vert (figure II.2).

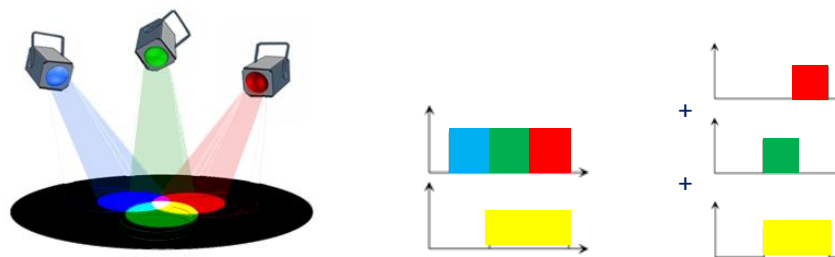


Figure II.2. Synthèse additive.

II.3. Perception de la couleur

II.3.1. Systèmes de représentation de la couleur [2]

II.3.1.1. Modèle RGB

Le modèle RGB a été développé en 1931 par la CIE (Commission International d'Eclairage). Les fonctions RGB donnent, pour chaque longueur d'onde λ_i , la quantité de chaque primaire nécessaire à l'égalisation, comme le montre la figure (II.3).

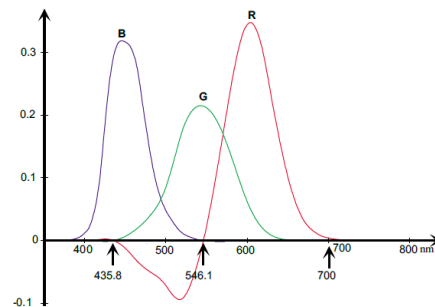


Figure II.3. Sensibilité des fonctions RGB aux longueurs d'onde.

Ce modèle présente l'inconvénient de contenir des valeurs négatives. Cet espace est sensible aux changements d'illumination, mais il ne correspond pas au processus de perception humaine. Pour remédier à cela, Judd [2] proposa un nouvel espace de représentation appelé XYZ.

II.3.1.2. Modèle XYZ

Le système CIE XYZ a été calculé à partir du système RGB par une transformation linéaire (relation) afin de permettre l'égalisation de toutes les couleurs du spectre par des valeurs positives de X, Y et Z.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7689 & 1.7517 & 1.1302 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0.0000 & 0.0565 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

La figure (II.4) représente la sensibilité des fonctions XYZ aux longueurs d'onde (2°).

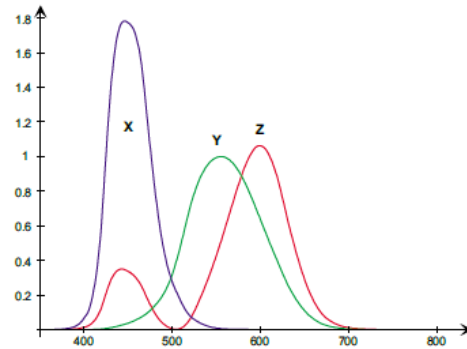


Figure II.4. Sensibilité des fonctions XYZ aux longueurs d'onde (champ visuel 2°).

L'espace de couleurs XYZ est issue d'une approche purement physique sans prise en compte de données psychophysiques. C'est l'inconvénient de ce modèle. Pour cela nous choisissons le passage par un modèle qui prend en considération les paramètres de la vision. C'est le modèle des primaires LMS.

II.3.1.3. Primaires LMS

Les mesures de Smith et Pokorny, en 1978, des primaires physiologiques LMS (les courbes de sensibilité des cônes) sont basé sur les courbes d'égalisation XYZ (données normalisées par la CIE) à travers la formule suivante :

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.15514 & 0.54312 & 0.03286 \\ -0.15514 & 0.45684 & 0.03286 \\ 0 & 0 & 0.00801 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (4)$$

Les courbes LMS de Smith et Pokorny en fonction des longueurs d'onde sont représentées sur la figure (II.5).

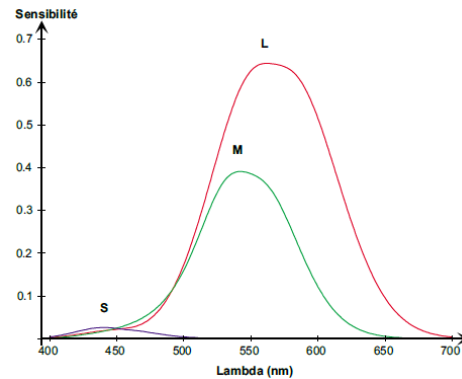


Figure II.5. Courbes LMS de Smith et Pokorny.

Ce modèle présente une relation linéaire entre l'espace XYZ et les primaires LMS. Mais la rétine a une sensibilité non linéaire aux différentes longueurs d'onde de la lumière. Donc il faut passer aux modèles physiologiques non linéaires ; qui sont proches de la perception de la couleur par la rétine. On parle de la perception physiologique.

II.3.2. Perception physiologique de la couleur

La perception physiologique de la couleur permet de prendre en compte les paramètres de la vision humaine. Nous citons trois modèles physiologique qui sont : l'espace DKL, le modèle De Valois & De Valois et le modèle d'opposition de la couleur.

II.3.2.1. Espace DKL

Derrington, Krauskopf et Lennie ont défini un autre espace physiologique des couleurs appelé espace d'excitation des cônes DKL. Ils supposent que les champs récepteurs des cellules du corps genouillé latéral résultent de deux mécanismes reliés linéairement avec la sensibilité des cônes. L'un de ces mécanismes est indépendant des variations du cône rouge (R) et vert (V), l'autre est indépendant du cône bleu (B). Donc il y a trois axes dans cet espace qui sont : achromatique, Rouge/vert et bleu.

Ce modèle de perception à commencer de se rapprocher à celui de la rétine. Les études De Valois & De Valois (1993) ont expliqué mieux le phénomène de la perception de la couleur par la rétine.

II.3.2.2. modèle de De Valois & De Valois [8]

Ce modèle suggère des informations chromatiques et lumineuses multiplexées dès les premières étapes de la voie visuelle. Il comporte quatre niveaux comme le montre la figure (II.10).

a. Premier niveau : niveau réceptoral

Ce niveau comporte trois types de cônes L, M et S dans des proportions, respectivement, 10, 5 et 1. Les cônes S sont rares et arrangés selon un maillage régulier, alors que ceux de L et M sont disposés aléatoirement.

b. Deuxième niveau : Antagonisme de cône

Chaque cône établit un contact avec au moins deux cellules bipolaires midget ON et OFF. Les cellules bipolaires midgets qui sont dépolarisés (ou excités) par l'input direct sont appelées L_{opp} [$L-(L+M+S)$], M_{opp} [$M-(L+M+S)$] et S_{opp} [$S-(L+M+S)$]. Les cellules bipolaires midget qui sont hyper-polarisées (ou inhibées) par l'input direct (ou dépolarisés par l'input indirect) sont appelées : $-L_{opp}$, $-M_{opp}$ et $-S_{opp}$. L'indice « opp » signifiant « opposant » pour antagoniste.

c. troisième niveau : Antagonisme perceptif

A ce niveau l'information sur le contenu spectral se sépare à celle du contenu lumineux, par la sommation des champs récepteurs du deuxième niveau entre eux sur une unité de troisième niveau, en considérant dans un premier temps que les unités antagonistes à centre L et à centre M. Les unités antagonistes à centre S sont intervenues à la fois pour l'extraction du signal de couleur et celle du signal de luminance. Les outputs des unités antagonistes S_{opp} sont ajoutés (ou soustraits) aux outputs des cellules de nature $+M_{opp} - L_{opp}$ et $+L_{opp} - M_{opp}$, pour donner quatre systèmes perceptifs de couleur comme suit :

$$+L_{opp} - M_{opp} + S_{opp} : \text{signal Rouge.}$$

$$+L_{opp} - M_{opp} - S_{opp} : \text{signal Jaune.}$$

$$-L_{opp} + M_{opp} - S_{opp} : \text{signal Vert.}$$

$$-L_{opp} + M_{opp} + S_{opp} : \text{signal Bleu.}$$

Par leurs nombres et leurs poids, L_{opp} et M_{opp} sont les principales contributions au système Rouge-Vert et également au système Bleu-Jaune. Ainsi, ce ne sont pas les cônes S qui fournissent la contribution première au signal, mais les cônes M.

d. Quatrième niveau : Cellules complexes sélectives à la couleur

Les cellules simples du troisième niveau, à cause de leur absence de décharge maintenue en absence de stimulation, ne donnent réponse qu'avec des inputs dépassant un certain seuil. Elles ne délivrent qu'un signal de sortie rectifié (half-rectified).

Les cellules complexes du quatrième niveau somment les réponses des cellules simples du troisième niveau. Elles sont actives dans des régions spectrales données et non déchargeable dans d'autres régions. L'antagonisme chromatique s'établit entre, et non pas au sein, des cellules individuelles ayant leur champ récepteur dans le même espace visuel.

En effet, chaque cône est contacté à la fois par une cellule bipolaire ON et autre OFF. Ainsi, chaque modification du signal d'un cône est intégrée dans le comportement de quatre cellules du quatrième niveau.

Deux cellules antagonistes ayant le même champ récepteur ne déchargeront pas ensemble, mais des cellules appartenant à deux systèmes différents pourront décharger ensemble : Rouge-Jaune, Jaune-Vert, Bleu-Vert, Bleu-Rouge.

Le modèle de De Valois et De Valois est représenté dans la figure suivante, en lisant la représentation schématique de bas en haut.

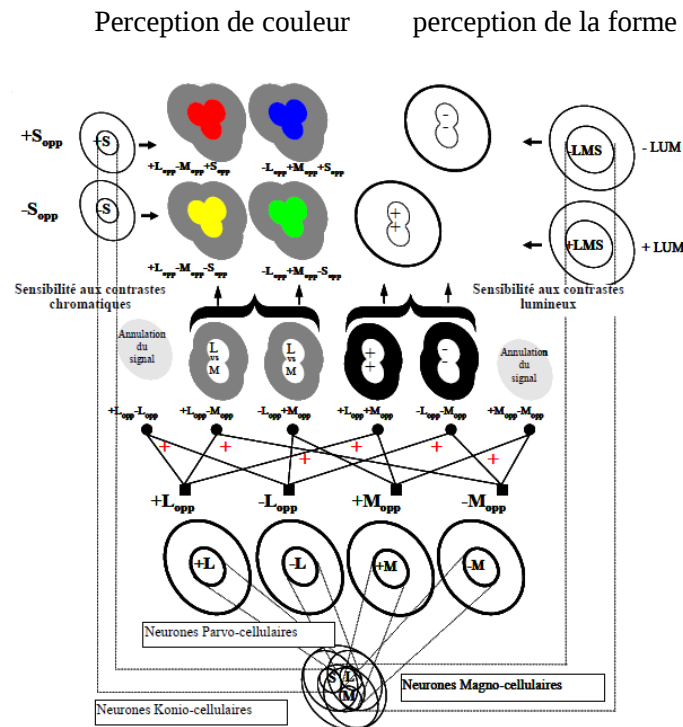


Figure II.6. Illustration du modèle de De Valois and De Valois. La lecture du schéma se fait du bas vers le haut.

Malgré que le modèle De Valois & De Valois est ancien, il est encore utilisé pour diverses applications. Mais plusieurs physiologistes parlent d'un autre moyen, à quatre couleurs aussi, plus proche de traitement effectué par la rétine qui est le modèle d'opposition de la couleur.

II.3.2.3. Opposition de couleur [2]

II.3.2.3.1. Théorie de l'opposition de couleur

Le physiologiste Allemand Hering parle d'un autre moyen à quatre couleurs, s'appelle la théorie des oppositions de couleur. Le principe de cette dernière est de coder le rouge et le vert ensemble de manière opposé, et la même chose pour le bleu et le jaune.

Cette opposition est le résultat d'une simplification des signaux avant qu'ils ne soient envoyés au cortex visuel. En réalité trois types de signaux, au lieu de quatre, sont envoyés de la rétine vers le cortex visuel au niveau du cerveau. Ces trois signaux sont une combinaison des quatre signaux des quatre types de récepteurs de lumière principaux de la rétine : les trois types de cônes, et les bâtonnets. Cette combinaison des signaux de la rétine est toujours un domaine de recherche actuellement.

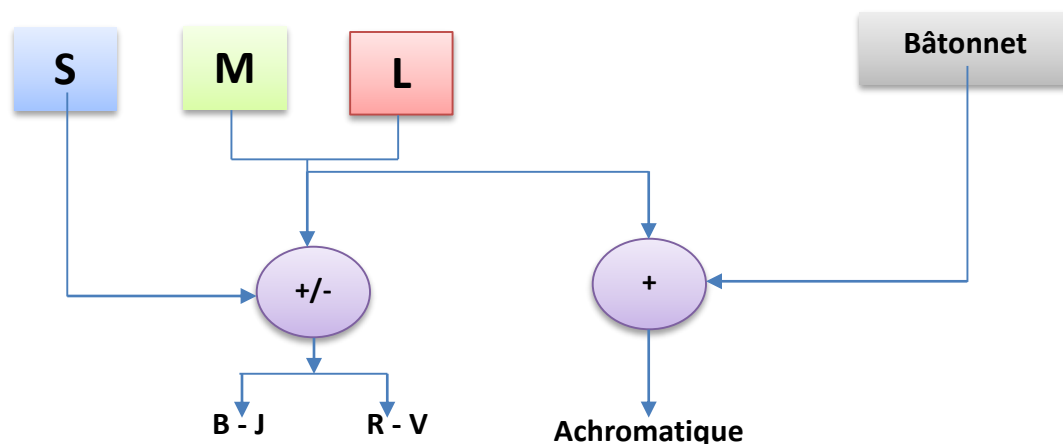


Figure II.7. Schéma montre les étapes supposées de la détection de la lumière.

II.3.2.3.2. Différents cas de la méthode opposition de couleurs [4]

a. Système de Luminance

La figure (II.8) illustre l'opposition centre / périphérie qui permet un codage du contraste, c'est la base de la vision de formes.

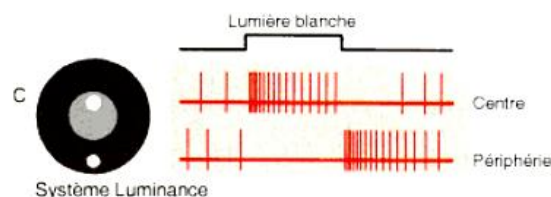


Figure II.8. Réponse impulsionnelle d'un neurone lors d'une stimulation du centre, en haut, et lors d'une stimulation de la périphérie, en bas.

b. Opposition rouge / vert

De la même manière, renforce le contraste entre ces deux couleurs fondamentales. L'illumination du centre du champ récepteur avec du rouge entraîne une forte réponse, haute

fréquence de PA, alors que avec du vert entraine une faible réponse. C'est l'inverse ce qui est passé lors de l'illumination de la périphérie.

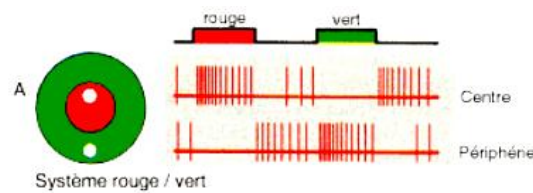


Figure II.9. Réponse impulsionnelle d'un neurone au système rouge/vert.

L'illumination en rouge au centre et en vert à la périphérie entraine une très forte réponse, comme le montre la figure (II.10).

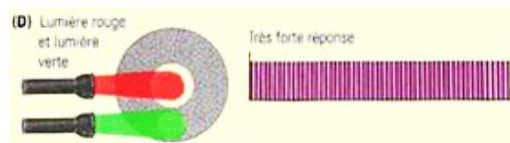


Figure II.10. Très forte réponse lors de l'illumination le centre avec du rouge et la périphérie avec du vert au même temps.

L'illumination en vert au centre et en rouge à la périphérie entraine une absence de réponse, comme le montre la figure (II.11).

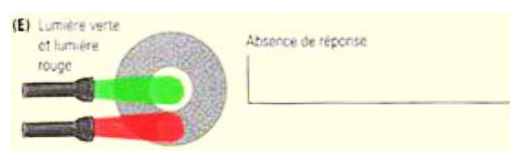


Figure II.11. Aucune réponse lors de l'illumination le centre avec du rouge et la périphérie avec du vert au même temps.

c. Opposition bleu / jaune (B)

Elle complète cette acuité dans la vision des couleurs.

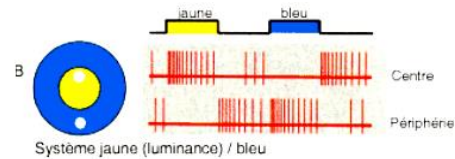


Figure II.12. Réponse impulsionnelle d'un neurone au système jaune/bleu.

Noter qu'il n'existe pas de cônes jaunes : la cellule ganglionnaire oppose l'information en provenance du cône bleu et du système de luminance.

d. Activité de base du neurone

L'activité de base d'un neurone est illustrée sur la figure (II.13).

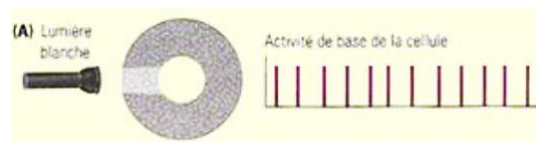


Figure II.13. Activité de base du neurone.

En résumé, le modèle d'opposition de la couleur est un moyen efficace pour la perception de la couleur par la rétine.

Conclusion

Nous avons vu, dans ce chapitre, les notions théoriques concernant l'étude de perception de la couleur à travers divers modèles existants. Ce sont les modèles du codage de l'information lumineuse par la rétine.

Nous avons choisi, pour la suite de notre travail, le modèle le plus proche du traitement effectué par la rétine qui est celui d'opposition de la couleur (antagonisme centre-pourtour).

Mais pour pouvoir utiliser ce modèle, il est nécessaire de le modéliser. Pour cela, nous utiliserons un outil de calcul puissant : les réseaux de neurones artificiels classiques et impulsionnels, que nous décrivons dans le prochain chapitre.

ORGANISATION DU TROISIEME CHAPITRE

