



Rapport d'étape du projet :
**« Comment différencier une grand-mère d'un panneau
signalétique »**

Élise Juan-Lachhab (CPI1 Gr. 7)

Jules Rabus (CPI1 Gr. 1)

Kimi Danrosey (CPI1 Gr. 7)

Mélanie Benoit(CPI1 Gr. 7)

Résumé

L'objectif de notre projet est à terme de pouvoir différencier une grand-mère d'un panneau signalétique. Ce problème d'actualité est arrivé à la suite de la démocratisation des véhicules autonomes ; notre but est de rendre ces véhicules plus sûrs et ainsi d'éviter des accidents.

Nous avons réfléchi aux différentes façons d'arriver à notre but, notamment par l'utilisation du traitement du signal et de l'image, mais il s'avère que le traitement des images par un réseau de neurones semble être une meilleure solution.

Nous avons ensuite étudié l'un des réseaux de neurones : le plus simple, mais puissant, le perceptron monocouche. Et il s'adapte parfaitement à nos attentes.

Sommaire

Liste des tableaux et figures.....	3
I – Introduction.....	4
1.1 – Présentation de la démarche.....	4
1.2 – Présentation des objectifs.....	4
1.3 – Organisation du travail.....	4
1.4 – Délimitation du sujet et problématique.....	4
II – État de l’art.....	6
2.1 – Traitement du signal et de l’image.....	6
2.2 – Les véhicules de Braitenberg et l’importance des connexions.....	7
2.3 – Les réseaux de neurones artificiels.....	8
2.4 – Les perceptrons.....	8
2.4.1 – Perceptron simple.....	9
2.4.2 – Perceptron multicouches.....	11
III – Conclusion et choix d’une solution technique.....	13
3.1 – Solution envisagée.....	13
IV – Bibliographie.....	13

Liste des tableaux et figures

Figure 1 – <i>Les différents types d'informations en fonction du type de signal vidéo.....</i>	<i>6</i>
Figure 2 – <i>Deux véhicules de Braitenberg dont les connexions diffèrent.....</i>	<i>7</i>
Figure 3 – <i>Schéma d'un perceptron simple avec trois entrées et une seule sortie.....</i>	<i>10</i>
Figure 4 – <i>La règle de Hebb appliquée à une connexion entre deux neurones.....</i>	<i>11</i>
Figure 5 – <i>Trois types de fonction de transfert.....</i>	<i>12</i>
Figure 6 – <i>Schéma des deux classes obtenues par un perceptron multicouches pour modéliser un OU exclusif.....</i>	<i>13</i>
Figure 7 – <i>Schéma d'un perceptron multicouches.....</i>	<i>14</i>

I – Introduction

1.1 – Présentation de la démarche

Ce rapport d'étapes s'inscrit dans le cadre de la réalisation d'un projet durant la première année du cycle préingénieur. Il vise à présenter le sujet choisi et faire un bref état de l'art concernant notre choix de sujet pour ensuite envisager une solution technique pour répondre à notre problématique.

1.2 – Présentation des objectifs

Ce que nous voulons faire dans notre projet est de pouvoir différencier de façon la plus exacte possible une image de grand-mère d'une image de panneau. Cela va nous permettre d'apporter, à notre échelle, une solution à un problème qui aura une grande ampleur dans les années à venir.

1.3 – Organisation du travail

Pour atteindre cet objectif, nous avons décidé de nous réunir oralement au moins une fois par semaine, afin de faire un état des lieux avec notre tuteur de l'avancement de nos recherches et du projet de manière générale. Nous faisons également des comptes rendus de ces réunions.

Nous communiquons aussi de manière écrite sur une plateforme de communication, cela nous permet d'informer le groupe à tout moment de la journée. De plus, nous avons mis en place un Trello pour partager nos recherches sur le sujet, ainsi qu'un dossier partagé pour que tout le monde puisse avoir accès facilement à ce dernier.

1.4 – Délimitation du sujet et problématique

Les véhicules autonomes sont en train de devenir une réalité, et devraient dans les prochaines décennies peu à peu se démocratiser. De ce fait, une question de sécurité se pose légitimement. Pourtant, une étude a montré que près de 90 % des accidents aujourd'hui sont causés par une erreur humaine. Ainsi, l'objectif de tels véhicules étant de limiter ces accidents, il ne faudrait pas qu'une erreur humaine soit remplacée par une erreur informatique.

Il est également à noter que 20 % des victimes d'accidents mortels sur la route sont des piétons¹. Bien que ce nombre tende à se stabiliser en France métropolitaine ces dernières années, il n'en demeure pas moins particulièrement élevé.

Aussi, sous couvert d'un sujet à l'intitulé plutôt humoristique, nous sommes amenés à nous interroger sur une question bien plus sérieuse. Comment reconnaître un piéton et adapter le comportement du véhicule pour éviter l'accident ?

Nous en sommes venus à nous poser la question suivante qui sera notre problématique :

« Comment différencier une image de grand-mère de celle d'un panneau signalétique »

Deux solutions se sont ainsi offertes à nous, différencier ces images par du traitement d'images ou bien les différencier grâce à une intelligence artificielle capable d'apprentissage à l'aide de la reconnaissance de formes.

Dans l'état de l'art qui va suivre nous avons pris le parti de nous concentrer davantage sur l'intelligence artificielle sans pour autant négliger l'option du traitement d'images.

1. Planetoscope, « Nombre de piétons tués dans des accidents de la route ». [en ligne] Factosoft [30/12/20] Disponible sur : [Nombre de piétons tués dans des accidents de la route](#)

II – État de l’art

2.1 – Traitement du signal et de l’image

Le traitement du signal et de l’image est le moyen d’obtenir de l’information sur un environnement 2D ou 3D. Un signal peut être plus ou moins volumineux en fonction de ce qui est capté à la source, mais également en fonction de l’algorithme qui va traiter les informations ; celui-ci pouvant parfois se contenter d’une partie du signal.

Si nous prenons par exemple une vidéo, il va y avoir trois choses qui vont impacter le nombre d’informations dans le signal à traiter : la couleur, la résolution et le nombre d’images.

Type de vidéo	NOIR 480p 30 ips	RGB 480p 30 ips	NOIR 720p 30ips	RGB 720p 30ips	NOIR 480p 60 ips	RGB 480p 60 ips	NOIR 720p 60 ips	RGB 720p 60 ips
Couleur	255	16 581 375	255	16 581 375	255	16 581 375	255	16 581 375
Résolution	345600	345600	921 600	921 600	345600	345600	921 600	921 600
Image par seconde	30	30	30	30	60	60	60	60
Total *10 ³	2 643 840	171 915 696 000	7 050 240	458 441 856 000	5 287 680	343 831 392 000	14 100 480	916 883 712 000

Figure 1 – Les différents types d’informations en fonction du type de signal vidéo

Nous pouvons voir que la couleur et la qualité sont les deux éléments qui vont faire varier grandement la quantité d’informations à traiter dans un signal vidéo. Une vidéo en noir et blanc en 480 p en 30 images par seconde possède 346 800 fois moins d’informations qu’une vidéo couleur en 720 p à 60 images par seconde. Donc la puissance de traitement nécessaire est fortement impactée par ces trois variables, ce qui rend cette solution peu pratique.

2.2 – Les véhicules de Braitenberg et l'importance des connexions

Les véhicules de Braitenberg sont une forme élémentaire de réseaux de neurones. Des capteurs lumineux sont placés à l'avant du véhicule et sont connectés soit de façon directe (image 2a) ou croisée (image 2b). Comme on peut le voir sur la figure ci-contre, la réponse des deux véhicules à la suite de l'exposition à la lumière est différente en fonction de leurs connexions.

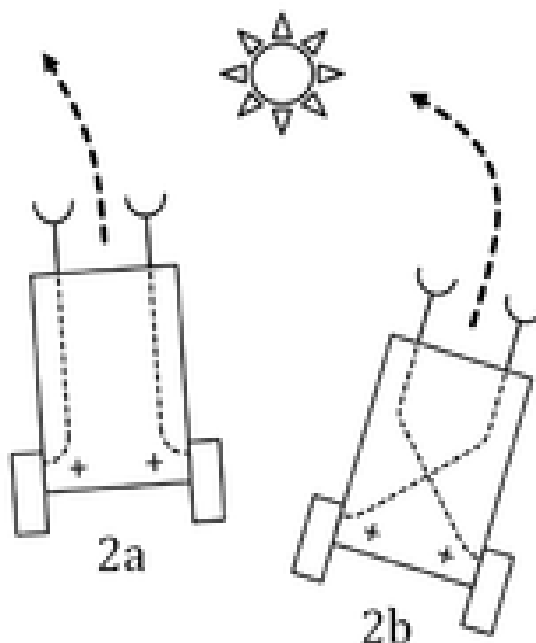


Figure 2 – Deux véhicules de Braitenberg dont les connexions diffèrent

Source : University of Michigan. (s. d.). *Valentino Braitenberg - Simple but sophisticated*. <http://www-personal.umich.edu/~jonglim/project2/index.html>

Dans un certain sens, cela permet presque de simuler des « émotions » telles que la peur et l'agressivité, des « réflexes ». Un des véhicules est attiré par la lumière alors que l'autre semble vouloir s'en éloigner. Ainsi en reliant différemment des neurones on peut obtenir différents résultats alors que l'environnement est similaire.

2.3 – Les réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels s'inspire grandement des réseaux de neurones présents dans le cerveau humain afin de résoudre des problèmes plus ou moins complexes.

En 1890, William James développe en place le concept de mémoire associative, mais également une loi sur l'apprentissage des réseaux de neurones qui plus tard deviendra la règle de Hebb.

Le concept de réseaux de neurones artificiels a été réellement défini pour la première fois durant la Seconde Guerre mondiale en 1943 par deux chercheurs étatsuniens. Ils ont démontré que des réseaux de neurones formels simples permettent de mettre en pratique des fonctions logiques, arithmétiques complexes. Cependant, la manière de fonctionner de ces neurones les empêche d'apprendre et donc ils demeurent limités.

Dans le domaine qui nous intéresse, à savoir la reconnaissance d'images par un réseau de neurones, l'un des pionniers fut Yann Le Cun. Diplômé de l'ESIEE et de l'université Pierre et Marie Curie à Paris, il travaille depuis une trentaine d'années sur le *deep learning* ainsi que sur le machine learning, c'est à dire la capacité d'un ordinateur à apprendre à reconnaître des images, textes, sons, vidéos. Aujourd'hui il est scientifique en chef de l'intelligence artificielle chez Facebook.

2.4 – Les perceptrons

Créé en 1957 par Frank Rosenblatt, le perceptron est un des premiers réseaux de neurones évolutif et capable d'apprentissage. Il en existe aujourd'hui deux versions : le perceptron à une couche aussi appelé perceptron simple et le perceptron multicouches.

La principale avancée du perceptron est de tenir compte de l'erreur entre la sortie obtenue et la sortie qui était attendue, permettant ainsi au réseau « d'apprendre ». Il possède cependant le désavantage de ne pouvoir traiter que des problèmes linéairement séparables, cela signifie qu'il peut uniquement classer des données selon deux catégories distinctes en traçant une ligne entre elles.

Actuellement, ce sont les perceptrons multicouches qui sont les plus courants, car ils permettent un découpage de l'espace bien plus précis que les perceptrons monocouches en traitant notamment des problèmes non linéairement séparables.

2.4.1 – Perceptron simple

Le perceptron simple permet de classer deux types d'objets, ainsi il sépare ces deux classes à l'aide d'une droite, c'est un classifieur linéaire. Il fonctionne sur un principe de système de tests et d'apprentissage. Il retourne une unique information en sortie indépendamment du nombre d'entrées qu'il reçoit.

Par exemple, si on veut séparer des poires et des bananes, on va lui soumettre un élément et lui demander de dire si c'est une poire ou une banane. On suppose d'abord que les poires et les bananes sont linéairement séparables. Après plusieurs essais, et en corrigeant au fur et à mesure la droite qui sépare les bananes des poires, la précision de la séparation va s'affiner. Et ainsi lorsqu'on lui soumettra un élément à classer, celui-ci pourra affirmer si c'est une poire ou une banane.

Plus formellement, un perceptron simple peut être représenté comme une version simplifiée d'un neurone biologique. Ce neurone possède plusieurs entrées auxquelles on associe des poids dits synaptiques. Les poids synaptiques sont des variables spécifiques à chaque connexion entre deux neurones qui opèrent sur l'influence du signal transmis.

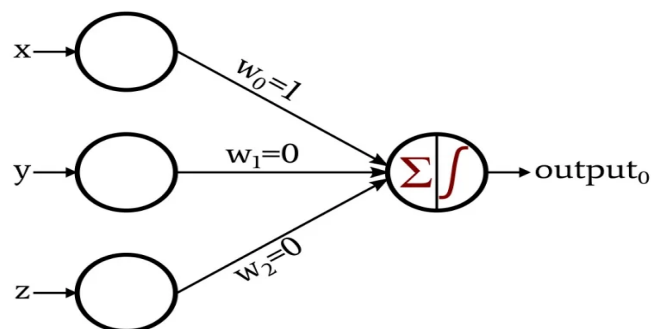


Figure 3 – Schéma d'un perceptron simple avec trois entrées et une seule sortie

Source : Robert Keim. *How to Train a Basic Perceptron Neural Network* [en ligne]. All About Circuits, 24 novembre 2019 [26/12/20]. Disponible sur : <https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/how-to-train-a-basic-perceptron-neural-network/>

Nous faisons varier ces poids en utilisant la règle de Hebb : « *cells that fire together, wire together* »² qui pourrait se traduire par « les neurones se lient entre eux s'ils s'excitent ensemble » en faisant varier le poids de chaque entrée. La règle de Hebb énonce que si deux neurones sont activés en même temps, alors la force (le poids synaptique) de la connexion augmente.



Figure 4 – La règle de Hebb appliquée à une connexion entre deux neurones.

Source : TOUZET, C. *Les réseaux de neurones Artificiels, Introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques*. [en ligne]. EC2, 1992, [28/12/2020]. Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. Disponible sur : [LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME](#)

Le perceptron réalise donc la moyenne pondérée des entrées moyennant les poids synaptiques :

$$z = -b + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n = f \left(-b + \sum_{k=1}^n w_k x_k \right)$$

Où les w_k sont les poids synaptiques, x_k sont les entrées du neurone et b le biais de ce neurone (par souci de simplicité on considérera que le biais est une entrée qui vaut toujours -1 et ayant un poids synaptique b).

On compare ensuite la valeur attendue avec la valeur obtenue, et on ajuste les coefficients synaptiques et b de sorte à passer en dessous d'une certaine marge d'erreur, c'est l'apprentissage. Pour ce faire, on utilise des règles mises au point par Hebb et Rosenblatt.

2. LOWEL, S. SINGER, W. « Selection of intrinsic horizontal connections in the visual cortex by correlated neuronal activity ». *American Association for the Advancement of Science* [en ligne]. Janvier 1992, vol. 255, n° 5041, [29/12/20], p.211. Disponible sur : <http://systemsneuroscience.uni-goettingen.de/dl/209.full.pdf>

Selon la valeur obtenue, une fonction de transfert, aussi appelée fonction d'activation, distribue d'un côté ou de l'autre côté du plan le résultat. En effet, on reconnaît plus haut l'équation d'un plan dans un espace de dimension N . Ce plan étant assimilé à une droite quand $N = 2$.

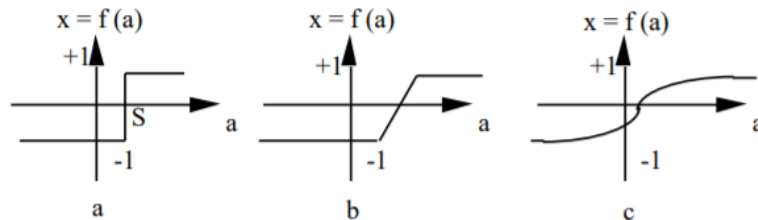


Figure 5 – Trois types de fonction de transfert.

Source : TOUZET, C. *Les réseaux de neurones Artificiels, Introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques*. [en ligne]. EC2, 1992, [28/12/2020]. Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. Disponible sur : [LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME](#)

La fonction de transfert la plus simple est celle de Heaviside (du nom d'Olivier Heaviside), elle vaut 0 si S est strictement négatif, et 1 si S est strictement positif. Mais il en existe d'autres (par exemple la fonction sigmoïde, plus douce que la fonction de Heaviside et qui présente l'avantage d'être dérivable).

2.4.2 – Perceptron multicouches

C'est en 1969 que les limites du perceptron simple de Rosenblatt sont exposées, notamment par Marvin Minsky et Seymour Papert dans leur livre *Perceptrons*.

En effet, le principal problème d'un perceptron simple est qu'il est impossible de l'utiliser pour résoudre des problèmes non linéaires, ce qui limite grandement l'intérêt du perceptron. En effet, ce type de problème est très courant : un exemple parmi beaucoup d'autres est la modélisation d'un OU exclusif (XOR). Le OU exclusif consiste à considérer deux entrées indépendantes qui, lorsqu'elles sont toutes les deux fausses ou toutes les deux vraies, feront que la sortie affichera faux.

Ce problème est ainsi non linéaire dans le fait qu'il nécessite de tracer au minimum deux lignes pour séparer les deux classes.

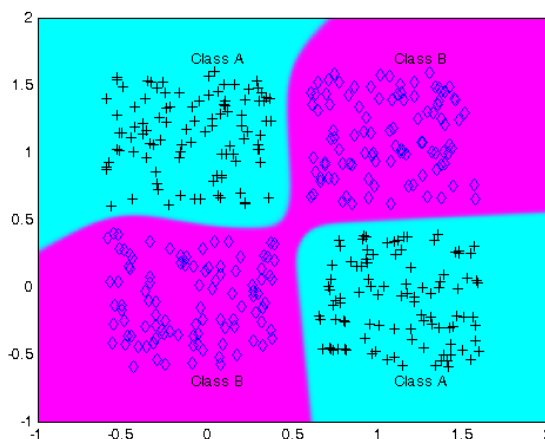


Figure 6 – Schéma des deux classes obtenues par un perceptron multicouches pour modéliser un OU exclusif (partie bleue : sortie affiche faux ; partie rose : sortie affiche vrai).

Source : *Solving XOR problem with a multilayer perceptron* [en ligne], Primoz Potocnik. 2012 [31/12/20]

http://lab.fs.uni-lj.si/lasin/wp/IMIT_files/neural/nn_04_mlp_xor

La principale avancée du perceptron multicouches réside dans l'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur qui permet de minimiser l'erreur sur chaque neurone de sorte que la somme de ces erreurs soit minimale. Il permet aussi d'avoir plusieurs sorties ce qui est un grand avantage par rapport au perceptron simple. Il intègre différentes couches dites couches cachées qui vont lui permettre d'obtenir plus de précisions sur ses résultats.

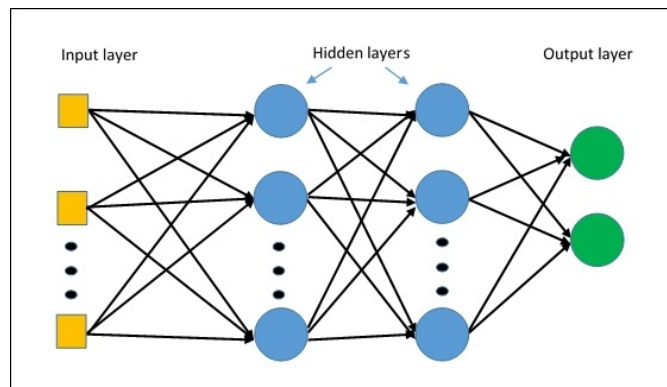


Figure 7 – Schéma d'un perceptron multicouches

Source : *Multi-layer perceptrons* [en ligne]. Packt.
[07/09/21] [https://subscription.packtpub.com/book/
big_data_and_business_intelligence/
9781786468574/4/ch04lv11sec28/multi-layer-
perceptron](https://subscription.packtpub.com/book/big_data_and_business_intelligence/9781786468574/4/ch04lv11sec28/multi-layer-perceptron)

III – Conclusion et choix d'une solution technique

3.1 – Solution envisagée

Pour des questions de performances ainsi que de praticité et au vu de la veille technologique que nous venons de réaliser dans la partie précédente, nous envisageons comme solution à notre problématique un perceptron à une couche afin de permettre de différencier des images de grand-mères, d'images de panneaux signalétiques. En effet, aborder ce problème sous l'angle du traitement d'images et de signaux s'avérerait extrêmement coûteux en matière de calculs, le perceptron et la reconnaissance de formes présentant l'avantage d'être bien plus économiques.

IV – Bibliographie

Sitographie

Biographie de Yann LeCun [en ligne]. Collège de France [28/12/20]. Disponible sur <https://www.college-de-france.fr/site/yann-lecun/>.

Voiture autonome : Qu'est-ce que c'est ? [en ligne]. Futura-Sciences, [30/12/2020]. Disponible sur [Définition | Voiture autonome | Futura Tech](#)

Bastien, L. *Perceptron – Tout savoir sur le plus vieil algorithme de Machine Learning*. Le Big Data [en ligne]. mars, 2019. [30/11/12]. Disponible sur [Perceptron - Tout savoir sur le plus vieil algorithme de Machine Learning](#)

Maths PlusUn. #04. *Le perceptron (premier réseau doté d'apprentissage)* [vidéo en ligne], Youtube, 9 février 2018 [29/12/2020]. Disponible : <https://www.youtube.com/watch?v=5w-jolCle6g>

Observatoire national interministériel de sécurité routière. *L'accidentalité routière en 2019 : Estimations*. [en ligne]. ONISR. 31 janvier 2020. [30/12/20] [L'accidentalité routière en 2019](#)

The Coding Train. *10.4: Neural Networks: Multilayer Perceptron Part 1 - The Nature of Code* [vidéo en ligne], Youtube, 27 juin 2017 [03/01/2021]. Disponible : https://www.youtube.com/watch?v=u5GAVdLQyIg&ab_channel=TheCodingTrain

Articles de revues

LOWEL, S. SINGER, W. « Selection of intrinsic horizontal connections in the visual cortex by correlated neuronal activity ». *American Association for the Advancement of Science* [en ligne]. Janvier 1992, vol. 255, n° 5041, [29/12/20], p.211. Disponible sur : <http://systemsneuroscience.uni-goettingen.de/dl/209.full.pdf>

McCULLOCH, W. S., & PITTS, W. (1990). « A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. » *Bulletin of Mathematical Biology*, 52(1-2), 99-115. <https://doi.org/10.1007/bf02459570>

ROSENBLATT, F. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain". *Psychological Review* [en ligne]. 1958, vol. 65, n° 6, [consulté le 29 décembre 2020]. Disponible sur : <http://homepages.math.uic.edu/~lreyzin/papers/rosenblatt58.pdf>

Livres et ressources diverses

CAMPEDEL, M. Traitement du signal et des images. [en ligne]. ISEP [27/12/10]. Disponible sur https://isepalumni.fr/wp-content/uploads/2007/06/100_traitement-signal.pdf

HEBB. Donald, *The Organization of Behavior : A Neuropsychological Theory*, Wiley, 1949.

RAKOTOMALALA R. *Deep Learning Perceptrons simples et multicouches* [en ligne]. Université Lumière Lyon 2, [29/12/2020]. Disponible sur [Deep Learning : Perceptrons simples et multicouches](#)

ROUGIER, N. P. *Perceptron simple perceptron multi-couches*. [en ligne]. Université de Bordeaux [29/12/20] Disponible sur <https://www.labri.fr/perso/nroug/ier/downloads/Perceptron.pdf>.

TOUZET, C. *Les réseaux de neurones Artificiels, Introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques*. [en ligne]. EC2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. consulté le [28/12/2020]. Disponible sur : [LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME](#)