

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTRY OF HIGHER EDUCATION
AND SCIENTIFIC RESEARCH

HIGHER SCHOOL IN APPLIED SCIENCES
--T L E M C E N--



المدرسة العليا في العلوم التطبيقية
École Supérieure en
Sciences Appliquées

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

المدرسة العليا في العلوم التطبيقية
-تلمسان-

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Automatique
Spécialité : Automatique

Présenté par :

CHEKROUN Mehdi

Thème

**Développement d'une application de
détection automatique des objets pour
un système de recyclage**

Soutenu publiquement, le 30/ 06/2022 , devant le jury composé de :

Mme N.BENABDELLAH	Professeur	ESSA. Tlemcen	Président
Mme M.BEKKAOUI	MCB	ESSA. Tlemcen	Directeur de mémoire
Melle I.NEDJAR	MAA	ESSA. Tlemcen	Co- Directeur de mémoire
M G.ABDELLAOUI	MCB	ESSA. Tlemcen	Examineur
M Z.KARAOUZENE	MCB	ESSA. Tlemcen	Examineur
M M.M'HAMMEDI	MCB	ESSA. Tlemcen	Invité

Année universitaire : 2021 /2022

Dédicace

Après un remerciement sincère à "Dieu" le tout puissant, je dédie ce travail particulièrement à :

Celui, qui par son amour, son encouragement, m'a permis de poursuivre ma route sur le bon chemin "A MON Cher Père"

A Celle qui m'a donnée la vie et qui n'a cessé jusqu'à ce jour de me combler avec sa tendresse "À MA Chère MAMAN".

A ma sœur adorée "Djazia" qui est la source de ma fierté et ma confiance et que dieu l'encourage de réussir et que la bénie.

Sans oublier la personne qui m'a beaucoup aidé et encouragé tout au long de mon chemin " B.Kawther".

A tous mes amis, Islam, Nassim, Rayane, et ma famille pour leur gentillesse et leurs encouragements.

Chekroun Mehdi

Remerciements

Je remercie tout d'abord le Bon Dieu tout puissant de m'avoir donné le courage, la force et la patience d'achever ce modeste travail.

J'exprime ma gratitude et je tiens à remercier Dr. Mokhtaria BEKKAOUI, qui m'a encadré et pour tout le temps qu'elle a consacré à diriger mon travail ainsi sa grande connaissance dans le domaine qui ont joué un rôle important dans l'élaboration de ce travail. Je lui témoigne toute ma reconnaissance et mon profond respect.

Aussi je remercie Mr Mohammed M'HAMEDI pour l'aide précieux qu'il m'a apporté, sa patience, son encouragement, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, ont été essentiels à la formulation puis à l'élaboration de ce travail.

Je présente mes sincères remerciements à Dr. Imane NEDJAR, pour son soutien tout au long de ce travail. Je tiens à lui exprimer ma profonde gratitude pour avoir fait bénéficier de son expérience scientifique aux qualités humaines indéniables.

Je remercie sincèrement, les membres de jury d'avoir bien voulu accepter d'examiner mon travail.

Je remercie également tous les enseignants qui ont contribué à notre formation et à notre éducation tout au long de nos années universitaires.

Nous remercions tous ceux qui ont participé directement ou indirectement, de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Résumé :

Les éco-innovateurs ont déjà commencé à mettre en œuvre des technologies basées sur l'intelligence artificielle au niveau de certaines installations de recyclage, afin d'organiser, d'accélérer et automatiser le processus de tri.

L'être humain est en mesure de différencier entre les objets grâce à son intelligence naturelle. Dans ce travail, nous avons proposé un modèle de réseau de neurones à convolution qui permet de faire la classification du plastique et du papier. Ce réseau de neurones artificiel est fondé sur l'algorithme de l'apprentissage profond.

Nous avons construit notre propre base de données afin d'entraîner et de valider notre modèle. Le modèle a donné un taux de prédiction compétitif aux résultats obtenus par MobileNet et EfficientNet.

Mots clés : Intelligence artificielle; l'apprentissage profond ; réseau de neurones à convolution ; recyclage ; tri.

Abstract:

Eco-innovators have already started implementing artificial intelligence-based technologies at some recycling facilities to organize, speed up and automate the sorting process.

Human beings can differentiate between objects thanks to their natural intelligence. In this work, we have proposed a convolutional neural network model that allows the classification of plastic and paper; This artificial neural network is based on a deep learning algorithm.

We built our database to train and validate our model. The model gave a competitive prediction rate to the results obtained by MobileNet and EfficientNet.

Keywords: Artificial Intelligence; deep learning; convolutional neural network; recycling; sorting.

الملخص:

بدأ المبتكرون البيئيون في إدخال التقنيات القائمة على الذكاء الاصطناعي في بعض مرافق إعادة التدوير النفايات لتنظيم وتسريع عملية الفرز

البشر قادرون على التفريق بين الأشياء بفضل ذكائهم الطبيعي. في هذا العمل ، اقترحنا نموذج شبكة عصبية تلافيفية تسمح بتصنيف البلاستيك والورق. تعتمد هذه الشبكة العصبية الاصطناعية على خوارزمية التعلم العميق قمنا ببناء قاعدة البيانات الخاصة لتدريب نموذجنا وتقييم اداءه

أعطى النموذج معدل تنبؤ تنافسي للنتائج التي تم الحصول عليها بواسطة EfficientNet و MobileNet.

كلمات مفتاحية: ذكاء اصطناعي؛ تعلم عميق؛ الشبكة العصبية التلافيفية إعادة التدوير؛ فرز

Sommaire :

Table des figures.....	viii
Liste des tableaux.....	x
Introduction général.....	1
Chapitre I : Etat de L’art sur le recyclage de plastique et papier.....	5
I. Introduction.....	6
II. Les déchets.....	6
II.1 Définition des déchets.....	6
II.2 Les différents types de déchets.....	6
III. Recyclage.....	7
III.1 Définition du recyclage.....	7
III.2 Principe du recyclage.....	7
III.3 Histoire du recyclage.....	8
III.4 Les formes de recyclage.....	8
III.5 La façon de procédé au recyclage des déchets.....	8
III.5.1 Séparation manuelle (à la source).....	9
III.5.2 Traitement mécanique.....	9
III.6 Type de déchets recyclé.....	9
III.7 Quelque technologie du tri de déchet.....	11
III.7.1 Les installations du tri magnétique.....	11
III.7.2 Les installations du tri par flottation.....	11
III.7.3 Les installations de tri par différence de conductivité électrique.....	12
III.7.4 Les installations de tri par rayons X ou analyseurs de couleurs.....	13
III.8 Les avantages et les inconvénients du recyclage.....	13
IV. Recyclage du plastique et du papier.....	14
IV.1 Recyclage du plastique.....	14
IV.2 Catégorie du recyclage des plastiques.....	14
IV.2.1 La récupération de matière.....	14
IV.2.2 La récupération d’énergie.....	15
IV.3 Classification du plastique.....	15
IV.3.1 Polyéthylène Téréphtalate (PET).....	15
IV.3.2 Polyéthylène Haute Densité (PEHD).....	16
IV.3.3 Recyclage du papier.....	17
IV.3.4 Type de papier.....	17
IV.3.5 Processus de recyclage.....	18
V. Conclusion.....	19

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond.....	20
I. Introduction	21
II. Intelligence artificiel	21
II.1 Définition	21
II.2 Historique de l'IA.....	21
II.2.1 La gestation de l'intelligence artificielle (1943-1955).....	21
II.2.2 La naissance de l'intelligence artificielle	22
II.3 Les domaines de l'intelligence artificielle	22
II.3.1 L'application de l'IA dans le domaine de transport.....	22
II.3.2 L'application de l'IA dans le domaine de la santé.....	23
II.3.3 L'application de l'IA dans le domaine du commerce	24
II.3.4 Assistant personnel.....	24
II.3.5 L'application de l'IA dans l'industrie	24
II.4 Les avantages et les inconvénients de l'intelligence artificielle.....	25
II.4.1 Les avantages.....	25
II.4.2 Les inconvénients.....	25
II.5 Catégories de l'intelligence artificielle.....	26
II.5.1 Machine Learning (l'apprentissage automatique).....	26
II.5.2 Neural Network.....	26
II.5.3 Deep Learning (apprentissage profond)	27
III. Réseau de Neurones convolutifs.....	31
III.1 Définition	31
III.2 Architecture d'un Convolutional Neural Network-CNN.....	31
III.2.1 Couche d'entrée.....	32
III.2.2 Couche cachée.....	32
IV. Conclusion.....	37
CHAPITRE III : Résultat et validation.....	38
I. Introduction	39
II. La construction de la base de données	39
II.1 Préparation des données	39
II.2 Division des données.....	42
III. Les outils et logiciels utilisés.....	43
III.1 Tensorflow.....	43
III.2 Python	43
III.3 Keras	43
III.4 Google Colaboratory.....	43
IV. Proposition du modèle neuronal convolutif	44

IV.1	La couche de convolution	44
IV.2	La couche d'activation ReLU (RectifiedLinearUnits).....	45
IV.3	La couche de Pooling.....	45
IV.4	Couche du dropout (d'abondant).....	46
IV.5	La couche Flatten.....	46
IV.6	La couche Dense.....	46
IV.6.1	Fonction d'activation de dense	46
V.	Expérimentation et analyse des résultats	48
V.1	Calibrage des paramètres de Dropout.....	48
V.2	L'apprentissage du modèle.....	49
VI.	MobileNet et EfficientNetV2L.....	50
VI.1	MobileNet.....	50
VI.2	EfficientNetV2L.....	51
VII.	Comparaison avec MobileNet et EfficientNet	51
VII.1	Comparaison entre les deux architectures.....	53
VIII.	Conclusion	54
	Conclusion générale.....	55
IX.	Références	
	bibliographiques.....	Error! Bookmark
	not defined.	

Table des figures :

Figure 1.1 : Impact des déchets sur l'environnement.....	6
Figure 1.2 : Logo de recyclage de Möbius	7
Figure 1.3 : Tri des ordures de ménagers	9
Figure 1.4 : Traitement mécanique.....	9
Figure 1.5 : Recyclage du papier et cartons.....	10
Figure 1.6 : Recyclage des métaux.....	10
Figure 1.7 : Recyclage du verre	10
Figure 1.8 : Processus du tri des métaux ferreux	11
Figure 1.9 : Processus du tri par flottation des différents métaux.....	12
Figure 1.10 : Tri par conductivité électrique (fraction non métallique et fraction non ferreuse)	12
Figure 1.11 : Tri des matériaux par rayon-X	13
Figure 1.12 : Recyclage des bouteilles en plastique.....	14
Figure 1.13 : (a) : Label Plastique recyclable PET (b) : produit associée à PET.....	15
Figure 1.14 : Processus de recyclage de PET	16
Figure 1.15 : (a) : Label Plastique recyclable PEHD (b) : produit associée à PEHD	17
Figure 1.16 : Cycle de vie du carton.....	18
Figure 1.17 : Le bobinage du papier.....	19
Figure 2.1 : Domaine de transport et l'intelligence artificielle	23
Figure 2.2 : L'intelligence artificielle dans le domaine de la santé.....	23
Figure 2.3 : Assistant personnel intelligent	24
Figure 2.4 : L'intelligence artificielle dans l'industrie	25
Figure 2.5 : Catégorie de l'IA	26
Figure 2.6 : Différence entre apprentissage profond et l'apprentissage automatique	28
Figure 2.7 : La structure du Deep Learning	30
Figure 2.8 : Processus du CNN.....	31
Figure 2.9 : Réseau multicouche	32
Figure 2.10 : Composition du CNN	33
Figure 2.11 : Balayage de l'image par un filtre	34
Figure 2.12 : Fonctionnement du stride.....	35
Figure 2.13 : Fonctionnement du Max pool.....	35
Figure 2.14 : Fonctionnement du moyen pool	36
Figure 2.15 : Couche fully-connected	36
Figure 3.1 : Changement de l'orientation.....	40
Figure 3.2 : Changement de position.....	40
Figure 3.4 : Changer l'état de l'objet.....	41
Figure 3.5 : Changement de l'arrière-plan.....	41
Figure 3.6 : Superposition des critères	41
Figure 3.7 : Division de la base de données.....	42
Figure 3.8 : L'architecture du CNN	44
Figure 3.9 : Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image	45
Figure 3.10 : Fonction d'activation ReLU.....	45
Figure 3.11 : Dropout (A) : Réseau neuronal standard (B) : après avoir appliquée dropout....	46
Figure 3.12 : La fonction d'activation SoftMax.....	47
Figure 3.13 : Courbe de la fonction sigmoid	47

Figure 3.14 : Courbe de la fonction sigmoid	48
Figure 3.15 :(A) : Accuracy du model (B) : Loss du model.....	49
Figure 3.16 : Architecture de MobileNet.....	51
Figure 3.17 : L'architecture EfficientNetV2L	51
Figure 3.18 : Les courbes de précision de l'apprentissage et validation pour MobileNet	52
Figure 3.19 : Les courbes d'erreur de l'apprentissage et validation pour MobileNet	52
Figure 3.20 : Les courbes de précision de l'apprentissage et validation pour EfficientNet.....	53
Figure 3.21 : Les courbes d'erreur de l'apprentissage et validation pour EfficientNet	53

Liste des tableaux :

Tableau 1 : Avantages et inconvénients du recyclage.....	13
Tableau 2 : Différence ente ML et DL	28
Tableau 3 : La répartition de la base de données	42
Tableau 4 : Les résultats obtenus du modèle selon les valeurs choisi de dropout	49
Tableau 5 : Les précisions et les erreurs des architectures	53
Tableau 6 : Taille des architectures	54

Introduction générale

Introduction générale

La protection de l'environnement est définie par la prévention des modifications indésirables des écosystèmes et de leurs éléments constitutifs. De nos jours, elle est devenue une préoccupation collective et un devoir de chacun de nous. Les déchets représentent le facteur important qui influe sur notre l'environnement. Une bonne gestion des déchets est devenue indispensable en tant que consommateur et citoyen. Des gestes simples permettent d'agir concrètement pour améliorer le cadre de vie et de préserver le bien-être de chacun.

La protection de l'environnement est assurée par l'utilisation de technologies plus propres, la stimulation du recyclage et l'adaptation des conditions d'élimination des déchets dans les décharges. En outre, l'espace disponible pour l'établissement de nouvelles décharges est de plus en plus limité.

Afin de réduire les problèmes environnementaux actuels, plusieurs gouvernements, notamment dans le monde industrialisé, ont élaboré des techniques, parmi elles un plan visant à augmenter le recyclage des déchets ménagers au cours de la prochaine décennie.

L'élimination des déchets ménagers génèrent une forte pression sur l'environnement, notamment par la contamination potentielle des ressources en eaux souterraines, la pollution organique et inorganique des eaux de surface proches, et les rejets de dioxyde de carbone des usines d'incinération, qui contribuent au réchauffement de la planète.

A mi-chemin de l'échéance de 2002, la matière plastique reste un véritable défi pour le recyclage. Elle occupe une place importante et incontournable dans les secteurs d'activité : emballage, transport, construction, électronique et électricité, biens de consommation, etc. cette matière est plus récente que le verre, les métaux ou le papier et le carton.

Dans le domaine du recyclage des emballages plastiques, doter d'imposer des systèmes de tri avec des technologies les plus innovantes contribue au progrès de la société. Afin de séparer les plastiques des autres objets pendant le tri de recyclage, en combinant des technologies de reconnaissance d'image et d'intelligence artificielle dans le but de contrôler et de surveiller la qualité des matériaux triés.

Introduction générale

Aussi, le papier, cartons et cartonnages usagés représentent une matière première essentielle pour l'industrie du papier à travers le monde. Ils sont souvent plus avantageux que les matières premières primaires en termes d'environnement et de prix.

La professionnalisation du tri et du recyclage des ressources progresse, notamment grâce à l'intégration de technologies basées sur l'intelligence artificielle. Cette technologie permet d'automatiser le tri sélectif et de diminuer les interventions manuelles. De plus, le rendement du mécanisme de traitement a été amélioré, conduisant à un recyclage toujours plus efficace des matières premières.

L'intelligence artificielle (IA) est devenue un allié incontournable pour le développement du secteur. En effet, cette technologie autorise aujourd'hui une gestion plus efficace des centrales de recyclage, la mise en place de systèmes de reconnaissance d'images permettant de trier et de classer les déchets, d'effectuer un contrôle optimal des périodes les plus favorables pour le recyclage auprès des citoyens ou encore de permettre la mise en place des dispositifs visant à la gestion autonome des camions de collecte des ordures.

L'apprentissage profond, ou Deep Learning, est une technique d'intelligence artificielle qui peut être utilisée afin d'améliorer le recyclage. Les procédures de tri sélectif sont appliquées à un grand nombre de matériaux à savoir le papier, le plastique, le métal et le verre. Cependant, le principal défi consiste à séparer les divers matériaux au sein d'un groupe.

L'identification automatisée des objets peut s'accomplir elle nécessite l'application de techniques avancées et robustes de sorte à éviter les erreurs de classification des objets pour le recyclage. Entre autres, les problèmes des formes d'objet ainsi que ces caractéristiques à identifier font que la reconnaissance est très difficile à paramétrer. Aussi, l'acquisition des images peut s'effectuer dans divers environnements de capture plus ou moins contrôlés, ce qui apporte des difficultés supplémentaires.

Dans ce mémoire, nous nous intéressons d'abord aux travaux déjà réalisés sur le sujet du recyclage en général, ensuite celui du plastique et du papier. Puis, nous introduisons l'intelligence artificielle avec ces différents domaines d'application ; nous présenterons par la suite l'apprentissage profond et les réseaux de neurones convolutifs. Dans le dernier chapitre

Introduction générale

nous allons présenter le modèle de réseau de neurones à convolution proposé ainsi les résultats obtenus.

Structure du document

Notre mémoire est structuré en trois chapitres :

Commençons par définir l'état de l'art sur le recyclage de plastique et papier, ensuite on va s'intéresser à la technique de l'intelligence artificielle ainsi l'apprentissage profond, après on présentera comment on a implémenté notre modèle et les résultats obtenus afin de les comparait à d'autres architectures populaires comme MobileNet et EfficientNet et pour terminer notre mémoire s'achève par une conclusion générale.

CHAPITRE I

Etat de l'art sur le recyclage de plastique
et papier

I. Introduction

L'évolution de la population et la progression du rythme de vie et rendent les déchets ménagers très nombreux, en un impact direct sur notre environnement.

En effet, la crise énergétique et la pollution ont développé une prise de conscience contre les déchets. On valorise de plus en plus différentes catégories de déchets.

Le présent chapitre vise à donner un aperçu général sur le recyclage. Cette fonction permet de réaliser des économies des ressources, d'énergies et de la manière de récupérer et de transformer les objets qui peuvent être réutilisable. Nous verrons les moyens et les méthodes de recyclage du plastique et papier qui sont fabriqués à base de pétrole et qui ne sont pas biodégradables.

II. Les déchets

II.1 Définition des déchets

C'est des substances en fin de vie d'un processus de production, de transformation ou d'utilisation, Autrement dit, tout élément qui est abandonné est un déchet. Ce n'est pas parce que cet élément est inutilisable, il peut être modifié en l'état ou après c'est le recyclage. Alors les déchets doivent être stockés pour éviter des pollutions de l'environnement.



Figure 1.1 : Impact des déchets sur l'environnement

II.2 Les différents types de déchets

- Les déchets ménagers.
- Les déchets dangereux des ménages.
- Les déchets des activités de soins.
- Les déchets de l'agriculture et de l'industrie agroalimentaire.
- Les déchets organiques ou déchets de l'assainissement.

Chapitre I : Etat de L'art sur le recyclage de plastique et papier

- Les matières de vidange et corps gras.
- Les déchets des entreprises.

III. Recyclage

Cette partie sera dédiée à une présentation du recyclage des déchets ainsi son historique, ensuite on passe aux différents types et formes de recyclage.

III.1 Définition du recyclage

Le recyclage consiste à traiter les ordures (ménagères ou industrielles). C'est un moyen de transformer des substances et des déchets en matière première prête pour le réintroduire dans le marcher, afin d'éviter de limiter la pollution et la consommation des ressources liées à la fabrication de produit neufs.

En vue de leur réutilisation, de produits naturels ou de biens ayant déjà fait l'objet d'une, voire de plusieurs utilisations antérieures, et qui sont ainsi réinsérés dans le circuit de production. Il nécessite donc des opérations préalables de récupération et de transformation des déchets [1].

III.2 Principe du recyclage

Le recyclage nécessite la collecte, le tri et le stockage des matériaux dans un conteneur convenable : la technique du tri sélectif améliore le processus.

Avant d'être recyclés ou incinérés, les déchets doivent d'abord être collectés et triés au bureau, à la maison, dans les transports, dans le jardin, le recyclage permettant ainsi de faire des économies.



Figure 1.2 : Logo de recyclage de Möbius [2]

III.3 Histoire du recyclage

Le recyclage des ordures ne date pas d'hier et précède même de plusieurs siècles dans le temps de l'invention des poubelles. Elle fait désormais partie de notre vie quotidienne.

➤ Au 1er siècle en Chine, on recommandait de faire bouillir les vieux chiffons en lin pour fabriquer du papier. Au 8e siècle, on les apporte jusqu'en Europe. C'est la naissance des chiffonniers.

➤ Au Moyen Âge, la gestion des déchets pose un problème. Avec la hausse démographique de la population, François 1er instaurent l'utilisation des paniers pour récupérer les ordures. Depuis quelques siècles déjà, les Japonais ont créé le recyclage du papier et ont perfectionné leurs techniques.

➤ En 1870, à Paris, un décret gouvernemental impose l'interdiction de dépôt de déchets dans les voies publiques, et chaque individu devra donc disposer de son propre récipient, ensuite, le préfet de la Seine Eugène Poubelle oblige les parisiens à placer un couvercle sur les dits récipients, et donne son nom à ce nouvel objet : la poubelle.

➤ Au début du 20e siècle, on assiste à l'apparition des premiers centres de recyclage en raison des guerres, qui ont permis de profiter de cette opportunité pour la fabrication de chemins de fer ou d'armes.

➤ Dans les années 70, le tri et le recyclage professionnel s'accélérent à nouveau, avec la création des premières entreprises de recyclage. Et cela ne s'est pas arrêté, que de s'être perfectionné jusqu'à aujourd'hui. C'est donc à cette époque qu'apparaît le logo du recyclage : le ruban de Möbius [3] représenté dans La Figure 1.2.

➤ A cette époque-là, En Europe, les premières tentatives de récupération de ressources précieuses (matériaux recyclables, combustibles de substitution et compost) à partir de déchets municipaux mélangés par traitement physique ont eu lieu dans les années 1970 [4].

III.4 Les formes de recyclage

- * Organique : pour la production du carburant ou un engrais.
- * chimique : sert à la séparation des composant.
- * mécanique : pour la transformation des déchets on utilisant des machine tel que (broyer).

III.5 La façon de procédé au recyclage des déchets

La récupération des matériaux recyclables, a été abordée de deux manières très différentes :

III.5.1 Séparation manuelle (à la source)

Cette base est au niveau des ménages individuels et des systèmes de collecte séparés.



Figure 1.3 : Tri des ordures de ménagers

III.5.2 Traitement mécanique

Valorisation par traitement mécanique et tri des déchets résiduels mélangés dans des installations centrales recevant un plus gros flux de déchets.

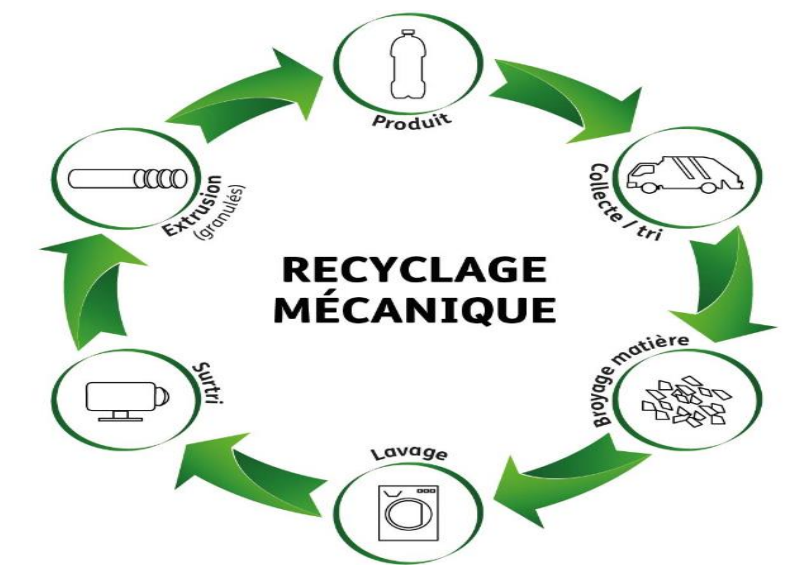


Figure 1.4 : Traitement mécanique

III.6 Type de déchets recyclé

Les déchets ménagers sont classés en quatre catégories qui peuvent être recyclées comme suit:

➤ **Le carton :** celui des emballages, qui sera à l'origine d'autres cartons. Le papier : les magazines, les journaux, les brochures, qui donnera naissance à d'autres cahiers ou journaux la plupart du temps. En outre, il est important de les recycler car la consommation de papier

Chapitre I : Etat de L'art sur le recyclage de plastique et papier

est l'un des facteurs de la déforestation, cependant 25 % des documents imprimés sont jetés dans les cinq minutes qui suivent leur lecture.

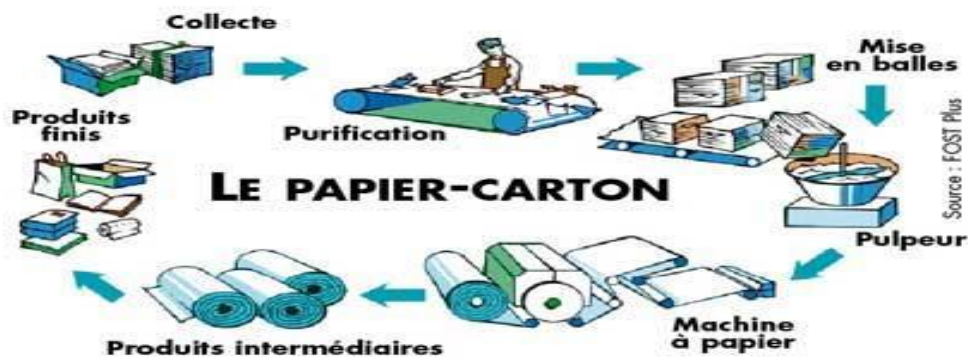


Figure 1.5 : Recyclage du papier et cartons

➤ **Métaux** : comme l'aluminium et l'acier de nos canettes et boîtes de conserve. L'acier et l'aluminium sont infiniment recyclables et sont utilisables dans toutes sortes d'industries.

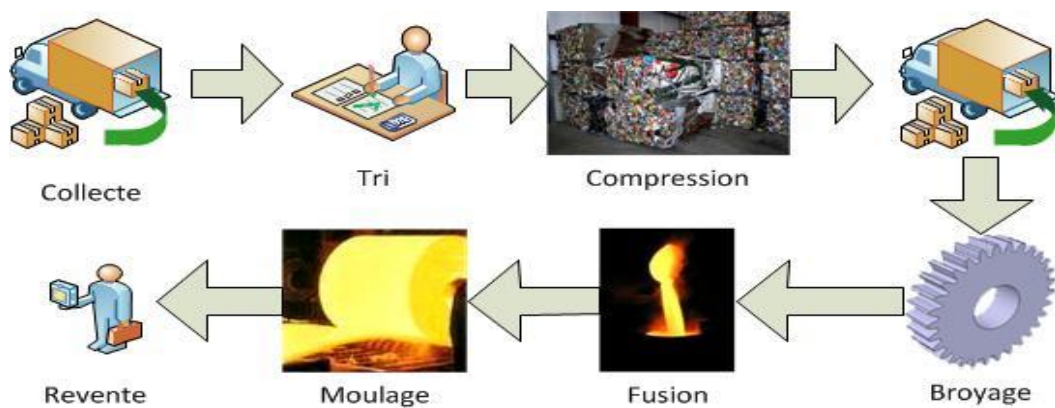


Figure 1.6 : Recyclage des métaux

• **Le verre** : Et puis vient enfin le verre bouteille de lait et à jus de fruits sont recyclés à l'infini eux aussi. Après avoir subi un tri minutieux, il est broyé puis fondu afin de fabriquer de nouveaux récipients ou encore la laine de verre.

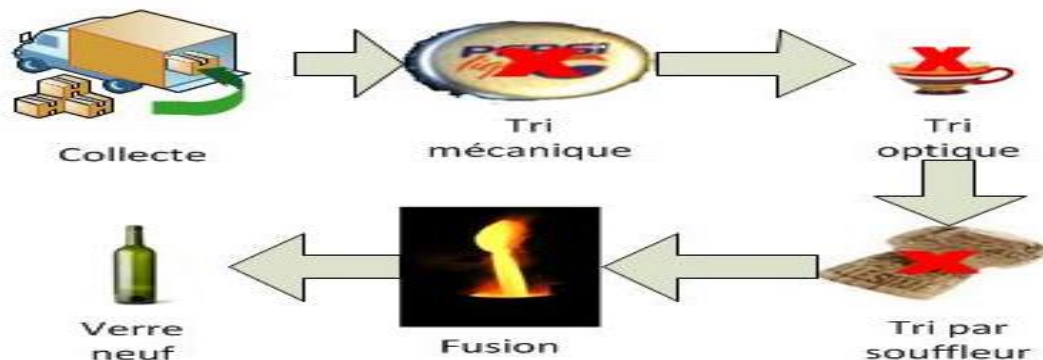


Figure 1.7 : Recyclage du verre

- **Les déchets toxiques** : notamment les piles et médicaments, seront acheminés vers des centres de traitement appropriés.

III.7 Quelques technologie du tri de déchet

III.7.1 Les installations du tri magnétique

Cette technologie marche du même principe d'un tamis qui sert à séparer les métaux ferreux des autres produits (plastiques, les métaux non ferreux, textiles, etc...).

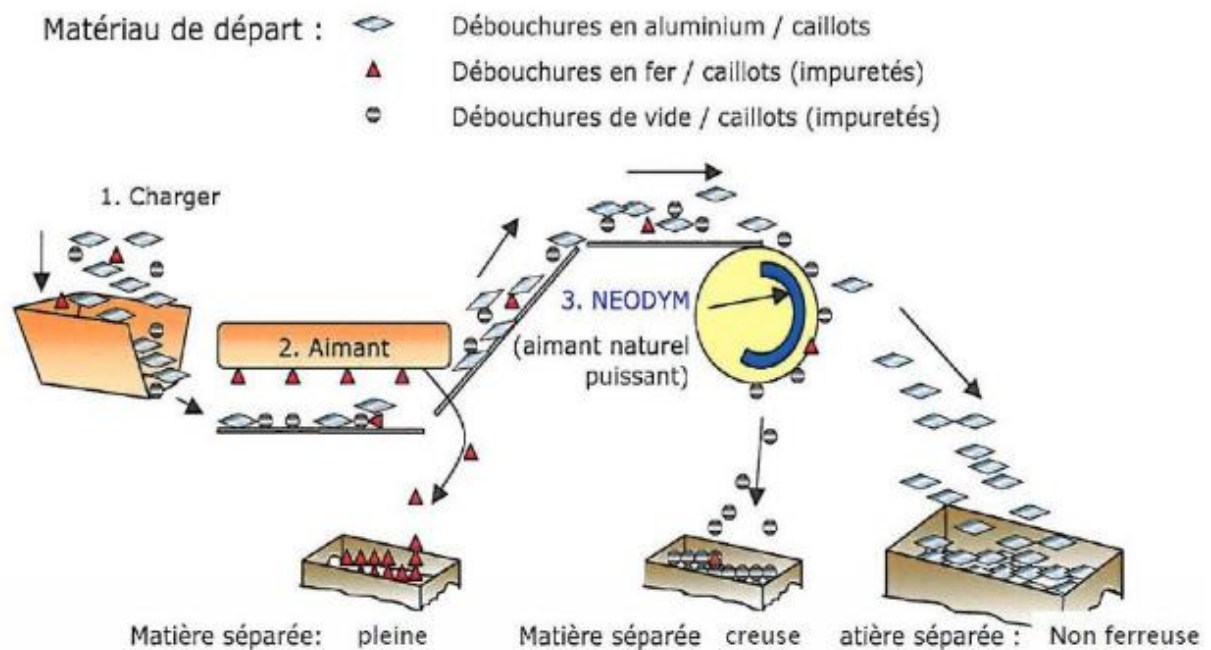


Figure 1.8 : processus du tri des métaux ferreux

III.7.2 Les installations du tri par flottation

Cette technologie peut gagner beaucoup de temps pour la séparation des matériaux issus de l'opération de broyage, autrement par la différence de densité du matériau plongé dans un liquide, c'est-à-dire les plus légers « flottent » en surface et les plus lourds « coulent » afin de faire le tri par une balance à la main ou bien d'une façon automatique. Par cette technique de débarrasser des matières de plastique

Actuellement, ces installations permettent de récupérer 99,5 % des métaux non ferreux issus des VHU (Véhicules Hors d'Usage) [1].

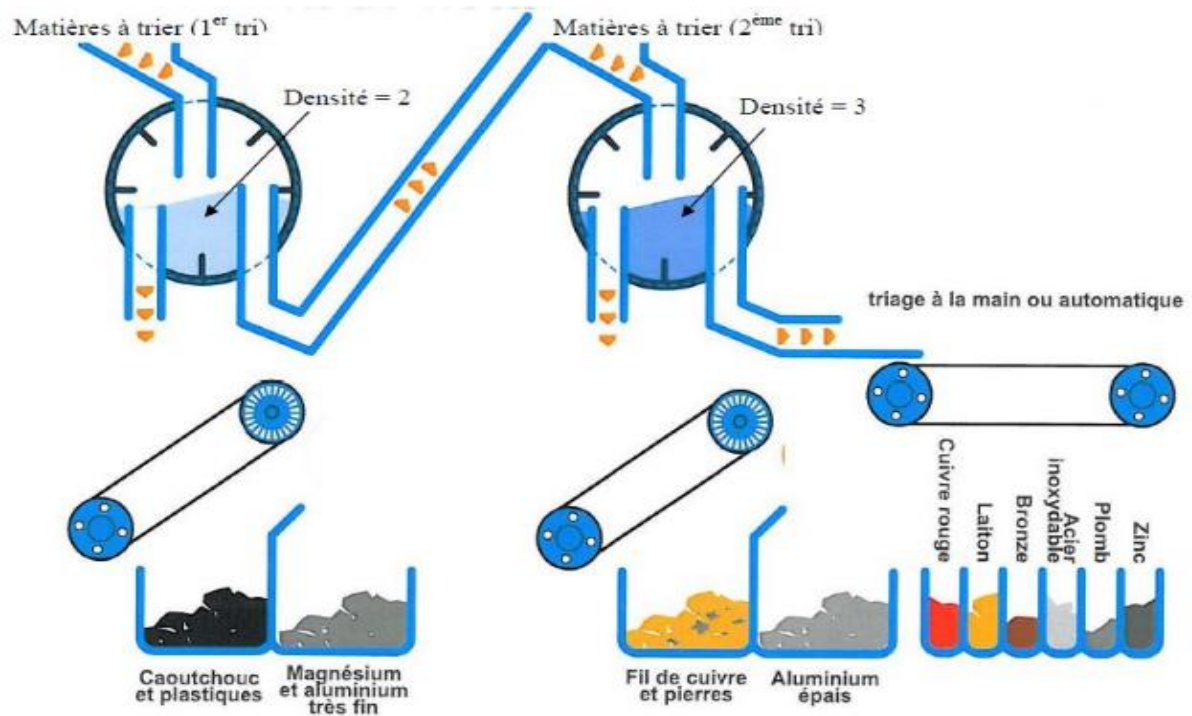


Figure 1.9 : processus du tri par flottation des différents métaux

III.7.3 Les installations de tri par différence de conductivité électrique

Ce procédé de tri est basé sur les propriétés de conductivité électrique des matériaux. Ces installations sont utilisées pour séparer les fractions non métalliques (plastique, céramique, ...) des fractions en métaux non ferreux (argent, cuivre, or, aluminium, zinc, laiton, carbone, nickel, lithium, palladium, platine, tungstène, étain, bronze, plomb, titane, inox) [1].

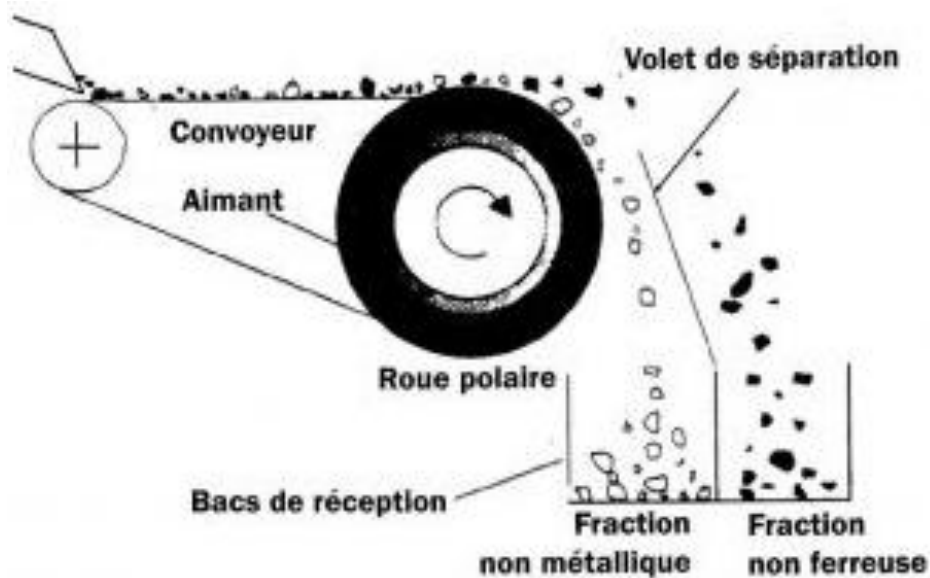


Figure 1.10 : Tri par conductivité électrique (fraction non métallique et fraction non ferreuse)

III.7.4 Les installations de tri par rayons X ou analyseurs de couleurs

Cette technologie consiste à séparer les substances grâce à leur densité atomique couleur ou bien la forme, en utilisant un analyseur de couleur ou par rayons X vers des bacs sélectifs. Ces techniques sont appliquées pour différencier entrés(les papiers, cartons, plastiques etc...) mais pas pour les métaux.



Figure 1.11 : Tri des matériaux par rayon-X

- Une fois collectés, les déchets sont séparés et triés en fonction de leur type, après ils sont transmis vers le centre de recyclage le plus adapté.

III.8 Les avantages et les inconvénients du recyclage

Ce tableau indique les avantages et les inconvénients du recyclage. Ils sont comme suit :

Tableau 1 : Avantages et inconvénients du recyclage [3]

Avantages	Inconvénients
✓ Réduction du volume des déchets.	✓ Coût de la main-d'œuvre.
✓ produire sans utiliser les nouvelles matières premières (conserver les ressources naturelles).	✓ Obligation de trier.
✓ Création d'emploi.	✓ Insuffisant actuellement.
	✓ Manque de filières de recyclage
	✓ S'inscrit dans une approche plus large.

IV. Recyclage du plastique et du papier

IV.1 Recyclage du plastique

Dans ces derniers temps il y a eu un important regain dans l'attention des déchets, la demande de la matière du plastique pour la fabrication et la mise en œuvre se poursuit. Vu l'importance de la récupération de ces ressources non renouvelables et de l'énergie contenue dans ces déchets mais les foyers domestiques l'utilisent comme un rebut qui doit poser des problèmes malgré sa valorisation qui est considérée comme étant le développement le plus prometteur dans le domaine de la récupération de l'énergie à partir des déchets.

La croissance de déchets polymériques ce génère par l'augmentation de la consommation de plastiques.



Figure 1.12 : Recyclage des bouteilles en plastique [5]

IV.2 Catégorie du recyclage des plastiques

IV.2.1 La récupération de matière

- Récupération directe de matériaux.
- Utilisation des déchets en tant que matière première pour la fabrication de nouveaux objets.
- Décomposition des déchets pour la fabrication de produits chimiques.
- Le recyclage chimique consiste à fabriquer de nouvelles matières premières par la modification de la composition du polymère et la purification. [4]

IV.2.2 La récupération d'énergie

- Le déchet est utilisé en tant que combustible.
- Des carburants, des cires, des polymères vierges, comme s'ils provenaient directement du pétrole.
- Récupération d'énergie : pyrolyse du déchet pour la production de combustibles.

IV.3 Classification du plastique

La reconnaissance du plastique à partir du triangle de Moebius représenté dans La Figure 1.2, en raison d'un numéro significatif qui indique la composition du plastique.

On s'intéresse à deux types de plastique qui sont, dans la majorité du temps, recyclés.

IV.3.1 Polyéthylène Téréphtalate (PET)

C'est l'un des plastiques les plus répandus, recyclables et recyclés. Parmi ses caractéristiques les plus importantes : Souplesse, légèreté et transparence. Ainsi pour les produits associés sont : les détergent, Bouteilles à boissons, bouteilles d'huile de cuisine.



Figure 1.13 : (a) : Label Plastique recyclable PET (b) : produit associée à PET

IV.3.1.1 Le processus du recyclage des emballages en PET

Le cycle de recyclage des emballages en PET comprend plusieurs étapes pour transformer les déchets afin de fabriquer de nouveaux produits en PET. Pour cela il passe par 9 étapes représentées dans La Figure 1.14

- La collecte du PET : effectue un tri sélectif et les déposer dans des bacs d'emballages vides.
- Le centre de tri : sépare ces emballages du reste de la collecte, et les compacte en balles, qui seront ensuite transportées vers les usines de régénération.

Chapitre I : Etat de L'art sur le recyclage de plastique et papier

- Le broyage en paillettes : l'élimination des éléments indésirables, ces emballages sont ensuite broyés et réduits en paillettes.
- La séparation des bouchons et des étiquettes.
- Le dernier tri optique : il permet de séparer le PET des autres types du plastique, dans le but d'améliorer la qualité de ces flocons.
- L'extrusion du PET : consiste à fondre les paillettes du PET à 280°C afin de générer des granulés (granulés clairs et colorés).
- Purification des granulés : il s'agit d'un traitement physique visant à éliminer les dernières impuretés au niveau moléculaire.
- Granulés de PET : destinées à la fabrication de nouveaux produits.
- Nouveaux produits en PET. [4]



Figure 1.14 : processus de recyclage de PET

IV.3.2 Polyéthylène Haute Densité (PEHD)

C'est un plastique à haute densité, il est plus rigide et solide ainsi opaque, parmi les produits associés à ce plastique on trouve des emballages semi-rigides, Bouteilles de lait, produits cosmétiques.



Figure 1.15 : (a) : Label Plastique recyclable PEHD (b) : produit associée à PEHD

IV.3.3 Recyclage du papier

Le papier fait partie des produits dont le recyclage est facile. Savoir trier ses déchets à base du papier et les jeter dans la bonne poubelle est une façon de valoriser cette matière en protégeant nos ressources naturelles et nos forêts.

Il est composé par des fibres végétales, le plus souvent tirées à partir du bois. Nommées cellulose, on parle de fibres biodégradables, non nocives pour l'environnement et la santé humaine et elles sont recyclables.

IV.3.4 Type de papier

La plupart des papiers sont triés et recyclés à notre quotidien, nous verrons dans cette partie quels sont les papiers recyclables et non recyclables :

- **Papier recyclable** : Les cahiers ; les livres ; les enveloppes ; les revues et les journaux (avec l'enlèvement du film de plastique) ; les dépliants et les prospectus.
- **Papier à ne pas recycler** : Le papier filtre ; Le papier plastifié ; Le papier traité avec de la colle ; Le papier cadeau ; Le papier aluminium ; Le papier calque ; Le papier carbone ; Le papier peint ; Le papier souillé par la nourriture ; Le papier photo ; les mouchoirs et le papier de toilette...

IV.3.5 Processus de recyclage

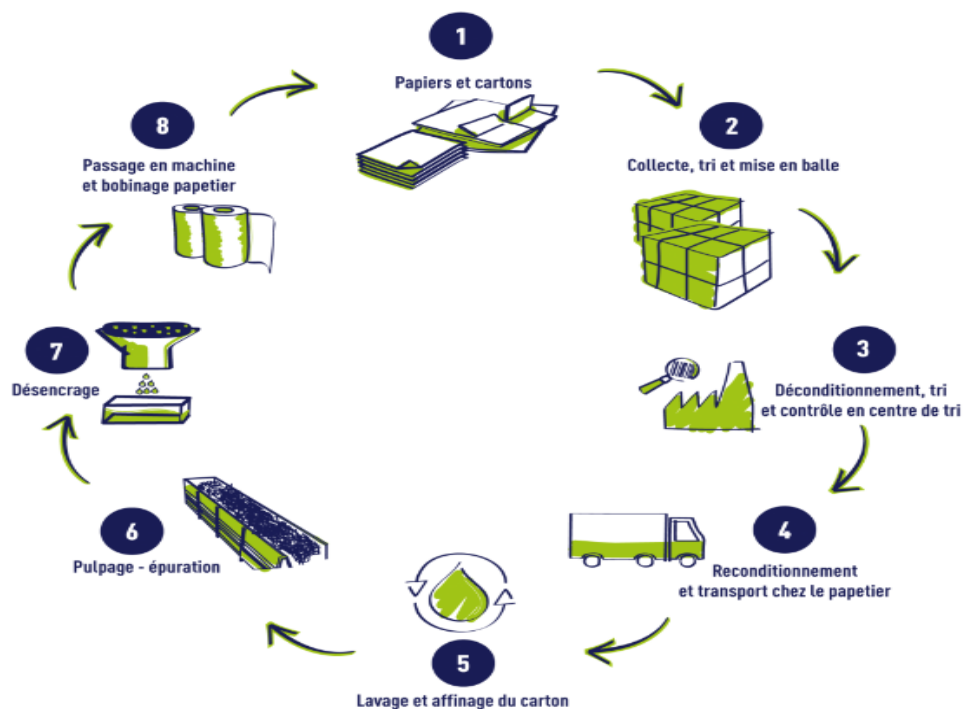


Figure 1.16 : cycle de vie du carton

Le recyclage du papier passe par plusieurs étapes jusqu'à sa remise en service dans le commerce :

- Collecte, tri mise en balle : cette étape consiste à collectées des déchets ménagers tel que papier, avant de le mettre en balle pour le compactage, il faut séparer les différents type de papiers et carton c'est le premiers tri.
- Déconditionnement, tri contrôle en centre de tri : dans cette partie consiste à enlever les emballages de leurs composants, ensuite, c'est l'étape de tri manuellement ou mécaniquement, afin de contrôler la qualité selon des critères (absence d'emballages qui pourraient perturber le recyclage, taux d'humidité des balles, absence de déchets indésirables dans les balles, taux de papiers graphiques : les encres peuvent entraîner des défauts d'aspects de la pâte à papier recyclée).
- Reconditionnement et transport chez le papetier : c'est là où on transforme le papier et cartons en pâte à papier, pour les nouvelles fabrications, ensuite ils sont envoyés chez papetier pour revend et produire ce dernier à l'échelle industriel.
- Pulpage épuration du papier : une fois le cartons et papiers sont affinés et lavés on les transforme en pâte à papier, et ensuite enlèvement des impuretés dans étape de l'épuration.
- Désencrage du papier : la pâte à papier est désancrée par flottation pour la séparation des encres huileuses du papier pour qu'elle soit blanchie.

Chapitre I : Etat de L'art sur le recyclage de plastique et papier

- Passage en machine et bobinage : la transformation de la pâte à papier en feuilles comme il est représenté dans la figure 1.17.
- Remise en service du papier et cartons.



Figure 1.17 : le bobinage du papier

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé deux parties principales : la première a permis de définir la notion de déchets ainsi que ses différents types, la seconde partie a été consacrée au recyclage, a son efficacité et son rôle important dans la société et pour l'environnement.

A la fin du chapitre, nous nous sommes intéressés à la dé deux catégories de recyclage ainsi que la méthode suivie pour la récupération du plastique et du papier.

Dans le prochain chapitre nous avons brièvement abordés une technologie qui « imite » l'être humain en termes simples qui est en l'occurrence l'intelligence artificielle ainsi que ses méthodes et catégories.

CHAPITRE II

Intelligence artificielle et apprentissage profond

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons la technologie la plus récente de l'intelligence Artificielle (IA), qui est un domaine vaste de la science et de l'ingénierie. Elle englobe actuellement une grande variété de sous-domaines, allant du plus général (l'apprentissage et la perception) au spécifique, IA ne fait que progresser et surprendre par ses performances.

L'apprentissage profond englobe actuellement les méthodes performantes et efficaces appliquées dans la communauté. Dans ce chapitre nous allons aborder brièvement l'apprentissage ainsi que les façons d'entraîner les réseaux de neurones multicouches.

II. Intelligence artificiel

II.1 Définition

L'intelligence artificielle (IA, ou AI en anglais pour Artificial Intelligence) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application [6].

II.2 Historique de l'IA

II.2.1 La gestation de l'intelligence artificielle (1943-1955)

- En 1943, Walter Pitts et Warren McCulloch ont réalisé des travaux qui sont aujourd'hui reconnus comme de l'IA. Ils sont appuyés sur trois sources la connaissance de la physiologie de base et fonction des neurones dans le cerveau, l'analyse formelle.
- Donald Hebb (1949) a démontré une règle de mise à jour simple pour modifier les forces de connexion entre les réseaux.
- En 1950, le premier ordinateur à réseau neuronal construit par les deux étudiants Dean Edmonds et Marvin Minsky. [7]

II.2.2 La naissance de l'intelligence artificielle

- en 1956, apparition du terme "intelligence artificielle" dont la première expression sera prononcée au cours de la conférence de "John McCarthy".
- En 1959, le terme "Machine Learning" était inventé par Arthur Samuel.
- En 1963, Le "AI Lab" à été créé par John McCarthy l'université de Stanford.
- En 1966, les projets dans le domaine de l'IA financière seront annulés en raison de l'absence de progrès.
- Le premier hiver de l'IA arrive en 1980 avec la création de R1(XCON) destiné à implémenter des commandes pour les nouveaux systèmes informatiques.
- En 1987, deuxième hiver de l'IA, le marché des machines Lisp s'effondre. Les gouvernements américain et japonais abandonnent leurs projets de recherche.
- Les avancées technologiques autorisent un renouveau de l'intelligence artificielle. En 2008, Google a progressé dans la reconnaissance de la voix et a introduit cette fonctionnalité dans ses applications pour Smartphones.
- Le début d'une 1ère nouvelle pour le Deep Learning En 2012, Andrew Ng fait l'apprentissage d'un réseau de neurones il permit à reconnaître un chat sans qu'on lui ait appris ce qu'est un chat.
- 2014 Facebook développe le programme de reconnaissance faciale Deep Face.
- en 2016, L'intelligence artificielle conquiert aussi le domaine du jeu vidéo.
- L'utilisation de l'intelligence artificielle notamment dans les entreprises pour plusieurs applications. [8]

II.3 Les domaines de l'intelligence artificielle

La présence de l'intelligence artificielle dans notre vie quotidienne est permanente, cette technologie intervenant à des niveaux différents. Les domaines d'application sont de plus en plus variés, du transport au médical et à la sécurité, en passant par la finance et le commerce.

II.3.1 L'application de l'IA dans le domaine de transport

La mobilité est un domaine important pour l'IA. Leur application (automatisation de la conduite on toute sécurité détection de la fatigue du conducteur, réduction des frais de maintenance, Ajuster la consommation de carburant, Optimiser dans les flux de transport, Simulation des évolutions du réseau).



Figure 2.1 : Domaine de transport et l'intelligence artificielle

II.3.2 L'application de l'IA dans le domaine de la santé

La pénétration de l'intelligence artificielle dans tous les segments de l'industrie médicale notamment pour le diagnostic, recherche, traitement et prévention leur application elle peut détecter le cancer ou analyser une radio des poumons ainsi des chirurgies assistées par ordinateur, robots médicaux.



Figure 2.2 : l'intelligence artificielle dans le domaine de la santé

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

II.3.3 L'application de l'IA dans le domaine du commerce

Grâce à l'intelligence artificielle dans les nouvelles technologies numériques, le commerce numérique évolue. Il facilite le développement de nouveaux modèles commerciaux et diminue les obstacles géographiques des opérations économiques.

II.3.4 Assistant personnel

Assistant personnel intelligent est un logiciel de reconnaissance vocale en langage naturel permettant à l'utilisateur d'obtenir une réponse à une demande écrite ou orale et de contrôler des fonctions du terminal dans lequel il est installé.



Figure 2.3 : Assistant personnel intelligent

II.3.5 L'application de l'IA dans l'industrie

L'IA adapte les performances industrielles, limite les défaillances et facilite les simulations. Elle permet également d'automatiser les contrôles de qualité. L'intelligence artificielle est aussi un outil d'aide à la décision.

Voici quelques exemples que l'on peut trouver dans l'industrie :

- le pilotage basé sur des flottes de robots.
- gérer et prévoir les stocks.
- prévision de la manutention.



Figure 2.4 : l'intelligence artificielle dans l'industrie

II.4 Les avantages et les inconvénients de l'intelligence artificielle

Les progrès de l'intelligence artificielle sont riches de promesses pour l'humanité, mais la menace qu'elle représente pourrait aussi être plus dangereuse que la bombe nucléaire, c'est-à-dire elle pourrait se retourner contre ses créateurs, dans cette partie on va présenter quelques avantages et inconvénients de l'IA :

II.4.1 Les avantages

- Évite les ressources humaines grâce à l'assistant numérique.
- Diminue l'erreur humaine et améliore la précision.
- Utilisation quotidienne de la perception et de l'apprentissage informatisés et automatisés.
- Simplicité des opérations grâce à l'intelligence artificielle capable d'effectuer des tâches répétitives.
- Les machines intelligentes sont en mesure d'effectuer des tâches dangereuses à une vitesse élevée, soit plus vite que les humains.
- Large application de l'intelligence artificielle dans le secteur médical, notamment pour la surveillance et la détection.
- Pas de repos ou de pause comme l'être humain.

II.4.2 Les inconvénients

- Coût important pour la maintenance et la réparation de ces machines ainsi que pour leur remise à niveau régulière afin de satisfaire aux besoins de l'environnement.

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

- Absence d'initiative dans les cas critiques car la machine ne peut pas juger ou décider puisque qu'elle effectue ce qui est prévu et programmer.
- Aucune amélioration de l'expérience et de la créativité.
- Le chômage augmente, ce qui constitue une menace pour l'humanité.

II.5 Catégories de l'intelligence artificielle

D'après la figure ci-dessus nous comprenons que la machine Learning est une forme particulière d'intelligence artificielle, ainsi le Deep Learning c'est une branche de la machine Learning.

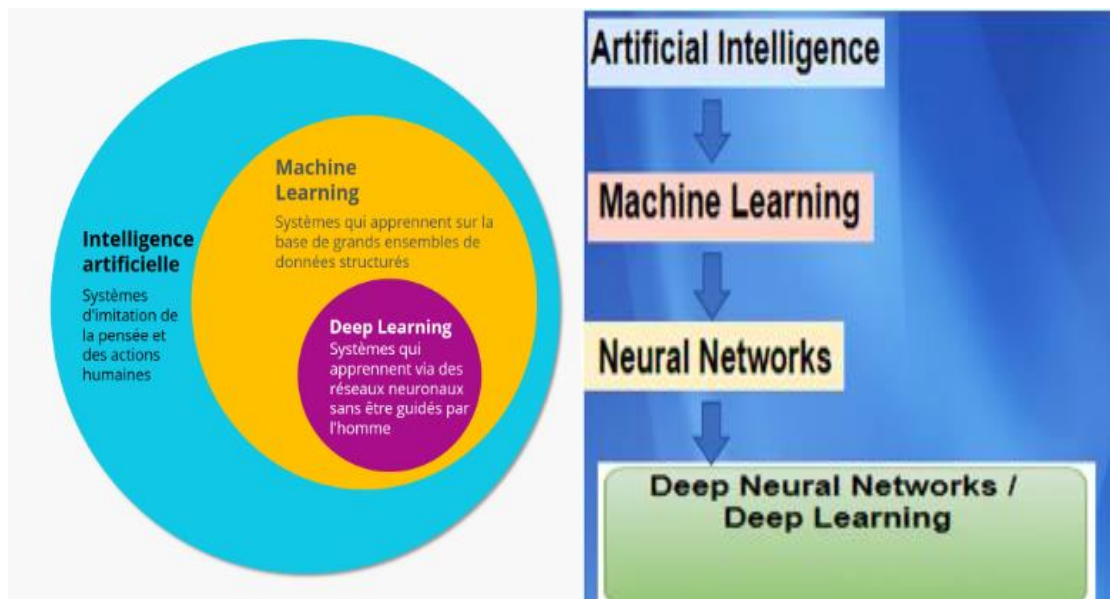


Figure 2.5 : Catégorie de l'IA

II.5.1 Machine Learning (l'apprentissage automatique)

Machine Learning est l'un des domaines de l'intelligence artificielle qui a pour but de concevoir des programmes qui ne sont pas explicitement codés pour s'acquitter d'une tâche particulière. Les concepts de ce domaine sont fondés sur la logique inférentiel et tentent de dégager des règles générales à partir d'un nombre fini d'observations. [9]

II.5.2 Neural Network

NN est un ensemble d'algorithmes inspirés par le cerveau humain. Elle a pour but de simuler les fonctions du cerveau humain, notamment la reconnaissance de motifs et la transmission d'informations entre les couches de connexions neuronales.

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

Entrée Neural network est sous forme d'un vecteur, mais pour le cas des Deep Learning leur algorithme aurons besoin de faire des apprentissages sur des images sous la forme des matrices :

II.5.3 Deep Learning (apprentissage profond)

Le Deep Learning (ou Deep neural network) est un type d'intelligence artificielle est basé sur les réseaux de neurones, il est conçu pour fonctionner avec de grandes quantités de données et utilise des algorithmes complexes pour entraîner le modèle. Sur de grands ensembles de données, l'apprentissage en profondeur montre une plus grande précision des résultats par rapport à l'apprentissage automatique traditionnel. La dépendance de la performance (qualité des résultats)

II.5.3.1 Fonctionne un Deep Learning

Un réseau neuronal profond possède une couche d'entrée, une couche de sortie et au moins une couche intermédiaire. Plus le nombre de couches est élevé, plus le réseau est profond. Chacune de ces couches effectue différents types de tri et de catégorisation.

Le réseau neuronal interprète les données détectées grâce à des capteurs ou injectées directement par un programmeur. Ce sont des images, des textes ou même des sons qui sont convertis en valeurs numériques.

II.5.3.2 Difference entre Deep Learning ET Machine Learning

Le Deep Learning et le Machine Learning se distinguent généralement du fait que les algorithmes de Deep Learning traitent des données non structurées, telles que des sons, des textes ou des images, alors que les algorithmes de Machine Learning traitent des données quantitatives et structurées (valeurs numériques), alors la différence entre eu elle est défini dans le tableau ci-dessus :

Tableau 2 : différence ente ML et DL

	Machine Learning	Deep Learning
des volumes de données optimaux	des milliers de points de données.	Big data : des millions de points de données.
Sorties	valeur numérique, comme un classement ou un score.	Tout, des valeurs numériques aux éléments libres, comme le texte libre et le son.
comment il fonctionne	utilise divers types d'algorithmes automatisés qui apprennent à modéliser des fonctions et à prédire des actions futures à partir de données.	utilise des réseaux de neurones qui font passer les données par de nombreuses couches de traitement afin d'interpeller les caractéristiques et les relations des données.
comment il est géré	Les algorithmes permettent aux analystes de données d'examiner des variables spécifiques dans des ensembles de données.	les algorithmes sont largement auto-dirigés en matière d'analyse des données une fois qu'ils sont mis en production

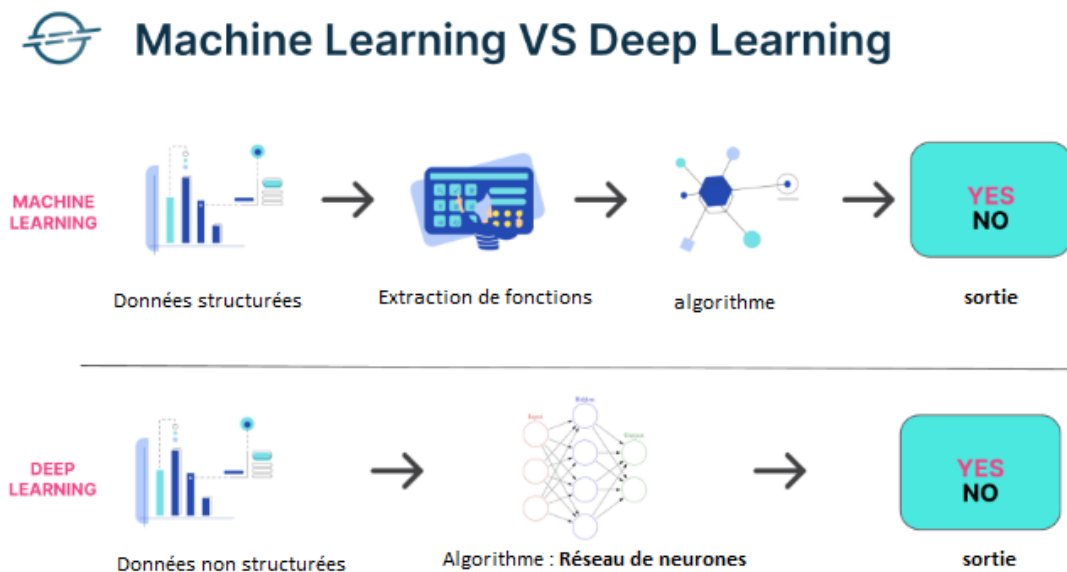


Figure 2.6 : différence entre apprentissage profond et l'apprentissage automatique

II.5.3.3 Une brève histoire de l'apprentissage profond

L'histoire de l'apprentissage profond remonte à l'année 1943, lorsque Walter Pitts et Warren McCulloch ont créé un modèle informatique fondé sur les réseaux neuronaux du cerveau humain.

Ils ont utilisé une combinaison d'algorithmes et de mathématiques qu'ils ont appelé "logique de seuil" pour imiter le processus de pensée. Depuis lors, l'apprentissage profond n'a

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

cessé d'évoluer, avec seulement deux pauses significatives dans son développement. Toutes deux ont été liées aux tristement célèbres hivers de l'intelligence artificielle.

- En 1960, développement du modèle de propagation arrière continu par Henry J.Kelley.
- En 1965, développement de la méthode de groupe pour le traitement des données.
- La rétro-propagation, c'est-à-dire l'utilisation des erreurs dans l'apprentissage des modèles d'apprentissage profond, a évolué de manière significative en 1970.
- En 1979, il a mis au point un réseau neuronal artificiel, appelé Néocognitron, qui utilisait une conception hiérarchique et multicouche. Cette conception permettait à l'ordinateur d'apprendre à reconnaître des modèles visuels.
- En 1989, Yann Le Cun a fourni la première démonstration pratique de la rétropropagation aux Bell Labs. Il a combiné des réseaux neuronaux convolutifs avec la rétropropagation.
- les réseaux neuronaux récurrents a été développée en 1997.
- l'évolution de l'apprentissage profond a eu lieu en 1999.
- Aux alentours de l'an 2000, apparition du problème du gradient disparaissant (les couches inférieures étaient ignorées par les couches supérieures, du fait qu'aucun signal d'apprentissage ne parvenait à ces couches).
- En 2001, on a assisté à la préparation de l'assaut du big data, qui ne faisait que commencer.
- En 2011, apprentissage des réseaux de neurones convolutifs couche par couche en préformation.

II.5.3.4 Les différents types d'apprentissage

a. L'apprentissage supervisé

La machine va faire son apprentissage en se basant sur des données étiquetées par l'être humain pour reconnaître des images entre un chien et un chat, nous devons préciser à la machine, pour chaque image utilisée dans l'apprentissage, que celle-ci représente le chien ou le chat. C'est l'étiquetage.

b. L'apprentissage non supervisé

La machine apprend par elle-même, mais la notion du terme apprentissage autonome est très relative. En effet, il est possible de faire des regroupements et donc d'effectuer des

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

classifications, mais la machine ne définit pas par elle-même les différentes étiquettes, puisqu'elle ne connaît pas ces données à apprendre.

c. L'apprentissage par renforcement

Consiste pour une machine à se former par expérience et se récompenser positivement ou négativement suivant les décisions prises.

II.5.3.5 Type d'algorithme pour Deep Learning

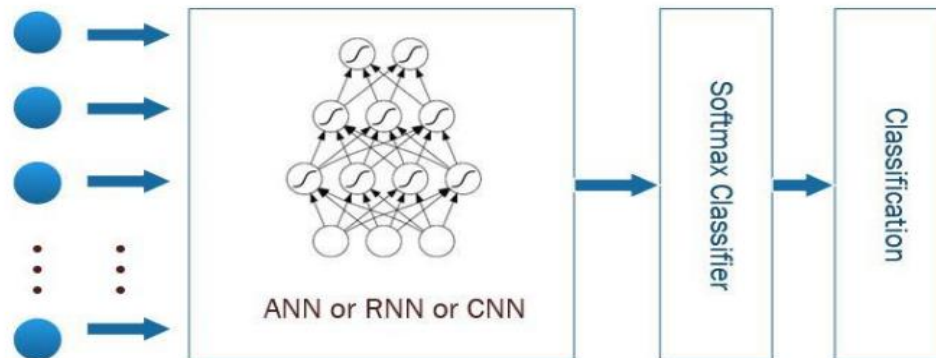


Figure 2.7 : La structure du Deep Learning

Pour le fonctionnement du model de Deep Learning ça nécessite un algorithme de traitement pour l'apprentissage du réseau.

Les algorithmes d'apprentissage profonds fonctionnent avec presque tous les types de données et nécessitent de grandes quantités de puissance de calcul et d'informations pour résoudre des problèmes complexes.

Voici la liste des 10 algorithmes d'apprentissage profond les plus populaires :

- Réseaux neuronaux convolutifs (CNNs)
- Réseaux à mémoire à long terme et à court terme (LSTM)
- Réseaux neuronaux récurrents (RNN)
- Réseaux adversariens génératifs (GAN)
- Réseaux à fonction de base radiale (RBFN)
- Perceptrons multicouches (MLP)
- Cartes auto-organisatrices (SOM)
- Réseaux à croyance profonde (DBN)
- Machines de Boltzmann restreintes (RBM)
- Autoencodeurs

Chapitre II : Intelligence artificiel et l'apprentissage profond

Dans cette partie, nous allons nous focaliser sur un des algorithmes les plus puissants du Deep Learning à savoir le réseau neuronal convolutif ou (CNN) :

III. Réseau de Neurones convolutifs

III.1 Définition

Un réseau neuronal convolutif (CNN) est une forme des réseaux neuronaux artificiels qui sont utilisés dans le domaine du traitement et de la reconnaissance des images et qui sont conçus pour traiter les données des pixels.

Les réseaux de neurones convolutifs sont des outils puissants pour le traitement d'images et l'intelligence artificielle (IA) permettant un apprentissage profond pour réaliser des tâches descriptives et génératives. Ils sont utilisés pour la vision par ordinateur, qui englobe notamment la reconnaissance d'images et de vidéos.

III.2 Architecture d'un Convolutional Neural Network-CNN

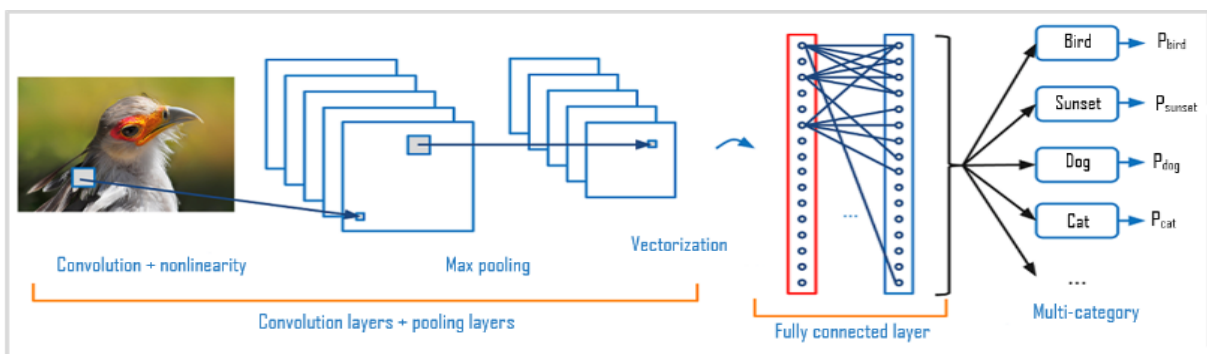


Figure 2.8 : Processus du CNN

La disposition des "neurones" des CNN correspond davantage à celle des neurones du lobe frontal, la partie responsable du traitement. Les neurones sont répartis en plusieurs couches de façon à couvrir l'ensemble du champ visuel, évitant ainsi le problème du traitement fragmentaire des images que posent les réseaux neuronaux traditionnels.

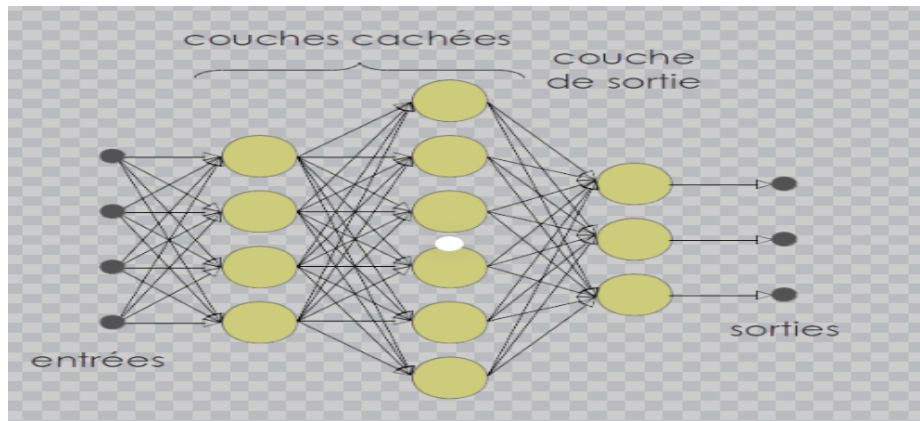


Figure 2.9 : Réseau multicouche

Les couches d'un CNN comprennent :

III.2.1 Couche d'entrée

En entrée, l'utilisateur fournit une image sous la forme d'une matrice de pixels. Elle se dispose de 3 dimensions :

- Deux dimensions pour une image en niveaux de gris.
- Une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales (RGB) Rouge, Vert et Bleu. [10]

III.2.2 Couche cachée

Elle inclut plusieurs couches conventionnelles, des couches de mise en commun, des couches entièrement connectées et des couches de normalisation. L'élimination des limitations et l'augmentation de l'efficacité pour le traitement de l'image donnent un système beaucoup plus efficace, plus simple à former et limiter pour le traitement de l'image et du langage naturel.

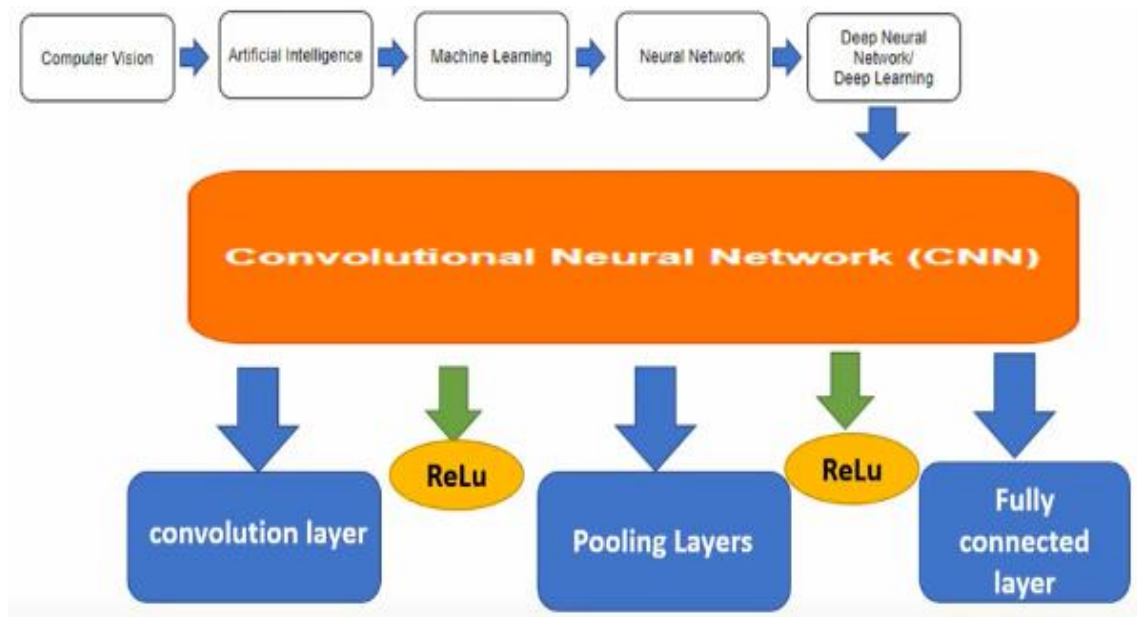


Figure 2.10 : Composition du CNN

III.2.2.1 Couche de convolution

a. Définition

La couche de convolution est un élément principal d'un CNN. Elle représente le composant clé des réseaux de neurones convolutifs, elle en constitue généralement au moins une des premières couches. Son objectif consiste à détecter un ensemble de caractéristiques sur les images d'entrée. À cet effet, on effectue un filtre de convolution.

b. Principe de fonctionnement

Il consiste à faire " glisser " une fenêtre représentant la caractéristique sur l'image, et de calculer son produit de convolution avec chaque partie de l'image balayée. Une caractéristique est alors vue comme un filtre.

Elle contient un ensemble de filtres (ou noyaux), dont les paramètres doivent être appris tout au long de la formation. La taille des filtres notée « f » est généralement inférieure à celle de l'image réelle notée « n ». Chaque filtre effectue une convolution avec l'image et crée une carte d'activation. Pour la convolution, le filtre glisse sur la hauteur et la largeur de l'image et le produit scalaire entre chaque élément du filtre et l'entrée est calculé à chaque position spatiale. La figure 28 montre un exemple du processus de convolution.

La taille de la carte d'activation a une dimension plus petite que l'image d'entrée, elle est calculée comme suit : $(m*k) = (n-f+1 * n-f+1)$

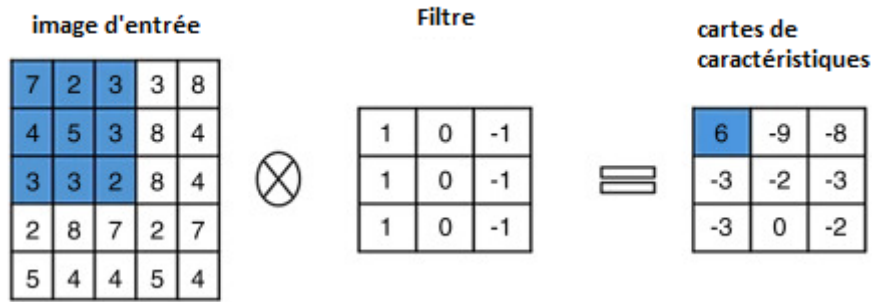


Figure 2.11 : Balayage de l'image par un filtre

III.2.2.2 Couche de Pooling (couche mise en commun)

a. Principe

L'opération de pooling consiste à faire glisser un filtre bidimensionnel sur chaque canal de la carte de caractéristiques et à résumer les caractéristiques situées dans la région couverte par le filtre. Elles réduisent le nombre de paramètres à apprendre et la quantité de calculs effectués dans le réseau.

Pour une image de caractéristiques après étape de convolution ayant des dimensions (nh * nw * nc), les dimensions de la sortie obtenue après une couche de mise en commun sont les suivantes

$$\frac{(nh - f + 1) * nc}{s} * \frac{(nw - f + 1) * nc}{s}$$

Avec:

- nh - hauteur de la carte des caractéristiques
- nw - largeur de la carte des caractéristiques
- nc - nombre de canaux dans la carte des caractéristiques
- f - taille du filtre
- s - longueur du stride

b. Quelques notions

b.1Stride : C'est le nombre de pas de case pour la translation du filtre lorsqu'il traverse l'image), ainsi on peut calculer les dimensions de l'image de sortie après la couche du pooling par le théorème de « Andrew Ng » suivante :

$$\frac{(n+2p-f)}{s} + 1 * \frac{(n+2p-f)}{s} + 1$$

Soit : (n*n) : dimension de la carte caractéristique ; p : égale à 0 si on n'utilise pas du padding ou bien à 1 une fois padding et utilisé

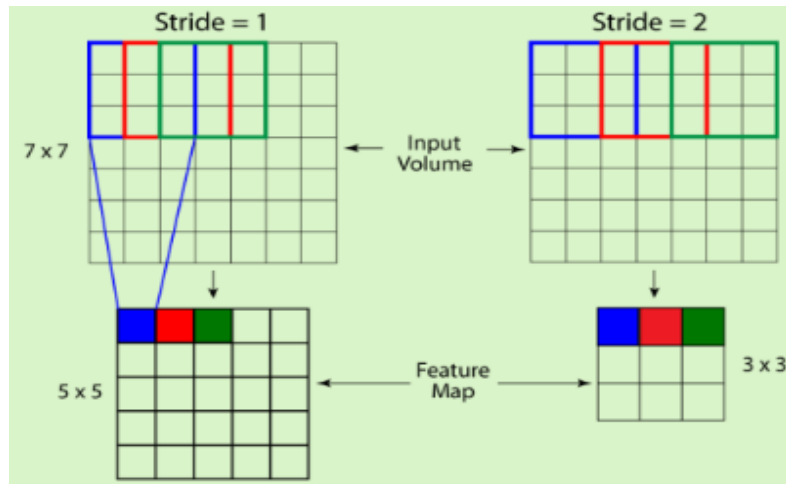


Figure 2.12 : Fonctionnement du stride

b.2 Padding : Le remplissage consiste à ajouter des pixels supplémentaires en dehors de l'image. Un remplissage nul signifie que chaque valeur de pixel que vous ajoutez est nulle.

On a deux types de padding:

b.2.1 Valide padding : On ne rajoute pas de zéro à l'extérieur de l'image d'entrée, on le décrit par padding='valid' et dans ce cas la valeur de p=0

b.2.2 Samepadding: il y'a un ajout du padding, et on le décrit par padding='same'. Avec p=1.

b.3 Relu (Unité linéaire rectifiée) : fonction d'activation ça vient après chaque couche (convolution ou pooling) pour améliorer l'entraînement.

c. Types de couches de pooling

c.1 Pooling maximal

Le maxpooling consiste à sélectionner l'élément maximal de la région de la carte de caractéristiques couverte par le filtre du pooling. Par conséquent, la sortie après la couche de mise en commun maximale correspond à une carte de caractéristiques contenant les éléments les plus importants de la carte de caractéristiques précédente.

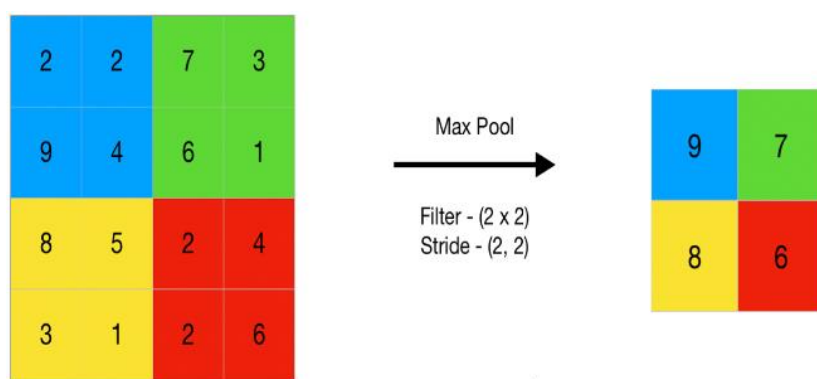


Figure 2.13 : Fonctionnement du Max pool

c.2 Pooling de la moyenne

La mise en commun des moyennes permet de calculer la moyenne des éléments qui sont présents dans la région de la carte des caractéristiques couverte par le filtre. Ainsi, alors que la mise en commun maximale donne l'élément le plus important dans une zone particulière de la carte de caractéristiques, la mise en commun moyenne donne la moyenne des éléments présents dans une zone.



Figure 2.14 : Fonctionnement du moyen pool

III.2.2.3 Couche entièrement connectée (couche Fullyconnected)

C'est une couche qui sert pour la classification, c'est-à-dire la sortie des couches précédentes venant du pooling contenant les pixels aplatis, et les transforme en un seul vecteur qui peut être une entrée pour l'étape suivante.

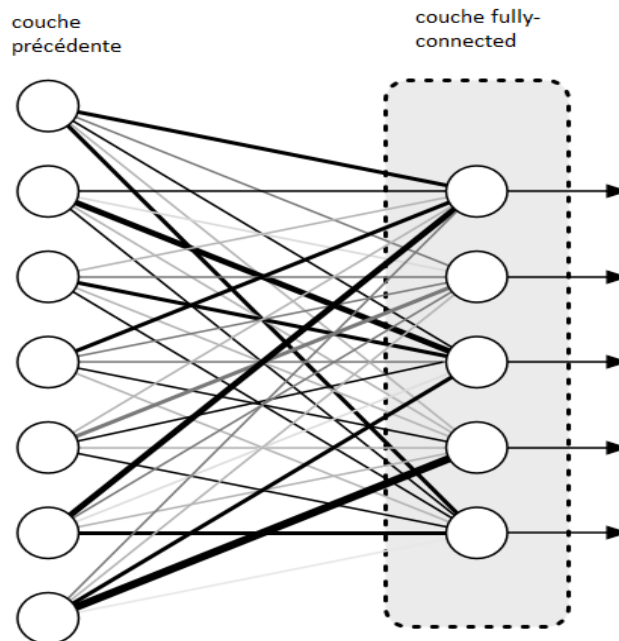


Figure 2.15 : Couche fully-connected

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des généralités sur l'intelligence artificielle et son développement au fil du temps ainsi de ces domaines d'application. Ensuite une brève présentation sur les branches de cette technologie a été évoquée.

En premier lieu, nous nous sommes focalisés sur l'apprentissage profond (Deep Learning) en vue d'apprécier ses performances et sa qualité de traitement pouvant entraîner le modèle sur un grand ensemble de données.

A la fin de ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'un des algorithmes les plus puissants de l'apprentissage profond. Dans ce contexte, nous avons essayé de se familiariser avec les convolutions « neural network » permettant ainsi son utilisation dans le domaine du traitement et de la reconnaissance des images.

Dans le chapitre suivant, nous allons utiliser les informations et les algorithmes de ce chapitre afin de construire notre modèle à base des CNN pour la reconnaissance de deux objets notamment le papier et plastique.

CHAPITRE III
Résultats et validation

CHAPITRE III : Résultat et validation

I. Introduction

À travers ce chapitre on va décrire le modèle CNN que nous avons proposé pour faire la classification du plastique et du papier.

Le travail que nous allons présenter se compose en trois parties principales.

Dans la première partie, on va décrire les étapes de la construction de la base de données ainsi que les améliorations que nous avons jugé utiles pour son enrichissement

Nous avons défini alors les notions de base d'apprentissage profond (deep learning) et le principe du fonctionnement des réseaux de neurones convolutifs dans le chapitre II.

Nous utilisons ces connaissances dans la deuxième partie dans le cadre de la réalisation de notre modèle convolutif ainsi nous présenterons les outils et logiciels que nous avons utilisés.

Dans la dernière partie, les résultats obtenus par notre modèle sont présentés. Nous terminerons le chapitre par une étude comparative avec d'autres architectures de l'état de l'art.

II. La construction de la base de données

Le réseau de neurone convolutif (CNN) est un algorithme qui prend une image en entrée, puis attribue des poids et des biais à tous les aspects d'une image ; Ceci lui permet de la différencier des autres images. Les réseaux neuronaux peuvent être formés en utilisant des lots d'images, chacun d'entre eux ayant une étiquette pour identifier la nature réelle de ces images. Dans notre cas, nous avons utilisé deux lots un pour les images de plastique et l'autre les images de papiers.

Un lot peut contenir de quelques dizaines à des centaines d'images. Pour chaque image, la prédiction du réseau est comparée avec l'étiquette existante correspondante, et la distance entre la prédiction du réseau et la vérité est évaluée pour l'ensemble du lot. Ensuite, les paramètres du réseau sont modifiés pour minimiser la distance et afin d'augmenter la capacité de prédiction du réseau. Le processus de formation se poursuit de la même manière pour chaque lot.

II.1 Préparation des données

Notre base de données d'images, est divisée en deux parties ; les images du plastique et les images du papier afin de la construire on a pris en compte quelques paramètres :

- Résolution: c'est le nombre de pixels ou bien les détails contenus dans une image; elle définit aussi la netteté de la qualité d'une image. On a utilisé une résolution

CHAPITRE III : Résultat et validation

de 680*480 pour toutes les images afin d'avoir plus d'information et aussi des calculs rapides.

- L'équilibre de la base de données : ou chaque classe est représentée par le même nombre des images afin d'éviter le déséquilibre de la base de données. Avec l'équilibrage on évite que le modèle soit biaisé par la classe majoritaire.
- L'entraînement des réseaux de neurone nécessite un grand nombre d'images dont les objets sont présentés par différentes positions, dans des arrière plans différents et différents états.

Nous présentons quelques figures démonstratives de prise des photos de quelques objets.

Orientation de l'objet : pour la même bouteille, on l'a tournée et on a gardé ces mêmes caractéristiques et de son arrière-plan également.



Figure 3.1 : Changement de l'orientation

La position de l'objet : on a changé la position de l'objet.



Figure 3.2 : Changement de position

CHAPITRE III : Résultat et validation

Etat de l'objet : On a aussi déformé l'objet (bouteille ou le papier)

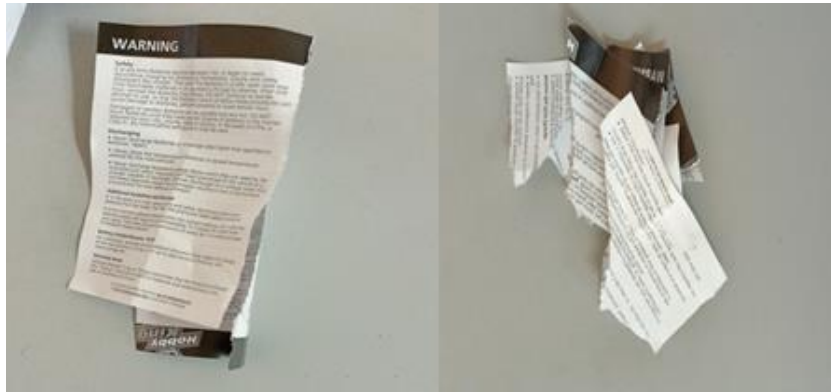


Figure 3.3 : Changement de l'état de l'objet

Arrière-plan de l'objet : Nous avons pris des photos avec des arrière-plans différents afin d'avoir un modèle généralisé.



Figure 3.4 : Changement de l'arrière-plan

Principe de superposition : on peut jouer aussi sur des critères de changement du plan ainsi que la prise de capture de la même bouteille dans différents états.



Figure 3.5 : Superposition des critères

CHAPITRE III : Résultat et validation

II.2 Division des données

Après la collecte des données, nous avons construit les ensembles d'apprentissage et de test. Ceci a été fait grâce à la bibliothèque de python « split-folders ».

Nous avons pris 80% de la base de données pour l'apprentissage et 20% pour le test de notre modèle.

Par la suite, nous avons importé la base répartie sur la plateforme Google Drive afin de l'utiliser dans notre code développé dans la plateforme Google Colab.

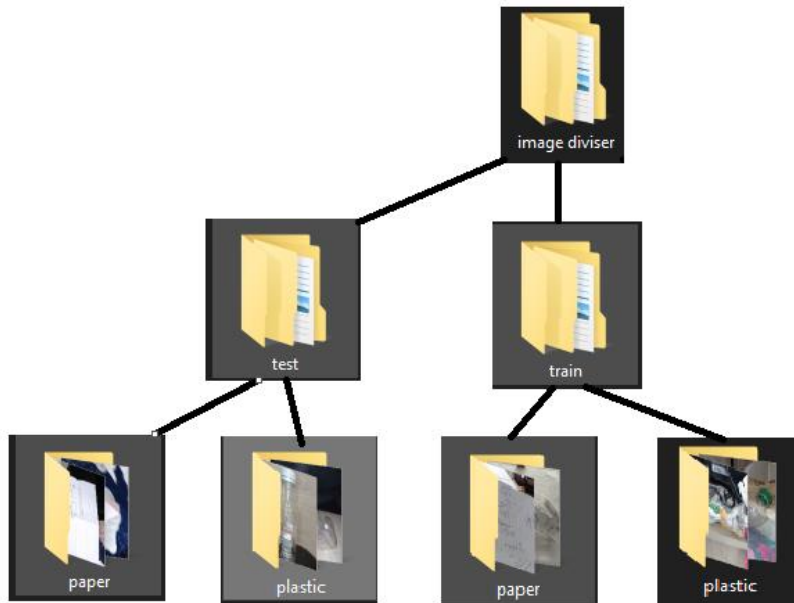


Figure 3.6 : Division de la base de données

Le tableau suivant représente le nombre des images de plastique et de papier par rapport à la division en 80% pour le test et 20% pour validation :

	Images d'apprentissage	Images de test
Images plastique	201	51
Images papier	204	52

Tableau 3 : La répartition de la base de données

CHAPITRE III : Résultat et validation

III. Les outils et logiciels utilisés

III.1 Tensorflow

La plate-forme TensorFlow, contient un ensemble d'outils et bibliothèques dédié aux applications d'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. TensorFlow est de plus en plus utilisé par les chercheurs et les développeurs. Ces derniers l'utilisent pour le développement des applications analytiques évoluées pour les usagers comme les scientifiques des données, et les modélisateurs et statisticiens et prédictifs. [11]

Les applications TensorFlow peuvent être exécutées sur des processeurs classiques ou sur des processeurs graphiques (GPU) plus performants, ainsi que sur les propres unités de traitement tensoriel (TPU) de Google, qui sont des dispositifs personnalisés expressément conçus pour accélérer les tâches TensorFlow. [12]

III.2 Python

Python est un langage de programmation qui vous permet de travailler plus rapidement et d'intégrer vos systèmes de façon plus efficace. il fonctionne sur windows, linux / unix, mac os x, et a été porté sur les machines virtuelles java et .net. il est doté d'une gestion automatique de la mémoire python étant un langage de script interprété, il ne requiert pas de compilation, ce qui rend son exécution plus rapide immédiatement après un codage. [13]

III.3 Keras

Keras est une plate-forme d'apprentissage profond écrite en Python, fonctionnant au-dessus de la plate-forme d'apprentissage automatique TensorFlow. Elle a été développée dans le but de permettre une expérimentation rapide. La capacité de passer de l'idée au résultat aussi rapidement que possible est essentielle pour mener de bonnes recherches.

III.4 Google Colaboratory

Google Colab ou Colaboratory est un service cloud, offert par Google (gratuit), basé sur Jupyter Notebook et destiné à la formation et à la recherche dans l'apprentissage automatique. Cette plateforme permet d'entraîner des modèles de Machine Learning directement dans le cloud. Sans donc avoir besoin d'installer quoi que ce soit sur notre ordinateur à l'exception d'un navigateur. [14]

CHAPITRE III : Résultat et validation

IV. Proposition du modèle neuronal convolutif

Dans cette section on va présenter l'architecture de notre modèle neuronal convolutif.

Le modèle est composé de:

- Quatre couches de convolution :
 - Une couche de taille 32
 - Deux couches de 64
 - Une couche de taille 128
- Suivies de quatre couches de Max-pooling 2D après chaque couche de convolution.
- Une couche Flatten
- Deux couches dense de taille 64, 2 respectivement.

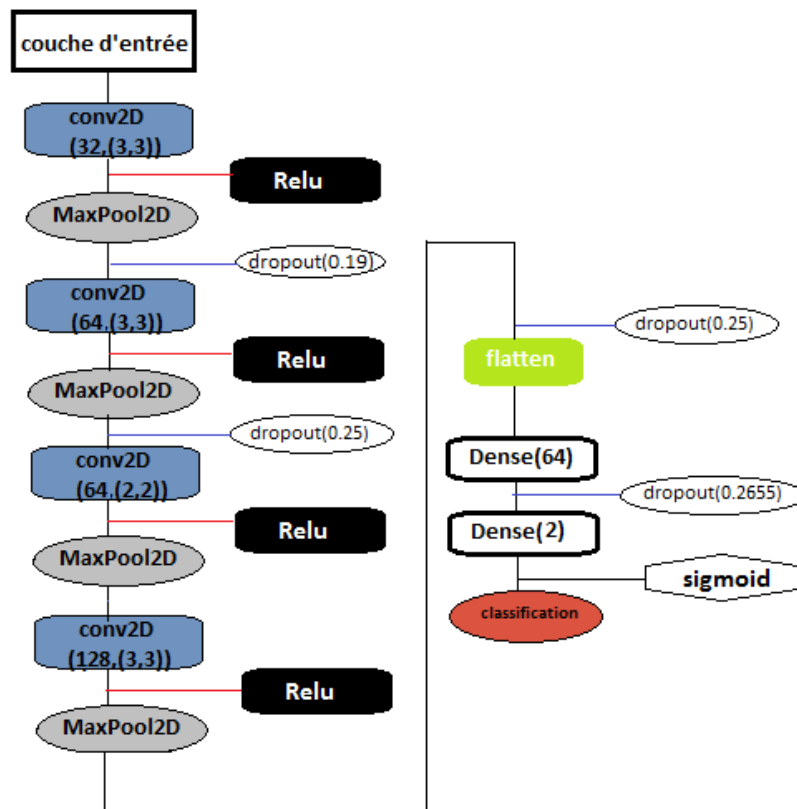


Figure 3.7 : L'architecture du CNN

IV.1 La couche de convolution

Basé sur l'opération de convolution, dans cette couche on définit la dimension de la fenêtre de filtre notée "m" et le nombre de filtres "n" pour faire la convolution sur une image donnée.

Elle est représentée dans l'organigramme comme suit : $\text{conv2D}(n, (m, m))$.

Nous avons pris la taille des filtres $n=32, 64$ et 128 .

CHAPITRE III : Résultat et validation

Le filtre effectue une translation progressive de gauche à droite par un nombre de cellules égale à 2 de façon que toute l'image soit balayée. On a rajouté aussi l'option Padding sur toutes les images d'entrées afin que le modèle prend chaque détail pour une bonne détection.

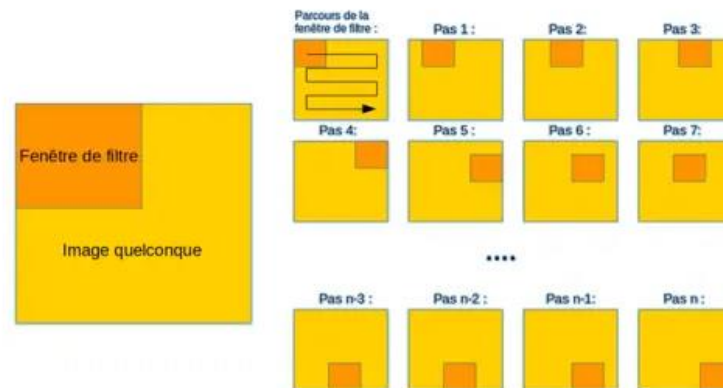


Figure 3.8 : Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image

IV.2 La couche d'activation ReLU (Rectified Linear Units)

C'est une fonction d'activation se situe toujours après la couche de convolution. Cette couche permet de remplacer toutes les valeurs négatives reçues en entrées par des zéros. L'intérêt de cette couche d'activation est de rendre le modèle non linéaire et de ce fait plus complexe [10].

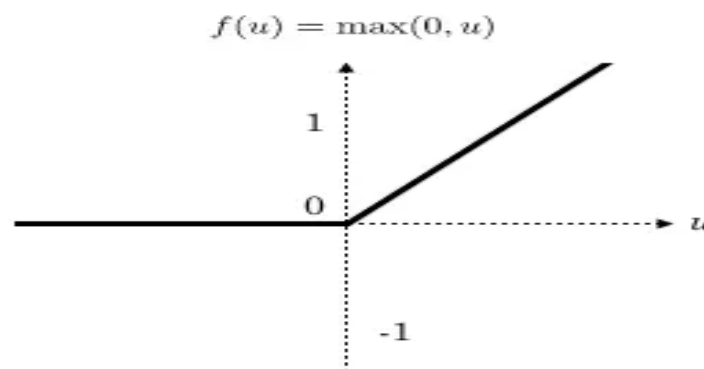


Figure 3.9 : Fonction d'activation ReLU

IV.3 La couche de Pooling

Cette couche permet de réduire la carte de caractéristiques après convolution en sous échantillon la sortie. Elle a comme but de réduire la dimension de tenseur de sortie afin de réduire le cout de calcul.

Dans notre modèle, nous avons choisi le Max-pooling pour la réduction de la dimension du tenseur. Pour ce faire, on a pris un filtre (2,2) ; pour chacune des régions balayées par ce filtre, le Max-pooling prendra le maximum.

CHAPITRE III : Résultat et validation

IV.4 Couche du dropout (d'abondant)

Le dropout consiste à ignorer des neurones pendant la phase d'apprentissage d'un certain ensemble de neurones choisi au hasard. Ces neurones ne sont pas prises en compte lors du passage en avant ou en arrière (forward et backward) [15].

L'objectif principal est de supprimer certains neurones du réseau par dropout pour éviter l'overfitting afin d'améliorer les performances du modèle et de le rendre plus généraliser.

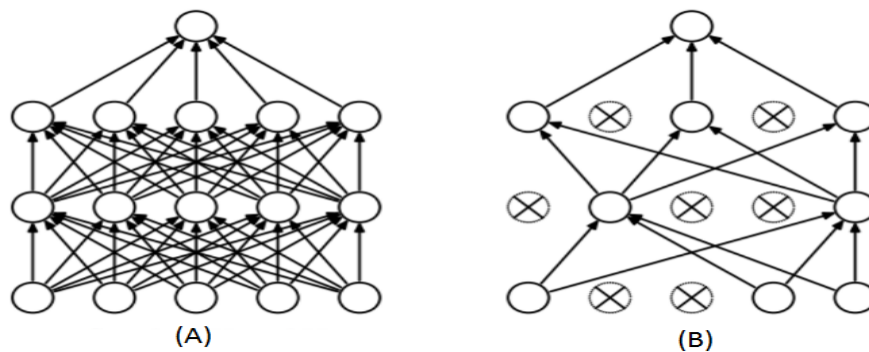


Figure 3.10 : Dropout (A) : Réseau neuronal standard (B) : après avoir appliquée dropout

IV.5 La couche Flatten

Le principe de cette couche consiste à prendre la carte de caractéristiques et à la transformer en un vecteur unidimensionnel. Afin de coupler les informations existantes verticalement et horizontalement. La sortie de cette couche est souvent l'entrée de la couche Dense.

IV.6 La couche Dense [16]

La couche dense, est une couche profondément connectée à la couche précédente, utilisée dans les étapes finales du réseau neuronal. Cette couche permet la modification de la dimension de la sortie, afin que le modèle puisse facilement définir la relation entre les valeurs des données dans lesquelles le modèle travaille.

IV.6.1 Fonction d'activation de dense

La fonction d'activation est une fonction utilisée pour la transformation des valeurs d'entrée des neurones. Fondamentalement, elle introduit la non-linéarité dans les réseaux de neurones afin que les réseaux puissent apprendre la relation entre les valeurs d'entrée et de sortie.

Pour la couche dense il y a deux types de fonction d'activation :

a. Fonction softmax :

Utiliser comme fonction d'activation pour la classification de trois objets ou plus.

CHAPITRE III : Résultat et validation

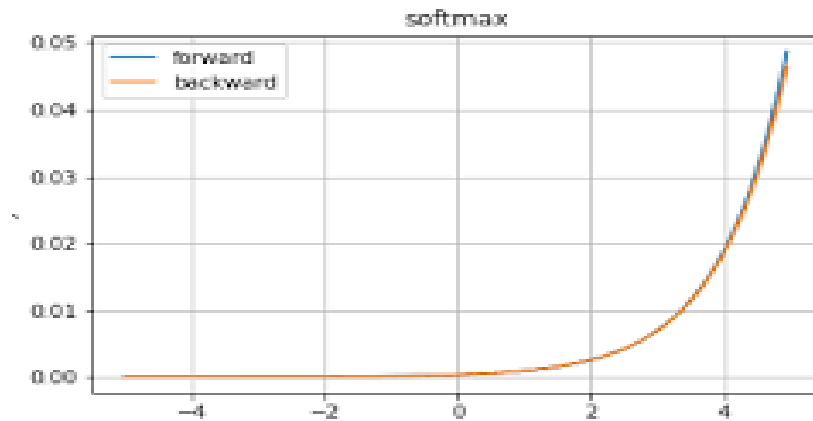


Figure 3.11 : La fonction d'activation SoftMax

b. Fonction sigmoïde :

Cette fonction d'activation est utilisée dans le cas d'une classification binaire.

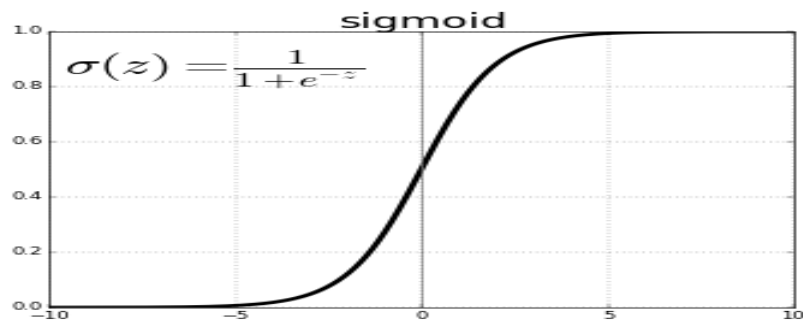


Figure 3.12 : Courbe de la fonction sigmoid

La figure ci-dessus représente l'architecture du modèle et ces couches de convolution ainsi que tous les paramètres.

CHAPITRE III : Résultat et validation

Layer (type)	Output shape	Param #
img_input (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
layer_1 (Conv2D)	(None, 224, 224, 32)	896
layer_3 (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 32)	0
dropout (Dropout)	(None, 112, 112, 32)	0
layer_4 (Conv2D)	(None, 112, 112, 64)	18496
layer_5 (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 56, 56, 64)	0
layer_9 (Conv2D)	(None, 56, 56, 64)	16448
layer_10 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 64)	0
layer_6 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73856
layer_7 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 128)	0
fc_1 (Flatten)	(None, 25088)	0
layer_8 (Dense)	(None, 64)	1605696
dropout_2 (Dropout)	(None, 64)	0
predictions (Dense)	(None, 2)	130

Figure 3.13 : Courbe de la fonction sigmoid

V. Expérimentation et analyse des résultats

Dans cette section on va présenter les expérimentations que nous avons faites pour le choix de bons paramètres du modèle ainsi les résultats obtenus, et on va conclure par des comparaisons avec les architectures existantes.

V.1 Calibrage des paramètres de Dropout

Afin de choisir les bons paramètres de dropout, nous avons entraîné le modèle sur 20 époques et après plusieurs tests nous avons obtenu les résultats suivants:

On note que le paramètre du dropout est entre 0 et 1.

CHAPITRE III : Résultat et validation

Paramètre A	Paramètre B	Paramètre C	Paramètre D	Précision % (Accuracy)
0.19	0.25	0.25	0.2655	95.37
0.25	0.27	0.25	0.2655	93.89
0.25	0.25	0.25	0.25	87.04
0.5	0.25	0.25	0.25	85.19
0.23	0.23	0.25	0.25	82.41

Tableau 4 : Les résultats obtenus du modèle selon les valeurs choisies de dropout

A,B,C,D: représente les paramètres des dropout utilisés dans modèle.

Après plusieurs tests on a choisi la configuration suivante :

A=0.19 ; B=0.25 ; C=0.25 ; D=0.2655

V.2 L'apprentissage du modèle

Nous avons effectué l'apprentissage du modèle sur la plateforme Google Colab, avec un nombre d'époques égale à 20.

- La fonction d'optimisation choisie est:adam
- La fonction d'erreur choisie est:binary_crossentropy

La figure suivante montre les précisions et les erreurs obtenues durant l'apprentissage.

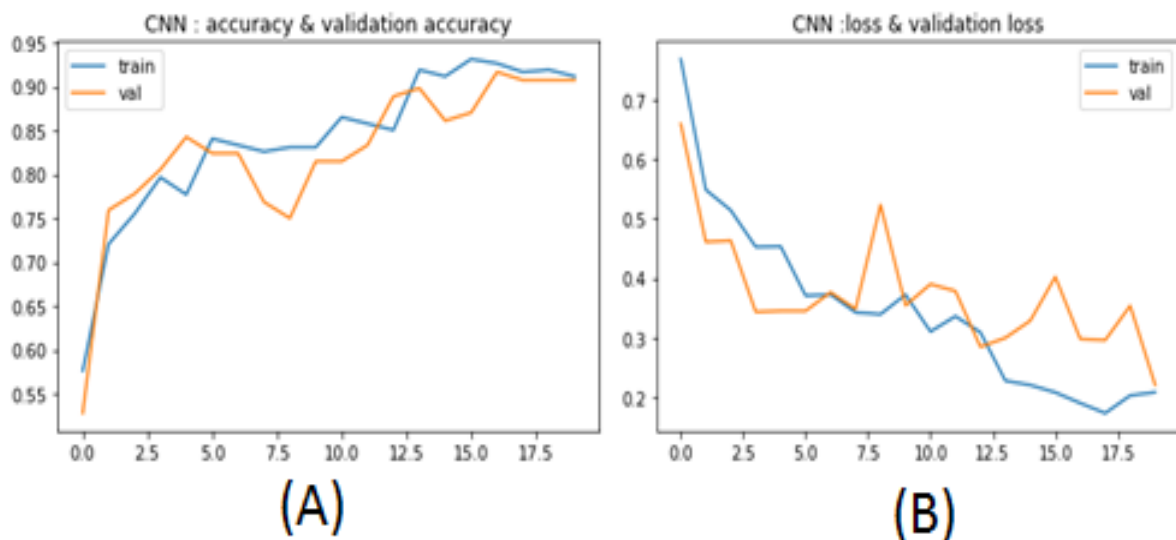


Figure 3.14 :(A) : Accuracy du model (B) : Loss du model

CHAPITRE III : Résultat et validation

Interprétation

On rappelle que 80% de la base a été utilisé pour l'apprentissage et 20% pour validation.

Dans Figure 3.14 (A), à partir de l'époque 5 le modèle donne des bonnes prédictions avec des précisions qui dépassent 80% dans les phases d'apprentissage et validation.

On remarque aussi que dans l'époque 8 le modèle a donné une précision de 80%, mais celle-ci a été améliorée dans les époques suivantes.

A la fin nous avons choisi les meilleurs hyper paramètres du modèle durant toute la phase d'apprentissage.

Nous avons obtenu une précision d'apprentissage de 94.36% et de 95.37 % pour validation.

La Figure 3.14 (B) représente les courbes des erreurs obtenues sur 20 époques. Les courbes sont presque adjacentes sauf quelques différences dans les époques 7, 11,18.

VI. MobileNet et EfficientNetV2L

Afin de tester l'efficacité notre modèle, nous l'avons comparé avec des architectures très connu comme MobileNet et EfficientNetV2L.

Nous avons choisi MobileNet parce que c'est un CNN léger est souvent utilisé dans les systèmes embarqués. Nous avons choisi EfficientNetV2L parce qu'il a donné des bons résultats dans la base connue ImageNet La section suivante on va présenter MobileNet et EfficientNetV2L.

VI.1 MobileNet

MobileNet est une architecture simplifiée qui utilise des convolutions séparables en profondeur pour construire des réseaux neuronaux convolutifs profonds et légers. MobileNet est un modèle efficace pour les applications de vision mobiles et embarquées. La structure de MobileNet est basée sur des filtres séparables en profondeur, comme le montre la figure 3.14.

CHAPITRE III : Résultat et validation

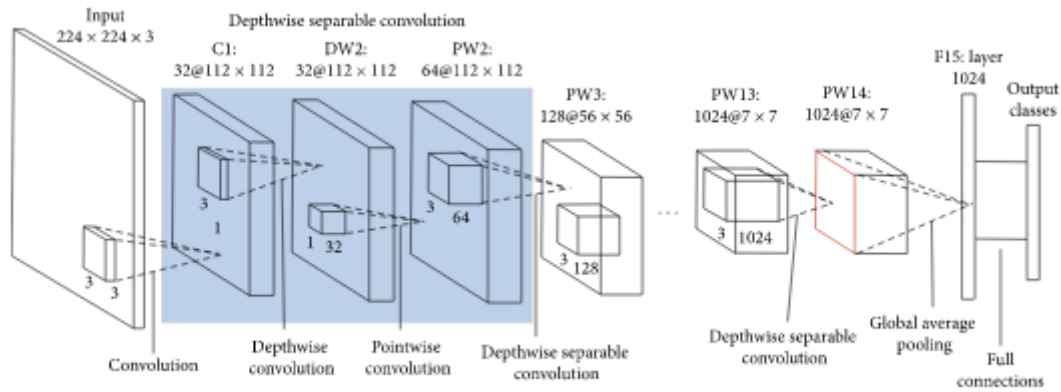


Figure 3.15 : architecture de MobileNet

VI.2 EfficientNetV2L

Le modèle EfficientNet a été proposé et utilisé pour améliorer la précision du modèle visant à élargir la largeur du réseau. EfficientNet peut obtenir un effet approprié sur l'expansion de la profondeur, la largeur et la résolution du réseau. Afin d'obtenir de bonnes performances du modèle. [17]

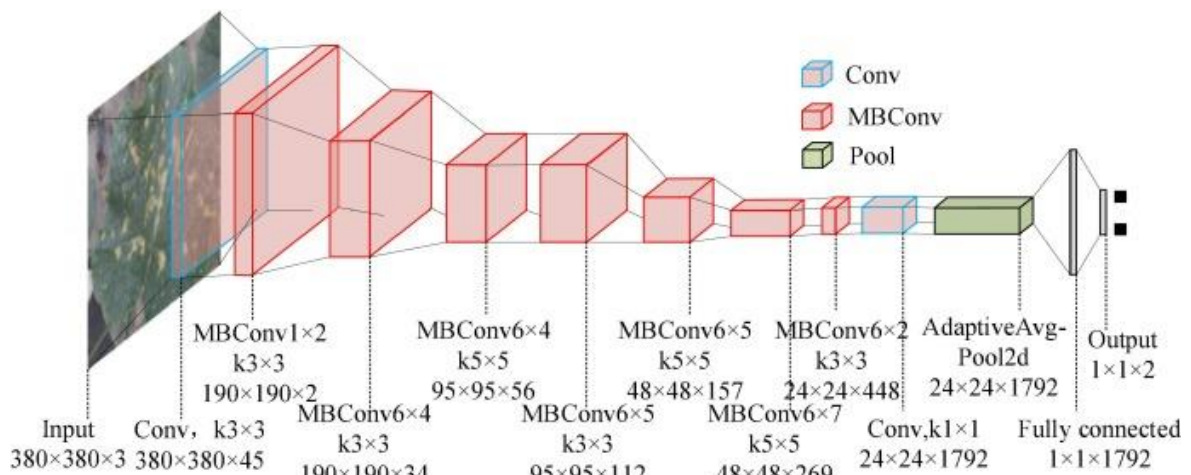


Figure 3.16 : L'architecture EfficientNetV2L

VII. Comparaison avec MobileNet et EfficientNet

Dans la classification, nous avons adapté les deux architectures testées dans notre problématique. Pour cela nous avons initialisé les deux architectures par les poids entraînés sur ImageNet. Par la suite, nous avons appliqué l'apprentissage sur les couches ajoutées suivantes en utilisant 20 époques.

$x = \text{base_model.output}$

$x = \text{GlobalAveragePooling2D}(x)$

$x = \text{Dense}(\text{FC SIZE}, \text{activation}='relu')(x)$

CHAPITRE III : Résultat et validation

```
x=Dropout(0.4)(x)
```

```
x = Dense(224, activation='relu')(x)
```

```
x=Dropout(0.6)(x)
```

```
predictions = Dense(nb classes, activation='softmax')(x)
```

Avec: FC_SIZE=1024 et nb_classes=2

Nous avons utilisé optimiseur descente de gradient stochastique [18], avec un momentum égal à 0,9 et un taux d'apprentissage de 1e-4.

La Figure 3.17 La Figure 3.18 montrent les courbes de l'apprentissage et validation de la précision et d'erreur respectivement pour MobileNet.

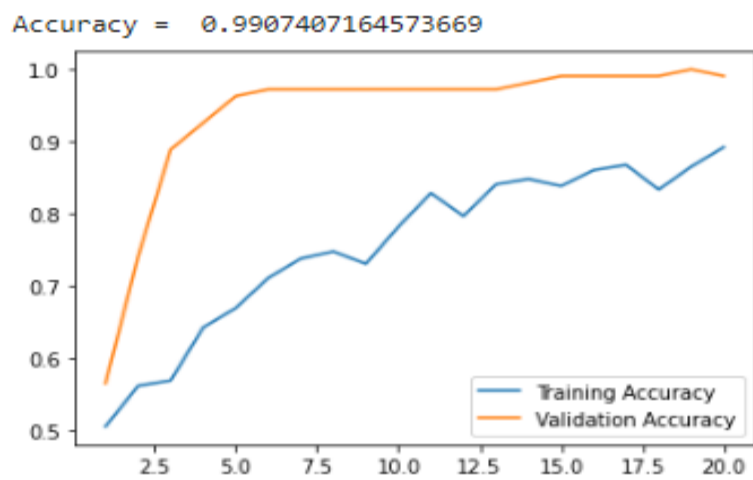


Figure 3.17 : Les courbes de précision de l'apprentissage et validation pour MobileNet

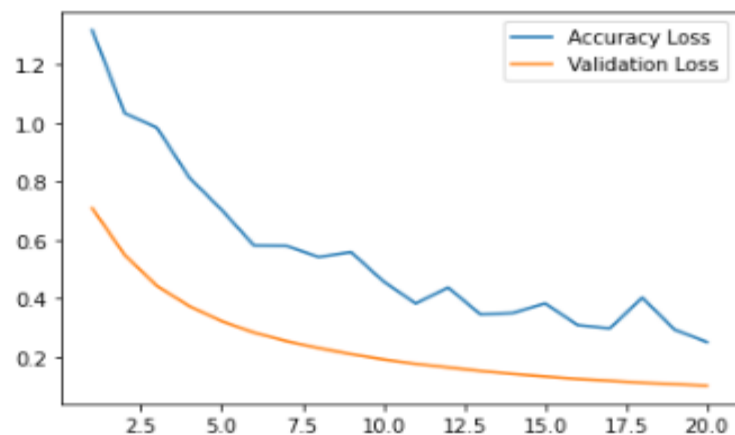


Figure 3.18 : Les courbes d'erreur de l'apprentissage et validation pour MobileNet

CHAPITRE III : Résultat et validation

La Figure 3.19 et la figure 3.20 montrent les courbes de l'apprentissage et validation de la précision et d'erreur respectivement pour EfficientNet.

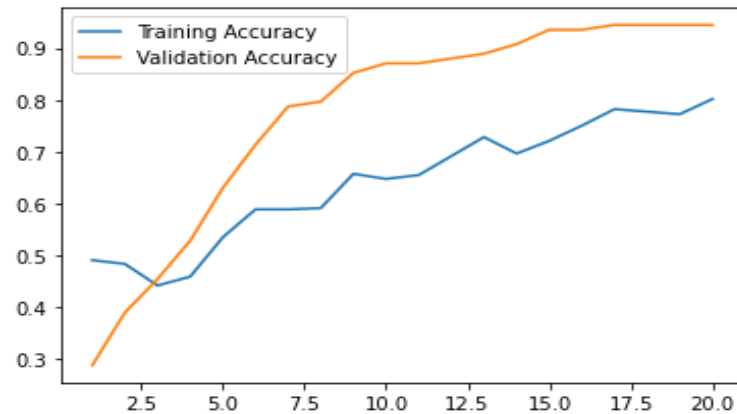


Figure 3.19 : Les courbes de précision de l'apprentissage et validation pour EfficientNet

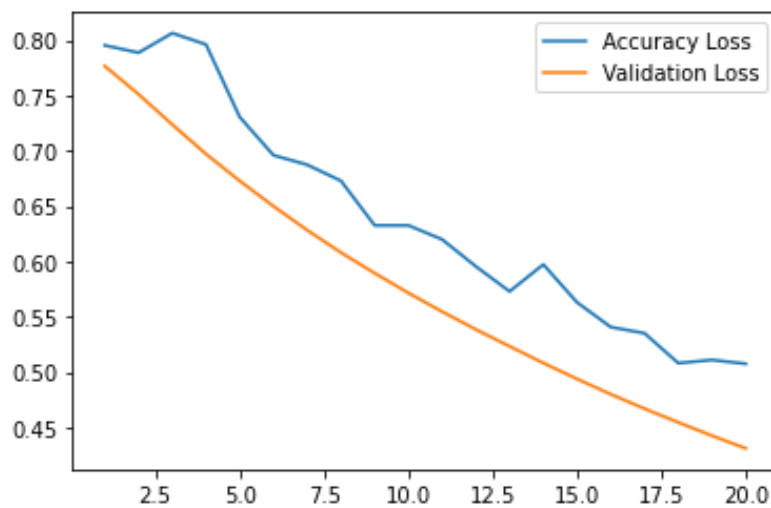


Figure 3.20 : Les courbes d'erreur de l'apprentissage et validation pour EfficientNet

VII.1 Comparaison entre les deux architectures

Les précisions et les erreurs de l'apprentissage et de validation pour les différentes architectures sont présentées dans le tableau suivant:

Tableau 5 : Les précisions et les erreurs des architectures

	Erreur de l'apprentissage	Précision de l'apprentissage	Erreur de validation	Précision de validation
Notre Modèle	0.138	94.36	0.105	95.37
MobileNet	0.274	92.22	0.121	99.02
EfficientNet	0.507	80.15	0.431	94.44

CHAPITRE III : Résultat et validation

Les trois architectures ont obtenu une précision d'apprentissage supérieure à 80% et une précision de validation supérieure à 94%.

Avec 99.02% l'architecture MobileNet a dépassé les deux autres architectures avec une différence de 3.65 et 4.58.

Notre modèle a obtenu un taux d'erreurs de 10.53 % comparé à 12.12 % obtenu par MobileNet.

Tableau 6 : Taille des architectures

	Taille (total des paramètres)
Modèle	1.715.522
MobileNet	4.508.514
EfficientNet	119.288.642

Selon le tableau 6, on remarque que l'architecture EfficientNet a beaucoup de paramètres par rapport aux deux autres architectures. Notre modèle est le plus léger mais a donné une bonne précision comparée à EfficientNet. Ceci peut être expliqué par le fait que EfficientNet nécessite l'entraînement de toutes ses couches pour qu'elle donne des bons résultats.

VIII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle neuronal convolutif pour faire la classification entre papiers et bouteilles en plastique. Nous avons défini alors les critères pris pour la construction de la base de données. Par la suite, nous avons introduit les outils et les logiciels utilisés lors du développement de notre modèle. Puis, nous avons détaillé le modèle avec ses couches.

Enfin, une évaluation et une comparaison de notre modèle a été faite avec des modèles connus tel que MobileNet et EfficientNet.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'avancement de la technologie a influencé sur notre environnement par l'augmentation des déchets ménagères et industrielles générés quotidiennement. Comme le détachement de la technologie n'est pas possible, rendre cette technologie utile pour la protection de notre environnement est une solution viable. L'objectif de notre travail est d'utiliser cette technologie pour la protection de notre environnement. Pour cela, nous avons utilisé les techniques de l'intelligence artificielle pour faire le tri des déchets. Dans ce mémoire, nous avons proposé un modèle du réseau de neurone à convolution pour la classification des déchets du plastique et du papier. Notre modèle proposé est un type des réseaux de neurones profonds, ces réseaux sont au cœur de développement technologique actuelle. Ayant démontré leur performance dans plusieurs domaines d'application. Le modèle proposé a été entraîné et testé sur une base de données que nous avons construite. Avec une précision de 95.37% le modèle a dépassé la performance de l'architecture EfficientNet.

Perspective

Le travail présenté peut être étendu et amélioré en étudiant plusieurs aspects qui incluent :

- Introduction de d'autres types d'objets pour classification (verre, carton, ...).
- L'amélioration du modèle d'apprentissage en prenant en compte les détails de la base de données.
- Test des autres paramètres du modèle

IX. Références bibliographiques

- [1] Virolle Jean-Bernard. (2018, Dec.) metalblog. [Online].
<https://metalblog.ctif.com/2018/12/10/les-technologies-de-tri-et-de-recyclage-des-metaux/>
- [2] wikiwand. [Online]. https://www.wikiwand.com/fr/Symbole_du_recyclage
- [3] OorekaMAISON. [Online]. <https://recyclage.ooreka.fr/comprendre/definition-recyclage#:~:text=Le%20recyclage%20%3A,premi%C3%A8re%20pr%C3%AAte%20%20%3A0%20'emploi.>
- [4] (2018, Dec.) valorplast. [Online]. <https://www.valorplast.com/actualites/Les-9-grandes-etapes-du-recyclage-des-emballages-en-PET>
- [5] eklablog. [Online]. <http://tpe-recyclage-plastique.eklablog.fr/iii-le-recyclage-du-plastique-c17482493>
- [6] [Online]. <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/>
- [7] J. Russell Stuart and Norvig Peter , *Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition.*, 2010.
- [8] Bastien L. (2020, Nov.) datascientest. [Online]. <https://datascientest.com/intelligence-artificielle-definition#:~:text=L'histoire%20de%20'intelligence,d'un%20r%C3%A9seau%20de%20neurones.>
- [9] Massih-Reza Amini,, June 2020.
- [10] Gary B. (2020, June) datascientest. [Online]. <https://datascientest.com/convolutional-neural-network>
- [11] Jack Vaughan. (2018, Feb.) [Online].
<https://www.techtarget.com/searchdatamanagement/definition/TensorFlow>
- [12] [Online]. <https://www.lemondeinformatique.fr/actualites/lire-la-dette-technique-reste-mal-comprise-86974.html>
- [13] [Online]. <https://meilleur-logiciel.com/3-logiciels-gratuits-pour-programmer-en-python-pour-windows/>
- [14] Henri Michel Kouassi. (2019, Nov.) [Online]. <https://medium.com/le-data-scientist/google-colab-le-guide-ultime-ca6464bbdc59>
- [15] Amar Budhiraja. (2016, Dec.) [Online]. <https://medium.com/@amarbudhiraja/https-medium-com-amarbudhiraja-learning-less-to-learn-better-dropout-in-deep-machine-learning->

74334da4bfc5

[16 Yugesh Verma. (2021, Sep.)

]

[17 Pan Zhang,. China, 2020, p. 3.

]

[18 Goodfellow J., Bengio Y., and Courville A. C., *Adaptive Computation and Machine Learning*.

] Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.

[19 Spiegel Jerry and Y. Maystre Lucien. ilocis. [Online].

] <https://www.ilocis.org/fr/documents/ilo055.htm>

[20 amouroux. (2005, June) [Online].

] <https://www.dgdr.cnrs.fr/sst/cnps/guides/doc/dechets/intro.pdf>

[21 [Online]. <https://www.tensorflow.org/?hl=fr>

]

[22 Yann LeCun. (2016, Feb.) college-de-france. [Online]. <https://www.college-de->

] [france.fr/media/yann-](https://www.college-de-france.fr/media/yann-)

[lecun/UPL4485925235409209505 Intelligence Artificielle Y. LeCun.pdf](https://www.college-de-france.fr/media/yann-lecun/UPL4485925235409209505_Intelligence_Artificielle_Y._LeCun.pdf)