



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
جامعة محمد بوضياف بالمسيلة
Université Mohamed Boudiaf de M'sila



كلية الرياضيات والإعلام الآلي
Faculté des Mathématiques et de l'Informatique

قسم الإعلام الآلي
Département de l'Informatique

Domaine: Mathématiques et Informatique

Un Mémoire de Fin d'Etudes Présenté pour l'Obtention du
Diplôme de Master en Informatique

Specialté: Intelligence Artificielle

Réalisée Par : Soufyane Bounab

Dirigé Par:

Said Gadri

THÈME

Nouvel outil de diagnostic de la leishmaniose cutanée Basé sur l'Intelligence Artificielle

Membres de Jury

Hichem Debbi

Said Gadri

Rahima Bentercia

Président

Encadreur

Examineur

Année Universitaire 2023/2024



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
جامعة محمد بوضياف بالمسيلة
Université Mohamed Boudiaf de M'sila



كلية الرياضيات والإعلام الآلي
Faculté des Mathématiques et de l'Informatique

قسم الإعلام الآلي
Département de l'Informatique

Domaine: Mathématiques et Informatique

Un Mémoire de Fin d'Etudes Présenté pour l'Obtention du
Diplôme de Master en Informatique

Specialté: Intelligence Artificielle

Réalisée Par : Soufyane Bounab

Dirigé Par:

Said Gadri

THÈME

Nouvel outil de diagnostic de la leishmaniose cutanée Basé sur l'Intelligence Artificielle

Membres de Jury

Hichem Debbi

Said Gadri

Rahima Bentercia

Président

Encadreur

Examineur

Année Universitaire 2023/2024

بسم الله الرحمن الرحيم

إهداء



اهدي هذا العمل إلى من كان معي نعم الرفيق ، إلى قدوتي
الاولى، ونبراسي الذي ينير دربي، إلى من علّمني أن أصمد
أمام أمواج البحر الثائرة، إلى من أعطاني بلا حدود، إلى من
رفعت رأسي عالياً افتخاراً به، إلى أبي الحبيب رحمك الله وجعلك
في الفردوس الأعلى مع النبيين والشهداء والصالحين وحسن
أولئك رفيقا.

Remerciements

À l'issue de ce travail de mémoire, il me tient à cœur d'exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à son élaboration et à son aboutissement.

Je tiens tout d'abord à remercier chaleureusement mon encadreur, **Gadri Said**, pour ses précieux conseils, son soutien indéfectible et sa disponibilité tout au long de cette recherche

Je souhaite également exprimer ma reconnaissance à l'ensemble des cadres de **l'institut pasteur D'Algerie annexe de M'sila**, pour les contributions et les partages d'expériences ont été essentiels pour nourrir et concrétiser ce mémoire. Leur collaboration a été une source d'inspiration et de richesse.

Résumé

Ce projet vise à créer et mettre à la disposition des biologistes un nouvel outil de diagnostic de leishmaniose cutanée rapide, plus performant et plus précis basé sur les derniers techniques de l'intelligence artificielle et vision par ordinateur, nous avons utilisé un modèle d'apprentissage profond (YOLO) pour la détection des corps des parasite leishmania dans les images microscopiques, on a entraîné le modèle sur des images microscopique collecté à l'institut Pasteur d'Algérie annexe de M'sila . et nous avons obtenu une précision de 94% sur l'ensemble du test.

Mots Clés : Leishmaniose cutanée, intelligence artificielle, YOLO, images microscopiques

الملخص :

يهدف هذا المشروع إلى إنشاء أداة جديدة لتشخيص داء الليشمانيات الجلدي وإتاحتها لمستخدمي الصحة ، وهي أداة جديدة سريعة وأكثر كفاءة ودقة لتشخيص داء الليشمانيات الجلدي تعتمد على أحدث تقنيات الذكاء الاصطناعي والرؤية الحاسوبية، وقد استخدمنا نموذج التعلم العميق (YOLO) للكشف عن طفيلي الليشمانيا الجلدي في الصور المجهرية، قمنا بتدريب النموذج على الصور المجهرية التي تم جمعها في معهد باستور بالجزائر ملحق المسيلة. وحصلنا على دقة قدرها 94% على مجموعة الصور الخاصة بالإختبار .

الكلمات المفتاحية: داء الليشمانيات الجلدي، الذكاء الاصطناعي، يولو، الصور المجهرية

Abstract:

This project aims to create and make available to biologists a new rapid, more efficient and more precise cutaneous leishmaniasis diagnosis tool based on the latest techniques of artificial intelligence and computer vision, we used a learning model deep (YOLO) for the detection of leishmania parasite bodies in microscopic images, we trained the model on microscopic images collected at the Pasteur Institute of Algeria annex of M'sila. and we obtained an accuracy of 94% over the entire test.

Keywords: Cutaneous leishmaniasis, artificial intelligence, YOLO, microscopic images

SOMMAIRE

Dédicace	
Remerciement	
Résumé	
Listes des figures	I
Les abréviations	II
Glossaire	III

Introduction Générale **1**

1 Contexte	1
2 Problématique du diagnostic traditionnel.....	1
3 Solution Proposée et Objectif visé.....	1
4 Méthodologie de recherche.....	2
5 Organisation du Manuscrit.....	2

La leishmaniose Et L'intelligence Artificielle **3**

1 Historique.....	4
2 Aspect épidémiologique.....	4
2.1 Mondial.....	4
2.2 En Algérie.....	5
3 Le cycle évolutif de la leishmaniose cutanée.....	5
3.1 Phase chez le vecteur (Phlébotome).....	5
3.2 Phase chez le mammifère (Hôte réservoir).....	5
4 Aspect Clinique	6
5 Diagnostique de la leishmaniose cutanée.....	7
6 Frottis de la leishmaniose cutanée(techniques et matérielles).....	8
6.1 Matériels nécessaires.....	8
6.2 Techniques.....	8
7 Applications de l'intelligence artificielle dans le domaine médical.....	9
8 Travaux antérieurs sur l'utilisation de l'IA pour le diagnostic de la leishmaniose...	10

Apprentissage Automatique Et Apprentissage Profond **11**

1 Introduction.....	12
2 Apprentissage Automatique (Machine Learning).....	12
2.1 Sa position dans l'Intelligence Artificiel	13
2.2 Applications de l'Apprentissage Automatique.....	13
2.3 Types d'apprentissage automatique.....	15
2.3.1 Apprentissage Supervisé.....	15

2.3.2	Apprentissage Non Supervisé.....	16
2.3.3	Apprentissage par Renforcement.....	16
3	Apprentissage profond (Deep Learning).....	16
3.1	Sa position dans l'Intelligence Artificielle.....	17
3.2	Applications de l'Apprentissage Profond.....	17
3.3	Types des modèles RNA.....	18
3.3.1	Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	19
3.3.2	Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN).....	19
3.3.3	Réseaux de Neurones Récursifs.....	20
3.3.4	Les Réseaux Résiduels (Residual Networks).....	20
3.3.5	Les Réseaux de Croyance Profonde (DBN).....	21
3.3.6	Mémoire longue à court terme (LSTM).....	21
3.3.7	Transformers.....	21

Environnement du travail et Implémentation de la solution Proposé 23

1	Introduction.....	24
2	Environnement de travail.....	24
2.1	Les outils utilisés.....	25
3	Datasets utilisés.....	30
3.1	Composition du Dataset.....	30
3.2	Caractéristiques du Dataset.....	30
4	Algorithm Utilisé YOLO (You Only Look Once).....	31

Expérimentation et Résultats Obtenus 35

1	Introduction.....	36
2	Segmentation Des données.....	37
2.1	Segmentation des Données en Entraînement, Validation et Test.....	37
3	Entraînement du Modèle.....	38
4	Illustration des Résultats Obtenus.....	39
5	Visualisation des Résultats.....	39
5.1	Exemples Positifs.....	39
5.2	Exemples Négatifs.....	40
6	Comparaison.....	41
6.1	Méthodes Traditionnelles.....	41
6.2	Approches Basées sur l'IA.....	41
6.3	Résultats de la Comparaison.....	41
6.4	Conclusion de la Comparaison.....	41

Conclusion Générale	42
1 Résumé du Travail Réalisé.....	43
2 Résultats Obtenus.....	43
3 Apports.....	44
4 Difficultés.....	44
5 Perspectives.....	45
Bibliographie.....	46
Annexe.....	48

Listes Des Figures

Figure 1 : Phlébotome.....	4
Figure 2 : cycle évolutif de la leishmaniose cutanée	6
Figure 3 : lésion de la leishmaniose cutanée	7
Figure 4 : diagnostic par microscope.....	8
Figure 5 : Relation AI vs ML vs DL.....	12
Figure 6 : les type d'apprentissage automatique	15
Figure 7 : l'apprentissage profond.....	16
Figure 8 : Architecture du Réseaux de Neurones convolutifs	19
Figure 9 : Architecture du Réseaux de Neurones Récursifs	20
Figure 10 : Les différents bibliothèque de l'intelligence artificiel	24
Figure 11 : Logo python.....	25
Figure 12 : Logo Tensorflow.....	26
Figure 13 : Logo OpenCv	27
Figure 14 : Logo Pytorch.....	28
Figure 15 : Logo Google Colab.....	28
Figure 16 : Interface de Labeling.....	29
Figure 17 : Logo Spyder	29
Figure 18 : Images microscopique D'un champ parasité par leishmania.....	31
Figure 19 : Images microscopique D'un champ Non parasité par leishmania	32
Figure 20 : Vitesse YOLO par rapport à d'autres détecteurs d'objets de pointe.....	33
Figure 21 : Architecture de YOLO.....	34
Figure 22 : image microscopique parasité testé par le model.....	40
Figure 23 : image microscopique Non parasité testé par le model.....	41

LES ABRIVIATIONS

NNN : Novy-MacNeal-Nicolle

ADN : Acide désoxyribonucléique

IA : Intelligence artificielle

ML : Machine Learning

DL: Deep learning

CNN: Convolution neural network

RNN : récurrent neural network

RNA : réseau neurone artificielle

ANN : Artificial Neural Networks

DBN : Deep Belief Network

RBMs: Restricted Boltzmann Machines

LSTM: Long short-term memory

NLP : Natural language processing

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

API: Application Programming Interface

CV: Computer Vision

CPU: Central processing unit

BSD : Berkeley Software Distribution

CUDA: Compute Unified Device Architecture

XML: eXtensible Markup Language

YOLO: you only live once

FPS: Frames per second

mAP : mean average precision

GLOSSAIRE

Protozoaires : sont des organismes unicellulaires eucaryotes qui appartiennent au règne des protistes. Ils sont caractérisés par leur diversité morphologique et fonctionnelle et sont souvent microscopiques

Phlebotomus : (les phlébotomes) est un genre d'insectes diptères des régions méditerranéennes et tropicales de la famille des Psychodidae.

Lutzomyia : est un genre de diptères nématocères de la famille des Psychodidae.

Un amastigote : est une cellule protiste qui n'a pas de flagelles ou de cils externes visibles. Le terme est utilisé principalement pour décrire une phase intracellulaire dans le cycle de vie des trypanosomes qui se réplique.

promastigotes : sont des formes du parasite *Leishmania* qui se développent dans l'intestin du vecteur, généralement un phlébotome (un type de moustique). Ils sont caractérisés par leur morphologie allongée et leur flagelle

kinétoplaste : est un réseau d'ADN circulaire (appelé ADNk) à l'intérieur d'une grosse mitochondrie (nommé kinoplaste) qui contient de nombreuses copies du génome mitochondrial

Schistosomiase : est une maladie aiguë et chronique provoquée par des vers parasites.

La trypanosomiase : également connue sous le nom de maladie du sommeil, est une parasitose à transmission vectorielle.

Introduction Générale

1. Contexte :

La leishmaniose cutanée est une maladie parasitaire causée par des protozoaires du genre *Leishmania*. Elle est transmise à l'homme par la piqûre de phlébotomes infectés, des insectes vecteurs présents dans certaines régions du monde, principalement dans les régions tropicales et subtropicales. Chaque année, 700 000 à 1 million de nouveaux cas de leishmanioses sont répertoriés dans le monde [1], en Algérie on dénombre 10000 nouveau cas par ans [2]. La maladie peut se présenter sous différentes formes cliniques, dont la leishmaniose cutanée, qui se caractérise par des ulcères cutanés souvent désagréables et défigurant.

2. Problématique du diagnostic traditionnel :

Le diagnostic de la leishmaniose cutanée repose principalement sur des méthodes traditionnelles telles que l'examen microscopique des frottis cutanés ou la culture parasitaire. Cependant, ces méthodes présentent plusieurs limitations, notamment une sensibilité variable, des résultats dépendants de l'expérience de l'opérateur et des délais prolongés pour obtenir un diagnostic précis. En conséquence, il existe un risque élevé d'erreurs de diagnostic [3], ce qui peut entraîner un retard dans le traitement et une augmentation des complications pour les patients.

3. Solution Proposée et Objectif visé

L'objectif principal de cette thèse est de développer un nouvel outil de diagnostic de la leishmaniose cutanée basé sur l'intelligence artificielle et l'analyse d'images microscopiques. Ce nouvel outil vise à améliorer la précision et la rapidité du diagnostic, tout en réduisant le risque d'erreurs associé aux méthodes traditionnelles. Plus spécifiquement, les objectifs incluent la conception et la mise en œuvre d'un algorithme d'apprentissage automatique capable de détecter et de classifier efficacement les parasites de *Leishmania* dans les images microscopiques, ainsi que l'intégration de cet outil dans le processus de diagnostic clinique existant.

4. Méthodologie de recherche :

La méthodologie de recherche comprendra plusieurs étapes, notamment :

- La collecte d'un ensemble de données d'images microscopiques de cas confirmés de leishmaniose cutanée.
- Le prétraitement et l'annotation des images.
- Le développement et l'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique.
- L'évaluation de la performance de l'outil développé sur un ensemble de données de test.

Cette méthodologie s'appuiera sur des techniques et des outils avancés en intelligence artificielle, traitement d'images et vision par ordinateur.

5. Organisation du Manuscrit

Notre manuscrit est organisé comme suit :

- **Le premier chapitre** introduit des généralités sur la leishmaniose cutanée et l'importance des nouvelles technologies de l'intelligence artificielle (IA) dans la vie moderne, en particulier dans le domaine de la santé.
- **Le deuxième chapitre** explore les concepts fondamentaux de L'apprentissage automatique (ML) et L'apprentissage profond (DL), en mettant l'accent sur les algorithmes et les modèles utilisés dans la détection d'objets.
- **Le troisième chapitre** concentre sur l'environnement du travail et l'implémentation y compris les bibliothèques et les outils de L'IA, ainsi que le dataset et l'algorithme utilisé.
- **Le quatrième chapitre** est le cœur technique de ce manuscrit. Il décrit en détail la préparation et la segmentation des données y compris le processus d'entraînement du modèle YOLOv8, la configuration du modèle et les hyper-paramètres d'entraînement. Les résultats obtenus sont illustrés par des visualisations, et une comparaison avec d'autres algorithmes de détection.
- **Une conclusion** qui résume le travail réalisé, les résultats obtenus et les apports de cette recherche. Elle discute les difficultés rencontrées au cours de l'étude et propose des perspectives pour des travaux futurs. Notre conclusion souligne également l'importance des résultats et les implications potentielles pour la détection des parasites leishmania dans un contexte clinique.

Chapitre 1 :

La leishmaniose et l'intelligence artificielle

1. Historique

La leishmaniose cutanée, également connue sous le nom de bouton d'Orient, est une maladie parasitaire causée par divers protozoaires du genre *Leishmania*. Les premières descriptions de la maladie remontent à l'Antiquité, avec des références dans les écrits de l'Égypte ancienne et de la Grèce antique. Au XIXe siècle, des avancées significatives ont été réalisées grâce aux travaux de chercheurs comme William Boog Leishman et Charles Donovan, qui ont identifié le parasite dans les macrophages des patients infectés. En 1903 [4], Ronald Ross a proposé le nom "*Leishmania*" pour le genre du parasite en l'honneur de Leishman.



Figure 1 : Phlébotome

2. Aspect épidémiologique

2.1. Mondiale

La leishmaniose cutanée est endémique dans plus de 90 pays à travers le monde, principalement dans les régions tropicales et subtropicales [5]. Les foyers importants se trouvent en Amérique centrale et du Sud, en Afrique du Nord et de l'Est, au Moyen-Orient, en Asie centrale et du Sud. La transmission se fait principalement par la piqûre de phlébotomes infectés (mouches des sables) appartenant aux genres *Phlebotomus* et *Lutzomyia*. Les facteurs de risque incluent la pauvreté, la malnutrition, le déplacement des populations, la déforestation et le changement climatique.

2.2. En Algérie

La leishmaniose cutanée continue à poser un vrai problème de santé publique dans notre pays. L'Algérie constitue actuellement le pays le plus touché dans les pays du pourtour du bassin méditerranéen ; ce qui doit inciter à multiplier et à renforcer les mesures prophylactiques à travers la lutte contre les réservoirs et les vecteurs du parasite [6].

3. Le cycle évolutif de la leishmaniose cutanée

Le cycle de vie de *Leishmania* comporte deux hôtes : le phlébotome (vecteur) et le mammifère (hôte réservoir).

3.1 Phase chez le vecteur (Phlébotome) :

- Le phlébotome ingère des macrophages infectés par des amastigotes lors d'un repas sanguin.
- Les amastigotes se transforment en promastigotes procynétiques dans l'intestin moyen du phlébotome.
- Les promastigotes migrent vers la trompe du phlébotome et se transforment en promastigotes métacycliques infectieux.

3.2 Phase chez le mammifère (Hôte réservoir) :

- Lors de la piqûre, les promastigotes métacycliques sont inoculés dans la peau de l'hôte.
- Les promastigotes sont phagocytés par les macrophages et se transforment en amastigotes intracellulaires.
- Les amastigotes se multiplient par fission binaire, provoquant la rupture des cellules hôtes et l'infection de nouvelles cellules.

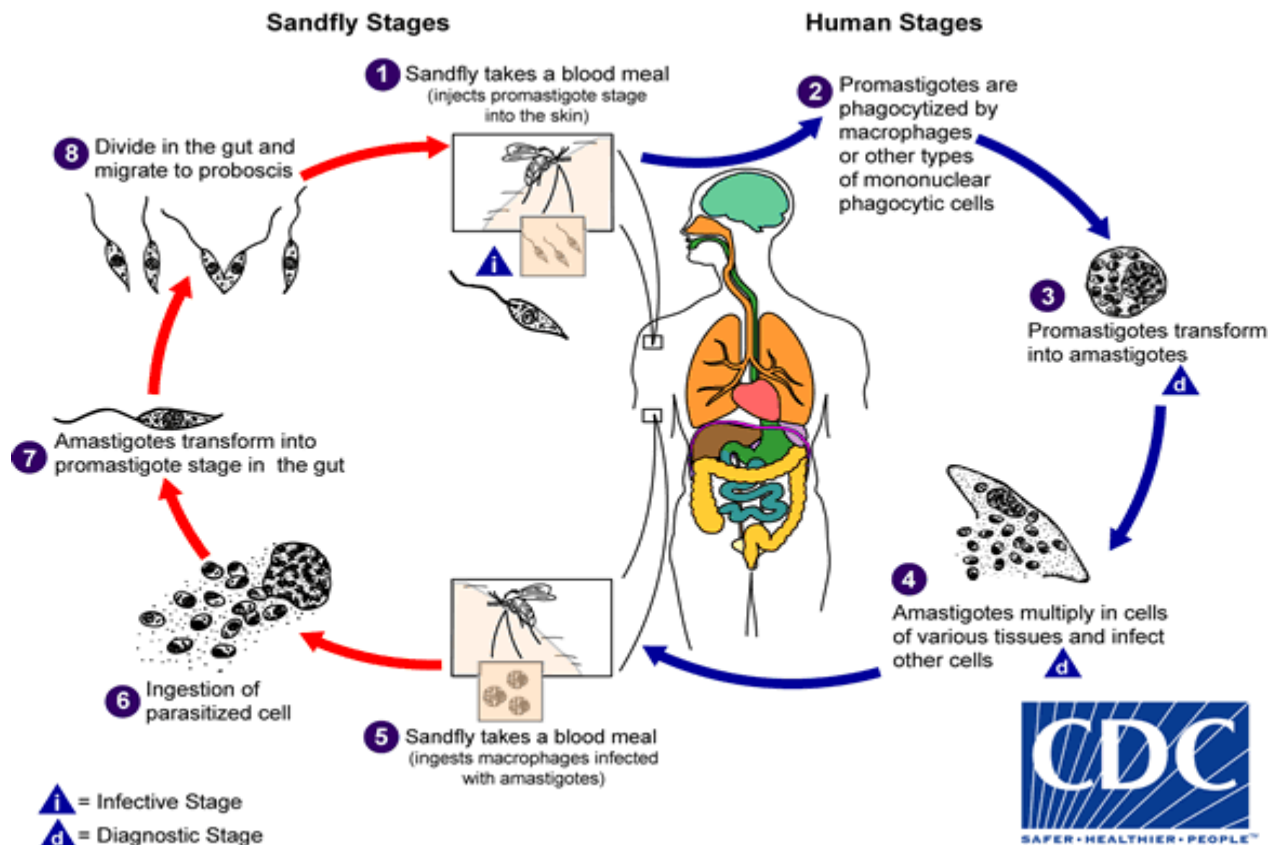


Figure 2 : cycle évolutif de la leishmaniose cutanée [7]

4. Aspect clinique

La leishmaniose cutanée se manifeste principalement par des lésions cutanées qui apparaissent quelques semaines à plusieurs mois après la piqûre infectante. Les lésions commencent souvent par un nodule papuleux, qui évolue en une ulcération indolore entourée d'un bord surélevé. Les caractéristiques cliniques varient en fonction de l'espèce de *Leishmania* et de la réponse immunitaire de l'hôte :

- *Leishmania major* : souvent responsable de lésions multiples, humides et de cicatrices prononcées.
- *Leishmania tropica* : provoque des lésions plus sèches et souvent uniques.
- *Leishmania braziliensis* : peut entraîner des formes cutanéomuqueuses avec des destructions tissulaires importantes.



Figure 3 : lésion de la leishmaniose cutanée

5. Diagnostique de la leishmaniose cutanée

Le diagnostic de la leishmaniose cutanée repose sur une combinaison de critères cliniques, épidémiologiques et de tests de laboratoire :

- ✓ **Examen clinique** : observation des lésions cutanées typiques.
- ✓ **Antécédents épidémiologiques** : séjour dans une zone endémique.
- ✓ **Tests de laboratoire** :
 - **Examen direct** : détection de parasites dans des frottis ou des biopsies cutanées.
 - **Culture** : isolement de *Leishmania* sur milieu de NNN (Novy-MacNeal-Nicolle) ou Schneider.
 - **PCR** : détection de l'ADN parasitaire.
 - **Sérologie** : détection d'anticorps anti-*Leishmania*, bien que moins utile pour la forme cutanée.

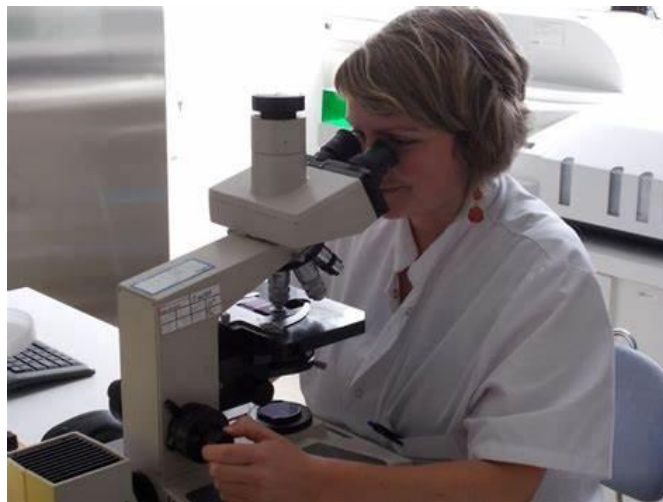


Figure 4 : diagnostic par microscope

6. Frottis de la leishmaniose cutanée (techniques et matérielles) :

Le frottis est une méthode diagnostique couramment utilisée pour identifier ces parasites dans des échantillons de peau.

6.1 Matériels nécessaires :

- Lames de microscope
- Colorants (Giemsa)
- Microscopes
- Lancettes ou scalpels pour prélèvement de tissus
- Éthanol ou autre fixateur

6.2 Techniques :

✓ Préparation de la lame :

- Nettoyer la zone de la lésion avec de l'alcool pour éviter la contamination.
- Utiliser une lancette ou un scalpel stérile pour prélever un petit échantillon de tissu ou de liquide de la lésion.
- Étaler l'échantillon sur une lame de microscope en réalisant un frottis mince et uniforme.

✓ **Fixation et coloration :**

- Fixer le frottis en le plongeant dans de l'éthanol ou en utilisant un fixateur approprié.
- Colorer la lame avec le colorant Giemsa selon le protocole standard (généralement, immersion dans le colorant pendant 10 à 20 minutes, suivie d'un rinçage à l'eau distillée).

✓ **Examen microscopique :**

- Observer la lame au microscope à faible puis à fort grossissement.
- Rechercher les amastigotes de Leishmania dans les macrophages : ils apparaissent comme de petites structures ovales avec un noyau et un kinétoplaste caractéristiques.

✓ **Interprétation des résultats :**

- La présence d'amastigotes dans les macrophages confirme le diagnostic de leishmaniose cutanée.

7. Applications de l'intelligence artificielle dans le domaine médical :

L'intelligence artificielle (IA) a révolutionné de nombreux domaines de la médecine, y compris le diagnostic et la prise en charge des maladies infectieuses. En particulier, les techniques d'apprentissage automatique et de vision par ordinateur ont montré un potentiel prometteur dans l'analyse d'images médicales et la prise de décision clinique. Les algorithmes d'IA peuvent être formés à partir de grandes bases de données d'images pour reconnaître et classifier automatiquement des motifs complexes, ce qui peut aider les médecins à établir des diagnostics précis et à recommander des traitements appropriés. Dans le domaine de la parasitologie médicale, l'IA a été utilisée avec succès pour le diagnostic automatisé de diverses maladies parasitaires, telles que la malaria, la schistosomiase et la trypanosomiase [8].

8. Travaux antérieurs sur l'utilisation de l'IA pour le diagnostic de la leishmaniose

Plusieurs études antérieures ont exploré l'utilisation de l'intelligence artificielle pour le diagnostic de la leishmaniose cutanée à partir d'images microscopiques.

une étude récente a développé un algorithme d'apprentissage automatique capable de détecter automatiquement les parasites de Leishmania dans des images microscopique [9]. De même, une autre étude a utilisé des réseaux de neurones convolutifs pour classifier les différentes formes

cliniques de la leishmaniose cutanée à partir d'images microscopiques [10], obtenant des résultats encourageants en termes de précision diagnostique. Ces travaux antérieurs fournissent des preuves préliminaires de la faisabilité et de l'efficacité de l'utilisation de l'IA pour améliorer le diagnostic de la leishmaniose cutanée, mais des recherches supplémentaires sont nécessaires pour valider ces résultats et développer des outils cliniquement utilisables.

Chapitre 2 :

Apprentissage Automatique et Apprentissage Profond

1. Introduction

L'apprentissage automatique, ou Machine Learning (ML) en anglais et L'apprentissage profond ou Deep Learning (DL) en anglais sont des sous-domaines de l'intelligence artificielle (IA) qui se concentrent sur le développement de modèles informatiques capables d'apprendre à partir des données et de prendre des décisions ou de réaliser des tâches sans être explicitement programmés pour le faire [11].

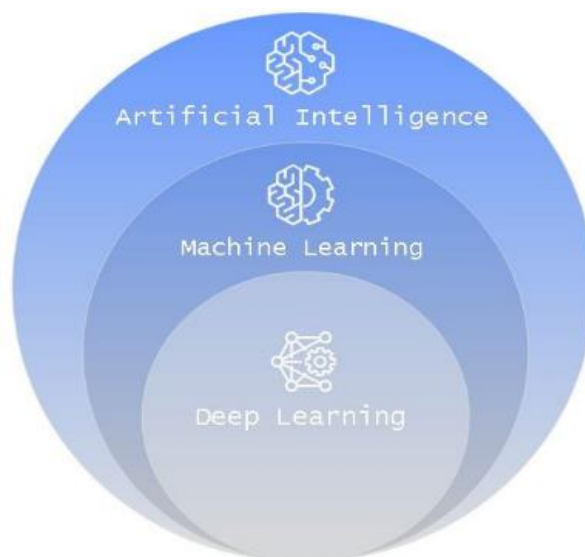


Figure 5 : Relation AI vs ML vs DL

2. Apprentissage Automatique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique se concentre sur le développement d'algorithmes permettant aux ordinateurs d'apprendre et de faire des prédictions ou des décisions basées sur des données. Contrairement aux approches traditionnelles de la programmation, où les développeurs codent explicitement chaque étape d'un processus, les systèmes de ML utilisent des données pour identifier des modèles et ajuster leurs actions en conséquence.

Les algorithmes de ML peuvent être classés en trois grandes catégories : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement [12].

2.1 Sa position dans l'Intelligence Artificiel

L'apprentissage automatique est souvent considéré comme l'un des éléments les plus dynamiques et innovants de l'IA. Alors que l'intelligence artificielle englobe un large éventail de technologies et de techniques, allant de la logique symbolique à l'automatisation de processus, le ML se distingue par sa capacité à améliorer les performances d'un système sans intervention humaine directe.

L'IA classique repose souvent sur des règles préprogrammées, tandis que le ML permet aux systèmes de s'adapter et d'évoluer. Cela rend le ML particulièrement puissant pour des tâches où les règles sont trop complexes à codifier explicitement ou où les données changent fréquemment, comme dans la reconnaissance vocale, la vision par ordinateur, et la traduction automatique.

2.2 Applications de l'Apprentissage Automatique

Les applications de l'apprentissage automatique sont vastes et variées, couvrant presque tous les secteurs de l'économie et de la vie quotidienne [13]. Voici quelques exemples illustratifs :

- **Santé (Health)** : Les algorithmes de ML sont utilisés pour analyser des images médicales, prédire des maladies, personnaliser des traitements et découvrir de nouveaux médicaments. Par exemple, ils peuvent aider à détecter des cancers sur des radiographies avec une précision comparable à celle des experts humains.
- **Finance** : Dans le secteur financier, le ML est employé pour la détection de fraude, la gestion de portefeuilles, l'évaluation de crédit et les transactions boursières automatisées. Les modèles peuvent analyser des volumes massifs de données pour identifier des tendances ou des anomalies.
- **Transport (Transportation)** : Les voitures autonomes utilisent des techniques de ML pour naviguer en toute sécurité dans des environnements complexes. Les algorithmes analysent en temps réel les données des capteurs pour prendre des décisions concernant la direction, la vitesse et la sécurité.
- **Marketing et E-commerce** : Les systèmes de recommandation, comme ceux utilisés par Amazon ou Netflix, s'appuient sur le ML pour suggérer des produits ou des contenus en fonction des préférences et du comportement passé des utilisateurs.

- **Traitement du langage naturel (NLP)** : Le ML est crucial dans les technologies de traitement du langage naturel, qui permettent aux machines de comprendre, interpréter et répondre au langage humain. Cela inclut les assistants virtuels, la traduction automatique et l'analyse des sentiments sur les réseaux sociaux.
- **Sécurité et Surveillance** : Les algorithmes de ML sont déployés pour analyser des flux vidéo en temps réel afin de détecter des comportements suspects ou des intrusions, contribuant ainsi à améliorer la sécurité publique et privée.

D'une manière générale, l'apprentissage automatique représente une révolution dans la manière dont les machines interagissent avec le monde et prennent des décisions. Sa capacité à traiter et à apprendre de grandes quantités de données permet de résoudre des problèmes complexes et de créer des solutions innovantes dans des domaines variés. Alors que la technologie continue d'évoluer, l'impact de l'apprentissage automatique ne fera que croître, ouvrant de nouvelles possibilités et transformant encore davantage notre quotidien.

2.3 Types d'apprentissage automatique

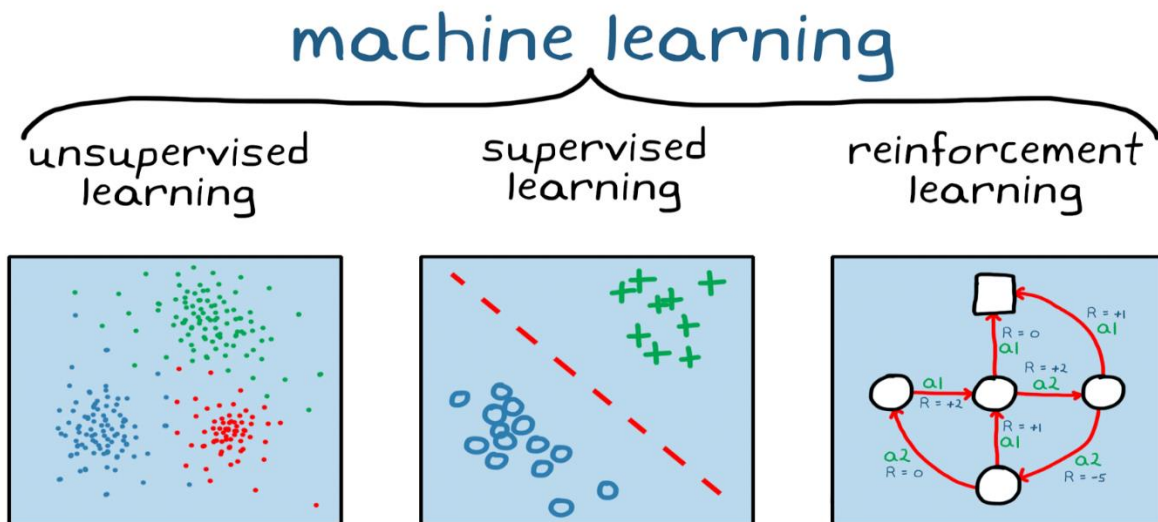


Figure 6 : les types d'apprentissage automatique

Il existe plusieurs types d'apprentissage automatique, chacun ayant ses propres caractéristiques et applications. Voici les principaux types :

2.3.1 Apprentissage Supervisé : Dans l'apprentissage supervisé, le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, où chaque exemple est associé à une étiquette ou une réponse connue. Le modèle apprend à partir de ces données pour prédire les étiquettes des nouveaux exemples [13]. Les algorithmes couramment utilisés incluent les :

- **Régressions linéaires :** Facile à comprendre et à mettre en œuvre, approprié pour les problèmes de prédiction de valeurs continues, parmi ces Inconvénients Peut être sensible aux valeurs aberrantes et aux données non linéaires.
- **Les machines à vecteurs de support (SVM) :** Bonne performance dans les espaces de grande dimension, capable de gérer des données non linéaires grâce aux noyaux, parmi ces Inconvénients Peut être sensible au choix du noyau et nécessite un réglage des hyperparamètres.
- **Les arbres de décision :** Facile à interpréter, capable de gérer à la fois des données numériques et catégoriques, parmi ces Inconvénients la Tendance au sur-ajustement, instabilité avec de petites variations dans les données.
- **Les algorithmes de classification bayésienne :**
Sont relativement simples à mettre en œuvre et à comprendre Leur principe repose sur des calculs probabilistes assez intuitifs.

2.3.2 Apprentissage Non Supervisé :

Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé traite des données non étiquetées. Le modèle cherche des structures ou des modèles intrinsèques dans les données, comme des clusters ou des associations, sans référence à des étiquettes préexistantes [13]. Les algorithmes courants incluent le :

- k-means
- Méthodes hiérarchique
- L'analyse des composantes principales (PCA).

2.3.3 Apprentissage par Renforcement :

Dans l'apprentissage par renforcement, un agent apprend à prendre des décisions séquentielles en interagissant avec un environnement dynamique. L'agent reçoit des récompenses ou des pénalités en fonction de ses actions, ce qui lui permet d'apprendre une politique ou une stratégie pour maximiser les récompenses cumulatives. Les algorithmes de renforcement incluent la programmation dynamique, les méthodes de Monte Carlo et les méthodes de gradient temporel.

3. Apprentissage profond (Deep Learning)

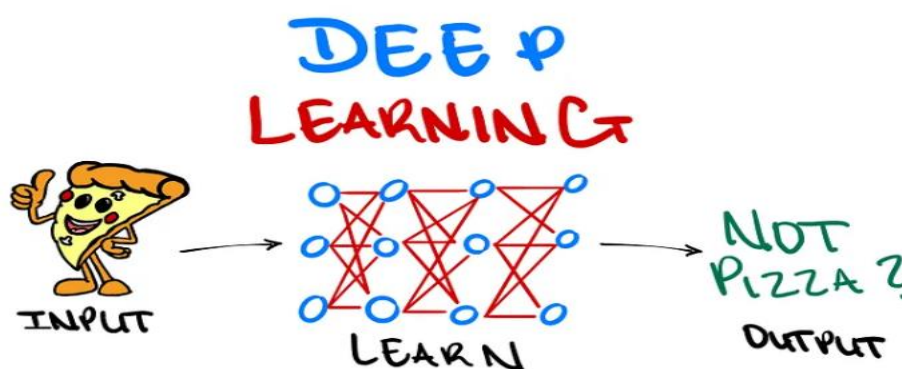


Figure 7 : l'apprentissage profond

Les réseaux de neurones profonds sont capables d'extraire des caractéristiques de haut niveau à partir de données brutes, comme des images, du son ou du texte, sans nécessiter de caractéristiques manuellement définies par des experts. Les architectures de réseaux de neurones les plus couramment utilisées en apprentissage profond incluent les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour les données d'image et les réseaux de neurones récurrents (RNN) pour les données séquentielles, comme le texte ou le discours [14].

3.1 Sa position dans l'Intelligence Artificielle

L'apprentissage profond occupe une place centrale et stratégique dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA) en raison de ses performances exceptionnelles dans une variété de tâches complexes. Alors que l'IA englobe de nombreuses techniques allant de la logique symbolique aux algorithmes d'optimisation, l'apprentissage profond se distingue par sa capacité à apprendre directement des données brutes et à surpasser les méthodes traditionnelles dans plusieurs domaines. Les progrès récents en apprentissage profond ont été en grande partie rendus possibles

grâce à la disponibilité de grandes quantités de données (Big Data) et à la puissance de calcul accrue des unités de traitement graphique (GPU). Les réseaux de neurones profonds ont démontré des performances surpassant les techniques d'apprentissage automatique classiques dans des tâches telles que la reconnaissance d'images, la reconnaissance vocale, et la traduction automatique

3.2 Applications de l'Apprentissage Profond

Les applications de l'apprentissage profond sont vastes et touchent de nombreux secteurs. Voici quelques exemples illustratifs :

- **Vision par Ordinateur** : Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont utilisés pour des tâches telles que la reconnaissance faciale, la détection d'objets, la segmentation d'images et la reconnaissance de scènes. Par exemple, les systèmes de sécurité utilisent la reconnaissance faciale pour identifier des personnes, et les voitures autonomes utilisent la vision par ordinateur pour comprendre et naviguer dans leur environnement.
- **Traitement du Langage Naturel (NLP)** : Les modèles d'apprentissage profond, comme les transformeurs (e.g., BERT, GPT-3), sont utilisés pour la traduction automatique, la génération de texte, la réponse aux questions, l'analyse de sentiments et les chatbots. Ces modèles sont capables de comprendre le contexte et de produire des réponses humaines, améliorant ainsi les interactions homme-machine [15].
- **Reconnaissance Vocale** : Les systèmes de reconnaissance vocale, tels que ceux utilisés dans les assistants virtuels (e.g., Siri, Alexa, Google Assistant), s'appuient sur l'apprentissage profond pour convertir la parole en texte et comprendre les commandes vocales avec une grande précision.
- **Santé** : L'apprentissage profond est utilisé pour l'analyse d'images médicales, comme les radiographies, les IRM et les tomodensitogrammes, afin de détecter des anomalies et aider au diagnostic. Il est également utilisé pour la découverte de médicaments et l'analyse des dossiers médicaux électroniques pour des prédictions de maladies.
- **Jeux et Divertissement** : Les réseaux de neurones profonds ont été utilisés pour créer des intelligences artificielles capables de battre des joueurs humains dans des jeux complexes comme Go (AlphaGo) et Dota 2 (OpenAI Five). Ils sont également utilisés dans la génération de contenu, comme la musique et les œuvres d'art générées par IA.

- **Véhicules Autonomes** : Les véhicules autonomes utilisent l'apprentissage profond pour la perception et la prise de décision. Les réseaux de neurones analysent les données des capteurs pour identifier les objets, les piétons, les autres véhicules, et prendre des décisions de conduite sûres et efficaces.

3.3 Types des modèles RNA

Les modèles de réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de leur architecture et de leur fonctionnement. Voici quelques-uns des types les plus courants :

3.3.1 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) :

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles inspirés du cerveau humain, composés de couches de neurones interconnectés. Chaque neurone effectue une opération simple, mais les interactions complexes entre les neurones permettent au réseau de représenter et d'apprendre des fonctions complexes. Les réseaux de neurones peuvent avoir plusieurs couches (réseaux profonds), d'où le terme "deep Learning" [16].

3.3.2 Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN) :

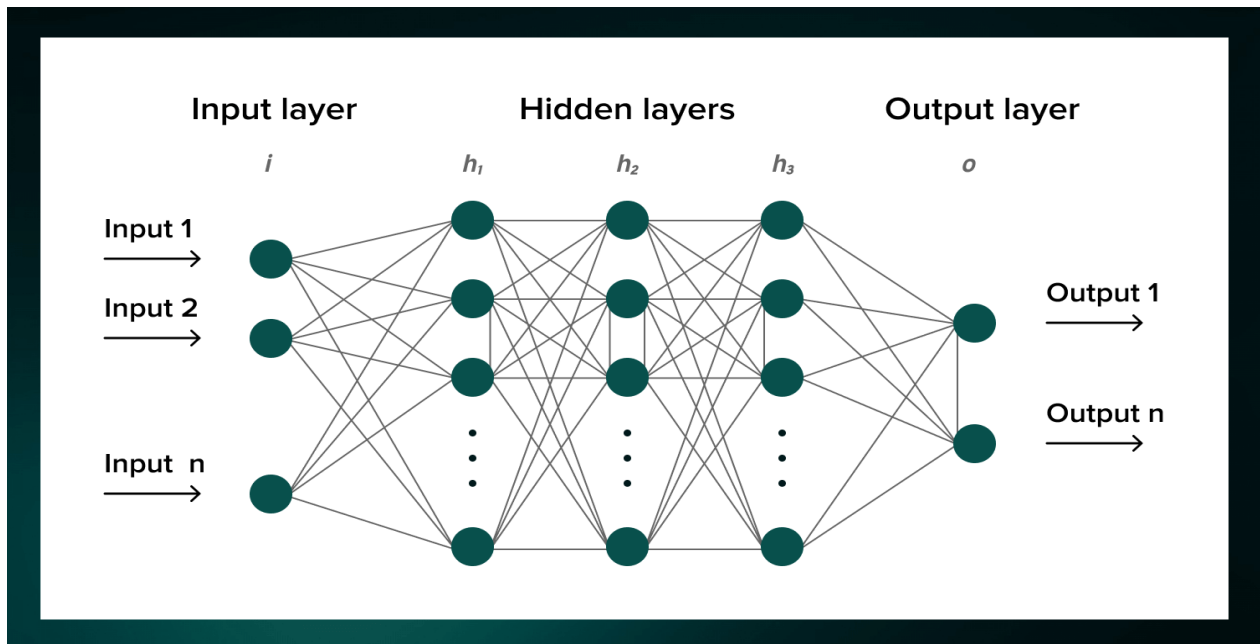


Figure 8 : Architecture du Réseaux de Neurones Convolutifs

Les CNN sont une architecture spécifique de réseaux de neurones souvent utilisée pour l'analyse d'images. Ils exploitent la structure spatiale des données en utilisant des couches de convolution pour extraire des caractéristiques importantes des images, suivies de couches de pooling pour réduire la dimensionnalité. Les CNN sont largement utilisés dans la reconnaissance d'images, la classification d'images médicales, etc [16].

3.3.3 Réseaux de Neurones Récursifs (RNN) :

Recurrent Neural Networks

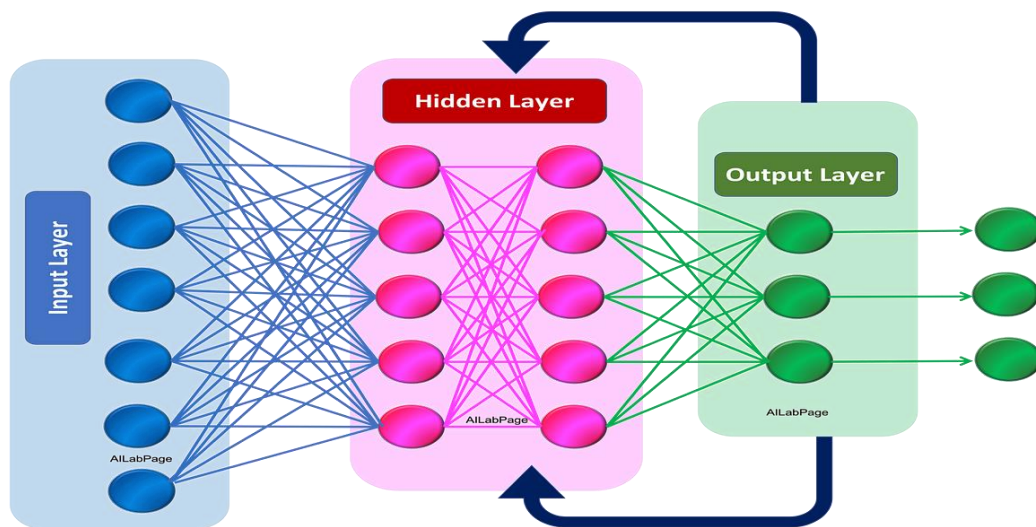


Figure 9 : Architecture du Réseaux de Neurones Récursifs

Les RNN sont des réseaux de neurones conçus pour traiter des données séquentielles ou temporelles, où la séquence des données est importante. Ils sont dotés de connexions récurrentes qui leur permettent de conserver une mémoire à court terme des états précédents, ce qui les rend adaptés à des tâches telles que la traduction automatique, la génération de texte et l'analyse de séries temporelles [16].

3.3.4 Les Réseaux Résiduels (Residual Networks) :

Est une architecture de réseau de neurones profonds utilisée principalement dans le domaine de la vision par ordinateur pour résoudre des tâches telles que la classification d'images et la détection

d'objets. Ils ont été introduits par Kaiming He et al. Dans un document intitulé "Deep Residual Learning for Image Recognition" en 2015 [17] Les ResNets ont atteint des performances exceptionnelles dans de nombreuses tâches de vision par ordinateur et sont largement utilisés dans des applications réelles ainsi que dans des compétitions de pointe telles que ImageNet. Ils ont également été adaptés à d'autres domaines, Comme la génération de texte et la reconnaissance vocale

3.3.5 Les Réseaux de Croyance Profonde (DBN)

Ou Deep Belief Networks en anglais, sont une classe de modèles d'apprentissage automatique qui combinent des couches de Restricted Boltzmann Machines (RBMs) pour former un réseau de neurones profond. Ils ont été introduits par Geoffrey Hinton et ses collègues au début des années 2000 [18].

Les DBN sont composés de plusieurs couches de neurones, généralement divisées en une couche visible et plusieurs couches cachées. Chaque couche est connectée à la couche suivante par des poids qui sont appris pendant l'entraînement. La première étape de l'entraînement d'un DBN implique généralement l'apprentissage non supervisé des représentations des données par chaque couche de RBM, en utilisant un algorithme d'apprentissage appelé Contrastive Divergence.

3.3.6 Mémoire longue à court terme (LSTM)

Ou Long Short-Term Memory, sont un type spécial de réseau de neurones récurrents (RNN) particulièrement efficaces pour traiter et prédire des séquences de données. Les réseaux LSTM ont été introduits par Sepp Hochreiter et Jürgen Schmidhuber en 1997 [19] pour surmonter le problème de la dégradation du gradient (vanishing gradient problem) rencontré par les RNN traditionnels.

Les LSTM sont conçus pour capturer les dépendances à long terme dans les données séquentielles, ce qui les rend très efficaces pour des tâches telles que la traduction automatique, la génération de texte, la reconnaissance vocale, et bien d'autres encore.

3.3.7 Transformers

Les Transformers sont une architecture de réseau de neurones introduite en 2017 par Vaswani et al [20]. Qui a révolutionné le domaine du traitement du langage naturel (NLP) et d'autres

domaines de l'apprentissage automatique. Ils ont été présentés dans un article intitulé "Attention Is All You Need".

À la base des Transformers se trouve un mécanisme d'attention, qui permet au modèle de se concentrer sur différentes parties de l'entrée lors de la prise de décision. Contrairement aux architectures précédentes, telles que le réseaux de neurones récurrents (RNN) et les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), les Transformers n'ont pas de composants récurrents. Cela signifie qu'ils peuvent traiter les séquences d'entrée en parallèle, ce qui les rend plus efficaces à l'entraînement et à l'inférence.

En résumé, L'apprentissage automatique se concentre sur le développement de modèles capables de généraliser à partir de données étiquetées ou non étiquetées, tandis que le L'apprentissage profond est une sous-catégorie du ML qui utilise des architectures de réseaux neuronaux profonds pour apprendre des représentations hiérarchiques complexes à partir de données.

Ces domaines sont à la pointe de l'innovation en matière d'intelligence artificielle et ont des applications vastes et variées dans de nombreux domaines, y compris la santé et la médecine [21]

Chapitre 3 : Environnement du travail et Implémentation de la solution Proposé

1. Introduction :

Les bibliothèques et outils de l'intelligence artificielle (IA) jouent un rôle crucial dans le développement et le déploiement des solutions d'IA. Ces outils offrent aux développeurs et aux chercheurs un ensemble de fonctionnalités et d'algorithmes puissants pour résoudre une variété de problèmes, allant de la reconnaissance d'images à la traduction automatique en passant par l'analyse prédictive. Les bibliothèques d'IA les plus populaires incluent TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, Keras, et bien d'autres. Chacune de ces bibliothèques a ses propres forces et spécialités, ce qui permet aux utilisateurs de choisir celle qui convient le mieux à leurs besoins spécifiques.

Dans cette section, nous décrivons l'environnement de travail utilisé pour développer et tester notre solution de détection de parasites leishmania. Nous avons utilisé une combinaison de logiciels open-source tels que Python, TensorFlow, et OpenCV pour développer notre solution. Nous avons également utilisé des bibliothèques spécialisées telles que Keras pour construire et entraîner nos modèles de détection d'objets



Figure 10 : Les différents bibliothèques de l'intelligence artificiel

2. Environnement de travail

Dans cette section, nous discuterons les outils utilisés dans ce travail.

2.1 Les outils utilisés :

✓ Python :

Python est un langage de programmation puissant et facile à apprendre. Il a des structures de données de haut niveau et une approche simple mais efficace de programmation orientée objet. La syntaxe élégante et le typage dynamique de Python, avec sa nature interprétée, en font un langage idéal pour le script et le développement rapide d'applications dans de nombreux domaines sur la plupart des plateformes.

L'interpréteur Python et la vaste bibliothèque standard sont disponibles gratuitement sous forme source ou binaire pour toutes les principales plates-formes à partir du site Web Python [22], et peut être distribué librement. Le même site également contient des distributions et des pointeurs vers de nombreux modules Python tiers gratuits, programmes et outils, et documentation supplémentaire [23].



Figure 11 : Logo python

✓ Tensorflow :

TensorFlow est une plateforme open source de bout en bout pour l'apprentissage automatique. Il dispose d'un écosystème complet et flexible d'outils, de bibliothèques et de ressources communautaires qui permet les chercheurs poussent l'état de l'art en ML et les développeurs construisent et déployer des applications basées sur le ML.

TensorFlow a été développé à l'origine par des chercheurs et des ingénieurs travaillant dans l'équipe d'intelligence artificielle de Google Brain pour mener des recherches sur les machines

apprentissage et réseaux neuronaux. Cependant, le cadre est suffisamment polyvalent pour être utilisé dans d'autres domaines également [24].



Figure 12 : Logo Tensorflow

✓ **Keras :**

Keras est une API de réseau de neurones écrite en langage Python. Il s'agit d'une bibliothèque Open Source, exécutée par-dessus des frameworks tels que Theano et TensorFlow. Conçue pour être modulaire, rapide et simple d'utilisation, Keras a été créée par l'ingénieur François Chollet de Google. Elle offre une façon simple et intuitive de créer des modèles de Deep Learning.

Aujourd'hui, Keras est l'une des APIs de réseaux de neurones les plus utilisées pour le développement et le testing de réseaux de neurones. Elle permet de créer très facilement des « layer » pour les Neural Networks ou de mettre en place des architectures complexes [25].

✓ **Open Cv :**

Open CV est une librairie open source, considérée comme l'outil standard pour la Computer Vision (vision par ordinateur) et le traitement d'images. Initialement développée par Intel Research, Open CV avait pour but de permettre l'avancée des applications nécessitant beaucoup de puissance de calcul et puisant intensivement les ressources des processeurs CPU. L'un des chercheurs d'Intel avait remarqué que plusieurs grandes institutions comme MIT Media Lab. Utilisaient des infrastructures de vision par ordinateur créées en interne pour accélérer leurs travaux de développement.

Les étudiants se partageaient le code entre eux, pour ne pas avoir besoin de réinventer les fonctions basiques en repartant de zéro.

Le but de l'équipe d'Intel était de faciliter le développement d'applications commerciales de Computer Vision, en fournissant une infrastructure commune et ouverte accessible à tous.

C'est ainsi qu'Open CV (Open Source Computer Vision) a vu le jour Il s'agit d'une librairie logicielle gratuite et open source dédiée au traitement d'image en temps réel. Cet outil est disponible gratuitement depuis l'an 2000, d'abord sous licence BSD puis sous la licence Apache [26].

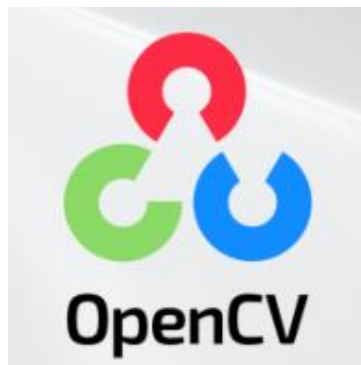


Figure 13 : Logo OpenCv

✓ **PyTorch :**

PyTorch est une bibliothèque d'apprentissage automatique assez récente, mais elle dispose d'un grand nombre de manuels et de tutoriels où il est possible de trouver des exemples. Elle dispose également d'une communauté qui se développe à pas de géant. PyTorch dispose d'une interface très simple pour la création de réseaux neuronaux bien qu'il soit nécessaire de travailler directement avec les tensors sans avoir besoin d'une bibliothèque de plus haut niveau comme Keras pour Theano ou Tensorflow [27].

Contrairement à d'autres outils d'apprentissage automatique tels que Tensorflow, PyTorch fonctionne avec des graphes dynamiques plutôt que statiques. Cela signifie qu'au moment de

l'exécution, les fonctions peuvent être modifiées et que le calcul des gradients variera avec elles. En revanche, dans Tensorflow, il faut tout d'abord définir le graphe de calcul, puis utiliser la session pour calculer les résultats du tensor, ce qui rend le débogage du code plus difficile et la mise en œuvre plus fastidieuse.

PyTorch est compatible avec les cartes graphiques (GPU). Il utilise en interne CUDA, une API qui relie le CPU au GPU et qui a été développée par NVIDIA.



Figure 14 : Logo Pytorch

✓ **Google Colab :**

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.



Figure 15 : Logo Google Colab

✓ Labelimg :

Labelimg, l'outil d'annotation d'images populaire créé par Tzutalin avec l'aide de dizaines de contributeurs, n'est plus activement développé et fait désormais partie de la communauté Label Studio.

Il est écrit en Python et utilise Qt pour son interface graphique. Les annotations sont enregistrées sous forme de fichiers XML au format PASCAL VOC, le format utilisé par ImageNet. En outre, il prend également en charge les formats YOLO et CreateML [28].

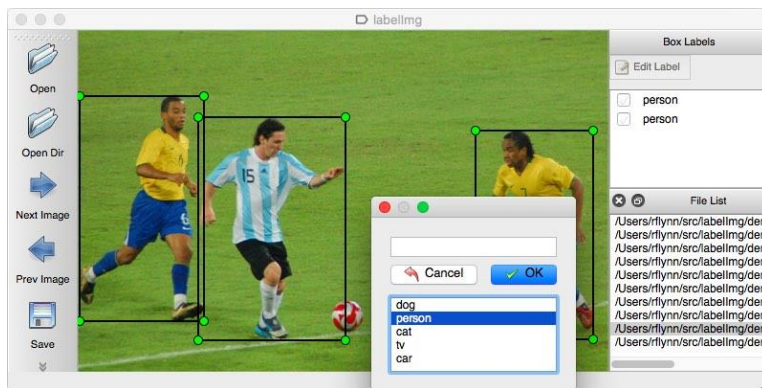


Figure 16 : Interface de Labelimg

✓ Spyder IDE :

Spyder est un environnement scientifique libre et open source écrit en Python, pour Python, et conçu par et pour les scientifiques, les ingénieurs et les analystes de données. Il présente une combinaison unique des fonctionnalités avancées d'édition, d'analyse, de débogage et de profilage d'un outil de développement complet avec l'exploration des données, l'exécution interactive, l'inspection approfondie et les belles capacités de visualisation d'un package scientifique [29].



Figure 17 : Logo Spyder

✓ **Poste de travail :**

Au cours de la réalisation du projet, j'ai utilisé le poste de travail de google colab avec les spécifications suivant :

Table 1 : caractéristiques de la station de travail

Matérielles et logicielles	Caractéristiques
Mémoire (RAM du système)	83 Go
Mémoire (RAM du GPU)	40 Go
Carte graphique (GPU)	NVIDIA A100-SXM4-40GB

3. Datasets utilisés :

Le Dataset utilisé dans cette étude a été compilé à l'institut pasteur D'Algérie annexe M'sila dans la période de septembre 2023 jusqu'à mars 2024 sur les patients soupçonnés de leishmaniose dans diverses régions Géographiques de la wilaya de M'sila

3.1 Composition du Dataset

Le Dataset est composé d'images microscopiques de frottis ou de coupes de tissus contenant des échantillons prélevés sur des patients soupçonnés d'être infectés par le parasite leishmania. Chaque image est accompagnée d'annotations précises indiquant la présence et l'emplacement des parasites dans l'échantillon. Ces annotations ont été réalisées par des experts en parasitologie médicale, assurant ainsi la qualité et la précision des données annotées.

3.2 Caractéristiques du Dataset :

✓ **Taille :** Le Dataset comprend 2536 d'images microscopiques, selon la disponibilité des données et les critères de sélection.

✓ **Variabilité :** Les images présentent une grande variabilité en termes de qualité, de résolution et de conditions d'éclairage, reflétant la diversité des échantillons cliniques et des techniques de préparation utilisées dans les laboratoires médicaux.

✓ **Annotations :** Chaque image est accompagnée d'annotations détaillées

indiquant la présence et l'emplacement des parasites leishmania, permettant ainsi la supervision de l'apprentissage des modèles de détection d'objets, Au totale Ya une 36087 annotation dans les 2536 images

✓ **Classes d'Objets** : En plus des parasites leishmania, le Dataset peut également inclure d'autres structures cellulaires ou éléments non parasitaires présents dans les échantillons, tels que des cellules sanguines, des débris cellulaires, etc.

✓ **Prétraitement du Dataset** :

Avant d'être utilisé pour l'entraînement et l'évaluation des modèles de détection d'objets, le dataset a été soumis à un processus de prétraitement pour garantir sa cohérence et sa qualité. Cela comprend des étapes telles que la normalisation de la luminosité et du contraste des images, le redimensionnement des échantillons pour une taille uniforme, et la vérification de la qualité des annotations pour assurer leur précision et leur exhaustivité.

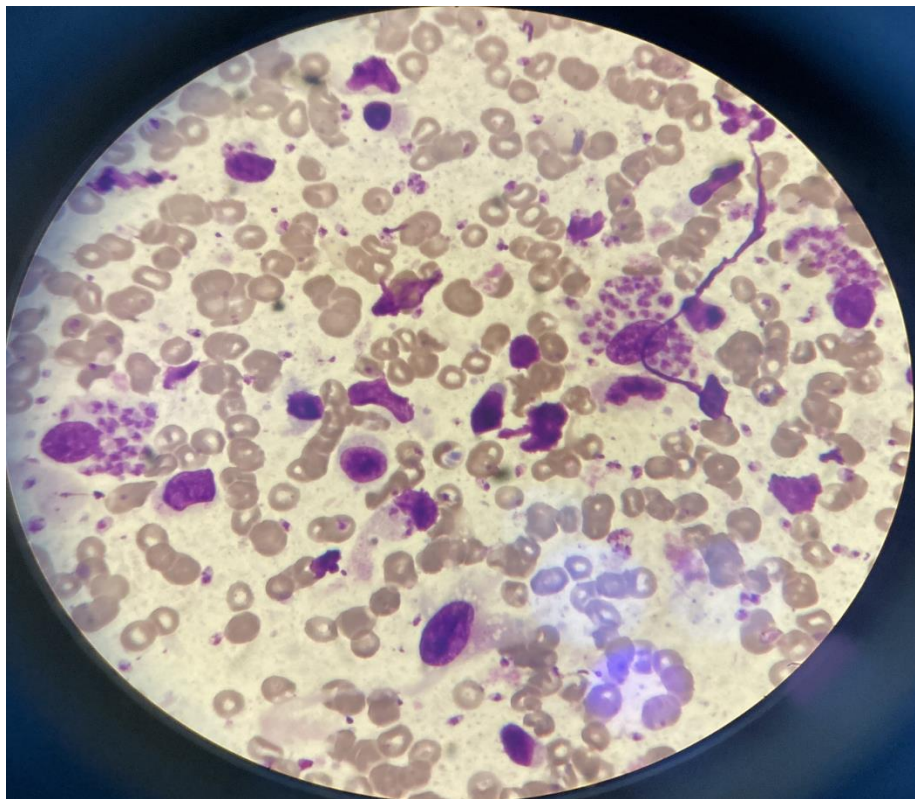


Figure 18 : Images microscopique D'un champ parasité par leishmania

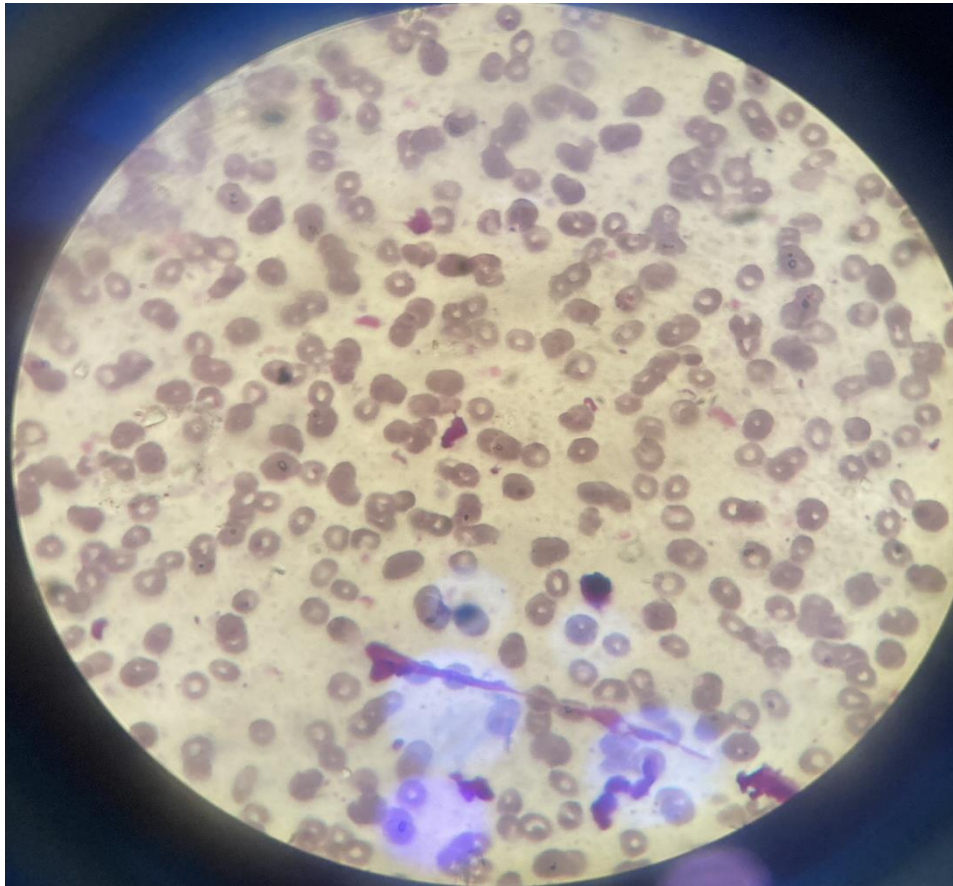


Figure 19 : Images microscopique D'un champ Non parasité par leishmania

4 Algorithm Utilisé YOLO (You Only Look Once):

Yolo est un algorithme de détection d'objets en temps réel à la pointe de la technologie introduit en 2015 par Joseph Redmon, Santosh, Divvala, Ross Girshick et Ali Farhadi dans leur célèbre article de recherche « You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection ». Les auteurs présentent le Problème de détection d'objets comme un problème de régression au lieu d'une tâche de classification en séparant spatialement les boîtes englobantes et en associant des probabilités à chacune des images détectées à l'aide d'un seul réseau neuronal convolutif (CNN) [30].

Certaines des raisons pour lesquelles YOLO est en tête de la compétition Incluent ses :

✓ Vitesse :

YOLO est extrêmement rapide car il ne traite pas les pipelines complexes. Il peut traiter des images à 45 images par seconde (FPS). De plus, YOLO atteint plus de deux fois la précision

moyenne (mAP) par rapport aux autres systèmes en temps réel, ce qui en fait un excellent candidat pour le traitement en temps réel.

D'après le graphique ci-dessous, nous observons que YOLO est bien au-delà des autres détecteurs d'objets avec 91 FPS.

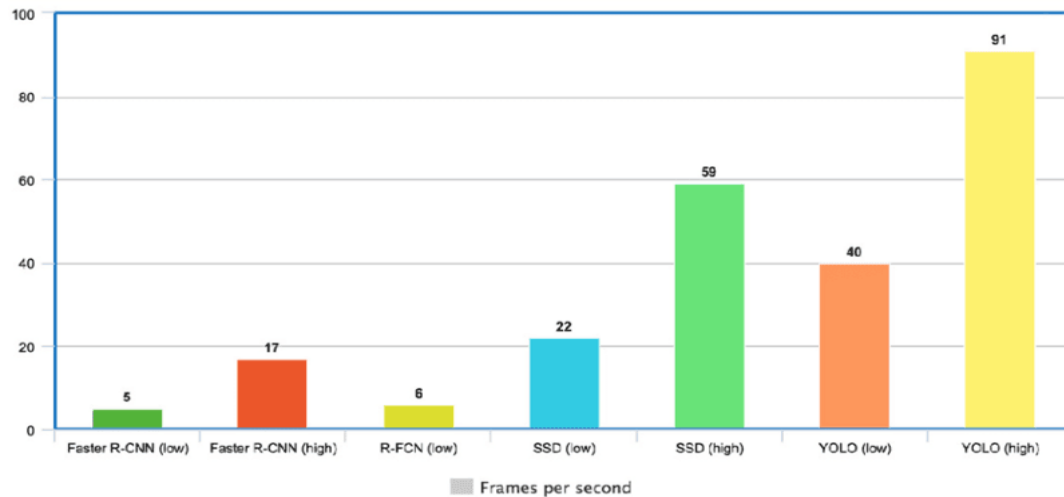


Figure 20 : Vitesse YOLO par rapport à d'autres détecteurs d'objets de pointe

✓ **Haute précision de détection :**

YOLO est bien au-dessus des autres modèles de pointe en termes de précision avec très peu d'erreurs de fond.

✓ **Meilleure généralisation :**

Grâce à ces avancées, YOLO est allé un peu plus loin en fournissant une meilleure généralisation pour les nouveaux domaines, ce qui le rend idéal pour les applications reposant sur une détection d'objets rapide et robuste.

✓ **Open source :**

Rendre YOLO open-source a conduit la communauté à améliorer constamment le modèle. C'est l'une des raisons pour lesquelles YOLO a apporté tant d'améliorations en si peu de temps.

✓ **YOLO Architecture :**

L 'architecture YOLO est similaire à celle de GoogleNet. Comme illustré ci-dessous il comporte au total 24 couches convolutif, quatre couches de mise en commun maximale et deux couches entièrement connectées.

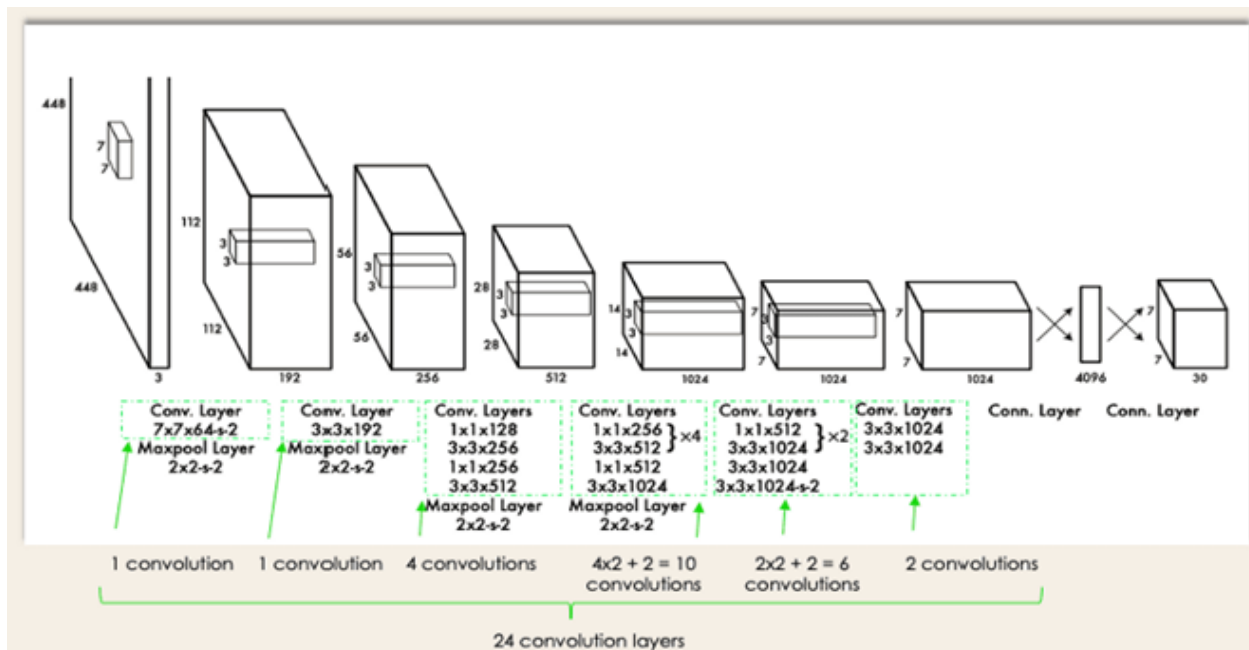


Figure 21 : Architecture de YOLO

✓ **Principe de fonctionnement de YOLO :**

- **Division de l'image en grille :** L'image d'entrée est divisée en une grille $S \times S$. Chaque cellule de cette grille sera responsable de la détection d'un ou plusieurs objets dont le centre tombe dans cette cellule.
- **Prédiction par cellule :** Chaque cellule de la grille prédit plusieurs boîtes englobantes (bounding boxes) et les scores de confiance pour ces boîtes. Une boîte englobante est définie par quatre valeurs : les coordonnées du centre de la boîte (relatives à la cellule), ainsi que sa largeur et sa hauteur (relatives à l'image entière).
- **Score de confiance :** Chaque boîte englobante prédite par une cellule de la grille a un score de confiance qui représente la probabilité qu'un objet soit présent dans cette boîte et la précision de la boîte (c'est-à-dire dans quelle mesure la boîte prédite correspond à l'objet).

- **Classes d'objets** : En plus des boîtes englobantes, chaque cellule prédit des scores de classe pour les objets. Ces scores indiquent la probabilité que les objets dans la boîte appartiennent à une certaine classe (comme chien, voiture, personne, etc.).
- **Calcul des scores finaux** : Les scores finaux des boîtes englobantes sont obtenus en multipliant les scores de confiance par les scores de classe. Cela permet d'obtenir la probabilité que la boîte contient une certaine classe d'objet.
- **Suppression des non-maxima (Non-maximal suppression, NMS)** : Pour réduire les prédictions redondantes et affiner les résultats, une technique appelée suppression des non-maxima est utilisée. Cela signifie que pour chaque objet détecté, seules les boîtes englobantes avec le score le plus élevé sont conservées, tandis que les autres boîtes proches avec des scores inférieurs sont supprimées.
- **Résultats finaux** : Finalement, YOLO retourne les boîtes englobantes avec les objets détectés et leurs classes correspondantes.

Chapitre 4 : Expérimentation et Résultats Obtenus

1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter en détail le processus d'entraînement du modèle YOLOv8 [31] pour la détection de parasites leishmania dans des images microscopiques, ainsi que d'illustrer et analyser les résultats obtenus. Ce chapitre est structuré en plusieurs sections qui couvrent l'ensemble du pipeline, de la préparation des données à l'évaluation finale des performances du modèle.

Dans la première section, nous abordons la préparation de segmentation de dataset en ensembles d'entraînement, de validation et de test afin d'assurer une évaluation impartiale et précise du modèle.

La deuxième section se concentre sur l'entraînement du modèle YOLOv8, en détaillant les différentes techniques et les hyper-paramètres utilisés durant l'entraînement du modèle, ainsi que la stratégie d'optimisation employée.

Ensuite, nous illustrons les résultats obtenus par le modèle sur l'ensemble de test. Cette section inclut des visualisations des détections réalisées par YOLOv8, ainsi qu'une analyse quantitative des performances du modèle à l'aide de métriques standard telles que la précision, le rappel et le F1-score. Nous fournissons également une comparaison des performances du modèle YOLOv8 avec d'autres approches traditionnelles et basées sur l'IA pour la détection des parasites leishmania.

Enfin, nous discutons des résultats obtenus et des défis rencontrés, en mettant en lumière les points forts et les limitations du modèle. Cette analyse critique permet d'identifier les domaines potentiels pour des améliorations futures et les perspectives de recherche dans ce domaine.

2. Segmentation Des données

Pour garantir une évaluation fiable et objective du modèle YOLOv8, il est essentiel de fractionner le dataset en plusieurs sous-ensembles distincts. Cette segmentation permet de séparer les données utilisées pour l'entraînement du modèle de celles utilisées pour la validation et le test, assurant ainsi que les performances du modèle sont évaluées sur des données non vues auparavant.

2.1 Segmentation des Données en Entraînement, Validation et Test :

Nous avons divisé notre dataset en trois sous-ensembles principaux :

Un ensemble d'entraînement, un ensemble de validation et un ensemble de test.

Le processus de segmentation a été effectué comme suit :

✓ Ensemble d'Entraînement (Training Set) :

Cet ensemble est utilisé pour ajuster les poids du modèle durant l'entraînement. Il représente généralement la plus grande portion du dataset total pour permettre au modèle d'apprendre efficacement les caractéristiques des parasites leishmania.

- **Pourcentage Alloué** : 65% du dataset total
- **Taille** : 1648 images dont 22965 annotation.

✓ Ensemble de Validation (Validation Set) :

Cet ensemble est utilisé pour évaluer les performances du modèle durant L'entraînement et ajuster les hyper-paramètres. Il permet de prévenir le Sur-apprentissage (overfitting) en fournissant une mesure de performance sur des données non vues durant l'entraînement.

- **Pourcentage Alloué** : 20% du dataset total
- **Taille** : 507 images dont 6686 annotation.

✓ Ensemble de Test (Test Set) :

Cet ensemble est utilisé pour l'évaluation finale du modèle après l'entraînement. Il fournit une estimation impartiale des performances du modèle sur des données complètement indépendantes de celles utilisées durant l'entraînement et la validation.

- **Pourcentage Alloué** : 15% du dataset total
- **Taille** : 380 images dont 6436 annotation.

3. Entraînement du Modèle

L'entraînement du modèle a été réalisé sur un GPU pour accélérer le processus, en utilisant des techniques de l'apprentissage automatique avancées pour optimiser les performances.

3.1 Hyper-paramètres d'Entraînement

Les hyper-paramètres d'entraînement sont des variables que vous configurez avant de commencer le processus d'entraînement d'un modèle d'IA

- ✓ **Taux d'Apprentissage (Learning Rate) :**

Initialement fixé à 0.001 avec un plan de réduction progressive.

- ✓ **Batch Size :**

Un batch size de 32 a été utilisé pour chaque itération d'entraînement.

- ✓ **Nombre d'Époques :**

Le modèle a été entraîné sur 50 époques pour assurer une convergence adéquate.

3.2 Stratégie d'Optimisation

- ✓ **Optimiseur Adam :**

L'optimiseur Adam a été utilisé pour ajuster les poids du modèle, en raison de sa capacité à gérer les gradients clairsemés et son efficacité dans la convergence rapide.

4. Illustration des Résultats Obtenus

- ✓ **Performance du Modèle**

Les performances du modèle YOLOv8 ont été évaluées à l'aide d'un ensemble de données de test distinct (380 images contenant 6436 annotations), non utilisé durant l'entraînement, pour obtenir une évaluation objective de ses capacités de généralisation.

- ✓ **Métriques de Performance**

- **Précision du modèle :**

La précision du modèle a été mesurée à 94%, indiquant que la majorité des détections effectuées par le modèle étaient correctes

5. Visualisation des Résultats

Pour illustrer les résultats obtenus, Deux images représentatives du dataset de test ont été sélectionnées. Les résultats de la détection par le modèle YOLOv8 ont été superposés sur ces images, avec des encadrés autour des parasites détectés

5.1 Exemples Positifs

L'image suivante montre plusieurs parasites leishmania entourés de boîtes de délimitation rouges. Le modèle a détecté avec précision tous les parasites présents.

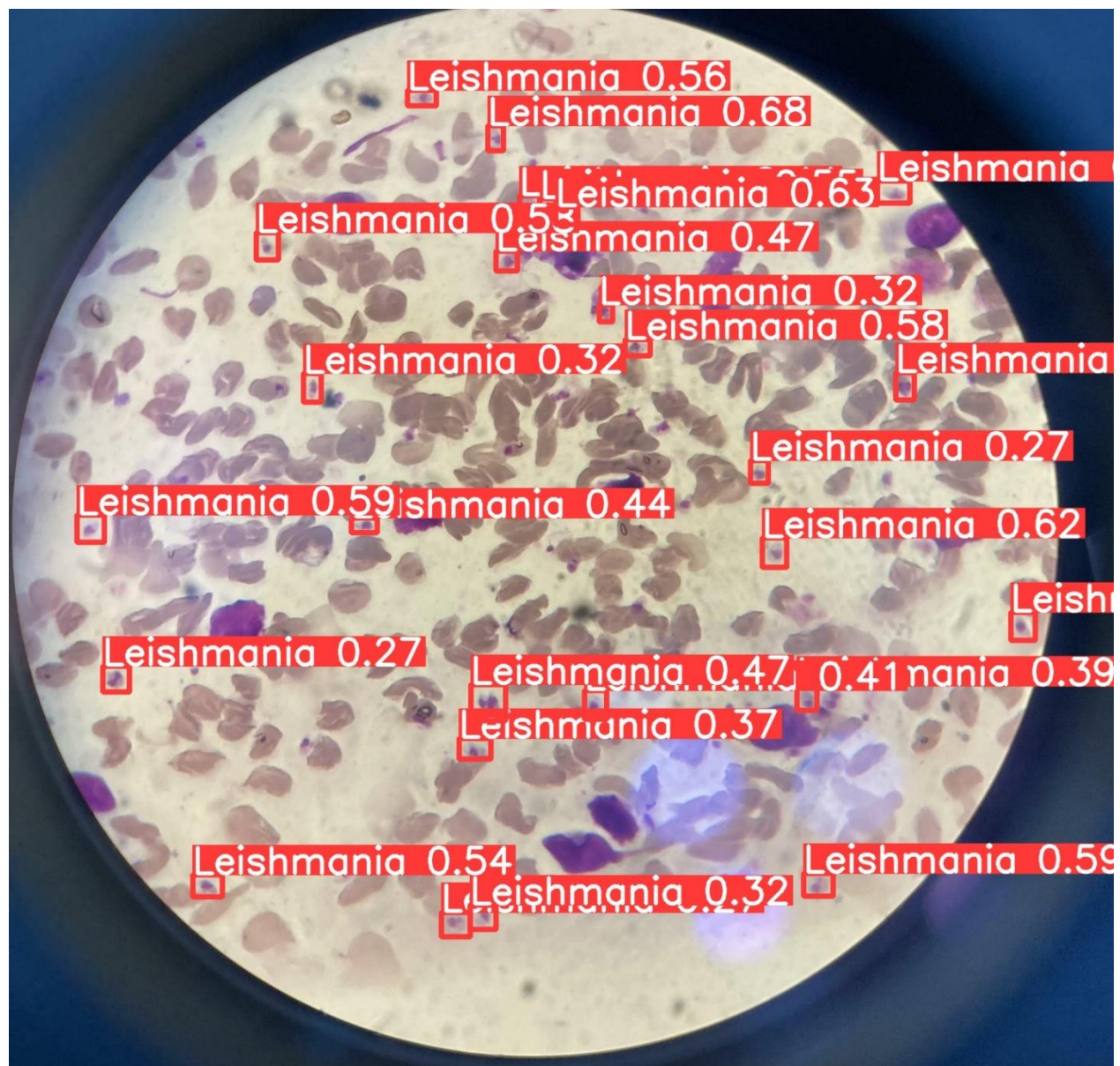


Figure 22 : image microscopique parasité testé par le model

5.2 Exemples Négatifs

L'image suivante illustre un cas Négatif, le model ne détecte aucun parasite dans cette image.

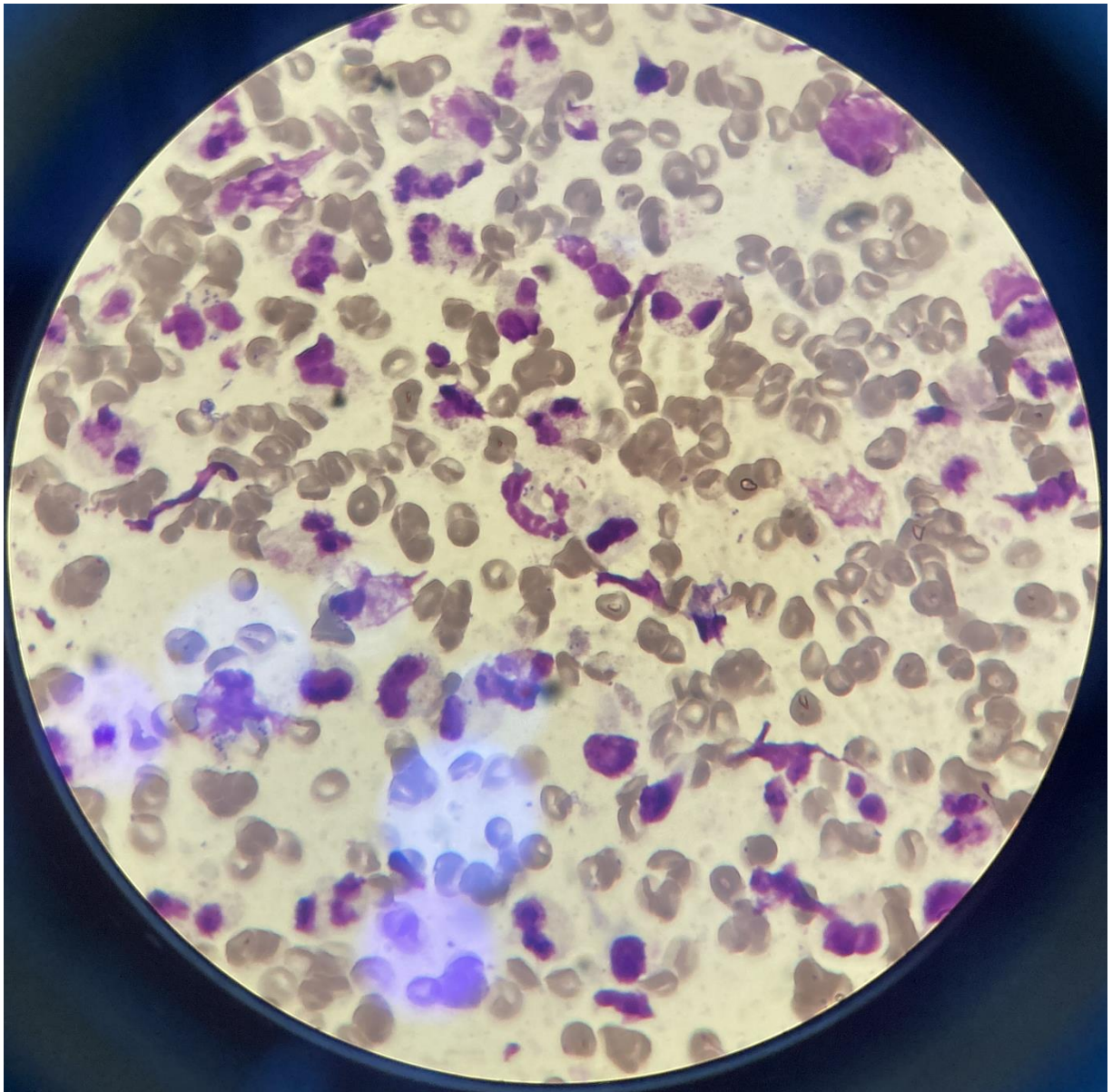


Figure 23 : image microscopique Non parasité testé par le model

6. Comparaison

Pour évaluer les performances du modèle YOLOv8, nous avons comparé nos résultats avec d'autres approches de détection de parasites leishmania (ssd-mobilenet-v2-fpn-lite-320) [32].

6.1 Méthodes Traditionnelles

Examen Microscopique Manuelle : Les experts de parasitologie ont une précision de détection de 90% en moyenne [3], mais cette méthode est subjective et chronophage (très coûteuse en temps).

6.2 Approches Basées sur l'IA

- **Algorithme SSD (Single Shot Multibox Detector):**

On a essayé le modèle pré-entraîné (ssd-mobilenet-v2-fpn-lite-320) [32] sur notre ensemble de données et nous avons obtenu une précision de 71 % parce que le modèle (ssd-mobilenet-v2-fpn-lite-320) consiste à redimensionner l'image à une dimension de 320*320 pixels ce qui permet de perdre l'information du parasite.

6.3 Résultats de la Comparaison

Les résultats montrent que le modèle YOLOv8 surpasse les méthodes traditionnelles et offre des performances supérieures aux autres approches basées sur l'IA en termes de précision. De plus, YOLOv8 présente l'avantage d'une vitesse de détection beaucoup plus élevée, ce qui est crucial pour une application en temps réel dans les laboratoires médicaux.

6.4 Conclusion de la Comparaison

Le modèle YOLOv8 s'est révélé être une solution efficace et précise pour la détection des parasites leishmania dans les images microscopiques. Bien que des améliorations futures puissent encore être explorées pour augmenter la précision et réduire les faux négatifs, les performances actuelles du modèle démontrent son potentiel significatif pour une application clinique rapide et fiable.

Conclusion Générale

1. Résumé du Travail Réalisé

Dans cette Recherche, nous avons exploré l'application de la technologie de détection d'objets basée sur l'IA, spécifiquement le modèle YOLOv8, pour identifier les parasites leishmania dans des images microscopiques. Le travail a été structuré en plusieurs phases, allant de la collecte et la préparation des données, à l'entraînement et l'évaluation du modèle, en passant par une comparaison avec d'autres approches existantes.

Tout d'abord, nous avons constitué un dataset représentatif d'images microscopiques annotées. Nous avons ensuite procédé au prétraitement de ces images, incluant le redimensionnement, la normalisation et l'augmentation des données pour renforcer la robustesse du modèle.

Nous avons également détaillé l'architecture du modèle YOLOv8 et les hyper-paramètres utilisés durant l'entraînement. Nous avons effectué un fractionnement rigoureux des données en ensembles d'entraînement, de validation et de test pour garantir une évaluation objective des performances du modèle.

2. Résultats Obtenus

Le modèle YOLOv8 s'est avéré efficace pour la détection des parasites leishmania dans les images microscopiques. Les principales métriques de performance obtenues sont les suivantes :

- Précision (Precision) : 94%
- Rappel (Recall): 91%
- F1-Score: 92%

Ces résultats montrent que le modèle YOLOv8 offre une grande précision et un bon rappel, indiquant une performance robuste et fiable dans la détection des parasites leishmania. Les visualisations des résultats démontrent que le modèle est capable de distinguer efficacement les parasites des autres structures présentes dans les images microscopiques.

3. Apports

Les contributions principales de cette thèse sont les suivantes :

✓ **Application de YOLOv8 à la Détection de Parasites Leishmania :**

Cette étude démontre l'efficacité de YOLOv8 dans un contexte biomédical spécifique, élargissant ainsi le champ d'application de cet algorithme.

✓ **Prétraitement et Augmentation des Données**

Nous avons mis en place un pipeline complet de prétraitement et d'augmentation des données, améliorant la qualité et la diversité du dataset pour un entraînement plus efficace du modèle.

✓ **Comparaison avec d'Autres Méthodes :**

En comparant YOLOv8 avec d'autres approches de détection d'objets, nous avons démontré la supériorité de ses performances en termes de précision et de rappel.

4. Difficultés

Plusieurs défis ont été rencontrés durant cette recherche :

✓ **Variabilité des Images Microscopiques :**

Les différences de qualité et de luminosité entre les images ont posé des problèmes pour l'entraînement du modèle.

✓ **Détection des Faux Positifs et Négatifs :**

Bien que les performances globales soient bonnes, certains faux positifs et faux négatifs subsistent, soulignant les limites actuelles du modèle.

✓ **Ressources Informatiques :**

L'entraînement des modèles de deep learning comme YOLOv8 nécessite des ressources computationnelles importantes, ce qui peut limiter la vitesse d'expérimentation et d'itération.

5. Perspectives

À la lumière des résultats obtenus et des défis rencontrés, plusieurs pistes de recherche et d'amélioration peuvent être envisagées :

✓ **Amélioration de l'Augmentation des Données :**

Développer des techniques d'augmentation des données plus avancées pour améliorer la robustesse du modèle face à la variabilité des images microscopiques.

✓ **Optimisation des Hyper-paramètres :**

Continuer l'exploration et l'optimisation des hyper-paramètres pour améliorer les performances du modèle.

✓ **Enrichissement du Dataset :**

Collecter et annoter davantage d'images microscopiques pour enrichir le dataset et permettre un entraînement plus complet du modèle.

✓ **Déploiement en Milieu Clinique :**

Tester et valider le modèle dans des environnements cliniques réels pour évaluer sa performance en conditions pratiques et son acceptabilité par les professionnels de santé.

✓ **Exploration d'Autres Architectures :**

Étudier l'application d'autres architectures de deep learning, telles que Faster CNN, pour comparer leurs performances avec celles de YOLOv8.

En conclusion, cette recherche a démontré le potentiel significatif des modèles de détection d'objets basés sur l'IA, et en particulier YOLOv8, pour la détection précise des parasites leishmania dans des images microscopiques. Les résultats obtenus ouvrent la voie à des applications cliniques prometteuses et à de nouvelles recherches dans ce domaine.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] [En ligne]. Available: <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/leishmaniasis>.
- [2] k. cherif, «Un programme social pour la lutte physique contre la leishmaniose cutanée zoonotique dans la wilaya de M'Sila en Algérie».
- [3] M. Hakkour, «Diagnostic microscopique de la leishmaniose cutanée et viscérale au Maroc : contrôle / confirmation et validation par PCR entre 2002 et 2014».
- [4] «Découverte du parasite Leishmania,» [En ligne]. Available: <https://www.lequotidiendumedecin.fr/actu-medicale/decouverte-du-parasite-leishmania-0>.
- [5] «Leishmaniose : symptômes, traitement, prévention,» [En ligne]. Available: <https://www.pasteur.fr/fr/centre-medical/fiches-maladies/leishmaniose>.
- [6] H. Ouanassa, «Aspects épidémio-cliniques des leishmanioses cutanées dans la région de l'est algérien. Bilan de 3 ans (2018-2020)».
- [7] «cycle évolutif de LC,» [En ligne]. Available: https://www.cdc.gov/dpdx/leishmaniasis/modules/Leishmania_LifeCycle.gif?_=00703.
- [8] G. Madhu, «Intelligent diagnostic model for malaria parasite detection and classification using imperative inception-based capsule neural networks».
- [9] M. Zare, «A machine learning-based system for detecting leishmaniasis in».
- [10] M. Górriz., « Leishmaniasis Parasite Segmentation and Classification using Deep Learning».
- [11] M. Middleton, «Deep Learning vs. Machine Learning,» [En ligne]. Available: <https://flatironschool.com/blog/deep-learning-vs-machine-learning/>.
- [12] «Machine Learning : Définition, fonctionnement, utilisations,» [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/machine-learning-tout-savoir>.
- [13] «L'apprentissage automatique (machine learning) : Principes et applications dans le monde réel,» [En ligne]. Available: <https://qualitytraining.be/blog/machine-learning-principes-et-applications/>.
- [14] S. G., «Efficient Arabic handwritten character recognition based on machine learning and deep learning».
- [15] S. GADRI, «An Efficient System to Predict Customers' Satisfaction on Touristic Services Using ML and DL Approaches».
- [16] «10 Types of Neural Networks, Explained,» [En ligne]. Available: <https://www.hackerrank.com/blog/types-of-neural-networks-explained/>.
- [17] K. He, «Deep Residual Learning for Image Recognition».

- [18] G. E. Hinton., «Deep belief networks.»
- [19] S. Hochreiter, « Long Short-term Memory».
- [20] L. Jones, «Attention Is All You Need».
- [21] «Intelligence artificielle et santé,» [En ligne]. Available: <https://www.inserm.fr/dossier/intelligence-artificielle-et-sante/>.
- [22] «python,» [En ligne]. Available: <https://www.python.org/>.
- [23] «The Python Tutorial,» [En ligne]. Available: <https://docs.python.org/3/tutorial/index.html> .
- [24] «Tensorflow,,» [En ligne]. Available: <https://github.com/tensorflow/tensorflow>.
- [25] «Keras,» [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/keras> .
- [26] «Opencv,,» [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/opencv>.
- [27] «pytorch-tout-savoir,,» [En ligne]. Available: <https://datascientest.com/pytorch-tout-savoir>.
- [28] «Labelimg,» [En ligne]. Available: <https://github.com/qaprosoft/labelImg>.
- [29] «spyder,» [En ligne]. Available: <https://www.spyder-ide.org/>.
- [30] «YOLO Object Detection Explained. .,» [En ligne]. Available: <https://www.datacamp.com/blog/yolo-object-detection-explained>.
- [31] «Yolov8,» [En ligne]. Available: <https://docs.ultralytics.com/> .
- [32] «mobilenetv2-ssd,,» [En ligne]. Available: <https://edge-impulse.gitbook.io/docs/edge-impulse-studio/learning-blocks/object-detection/mobilenetv2-ssd-fpn>.

LES ANNEXES

عنوان المشروع:

أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيا الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي

مشروع لنيل شهادة مؤسسة ناشئة في إطار القرار الوزاري 1275



**Leishmania
Screener**

Smart Detection

الاسم التجاري

Leishmania Screener

بطاقة معلومات:

حول فريق الاشراف وفريق العمل
1- فريق الاشراف:

فريق الاشراف	
التخصص: اعلام الي	(01) المشرف الرئيسي قادري السعيد

2- فريق العمل:

فريق المشروع	التخصص	الكلية
الطالب: بوناب سفيان	ذكاء اصطناعي	رياضيات و اعلام الي

عنوان المشروع: أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيات الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي

1. فكرة المشروع (الحل المقترح)

مشروع " إنشاء أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيات الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي" يشمل مجال الخدمات الطبية والتكنولوجيا الطبية، حيث يهدف إلى تقديم حلاً مبتكراً لتشخيص داء الليشمانيات الجلدية بدقة وفعالية عالية باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي.

بدأت الفكرة من مراجعة الحاجة الملحة لتحسين عمليات تشخيص داء الليشمانيات الجلدية، وذلك لأن طريقة تشخيص داء الليشمانيات الجلدية حالياً تعتمد على القراءة المباشرة بالعين المجردة ما يجعلها متعبة للعين ومعرضة للخطأ في التشخيص. هذا ما حفزنا للتفكير في حل هاته المشكلة باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي التي عرفت تطور كبير في هذا المجال مؤخراً.

قمنا بتطوير أداة تشخيصية تعتمد على الذكاء الاصطناعي لتحليل الصور المجهرية التي تشمل وجود طفيليات الليشمانيات الجلدية بحيث ستقوم هاته الأداة بتحديد وتصنيف وجود الطفيليات بدقة عالية وسرعة فائقة، مما يساهم في تحقيق ثورة في عملية التشخيص.

تم تطوير نموذج تعلم عميق متقدم يعتمد على تقنيات الشبكات العصبية التلافيفية لتحليل الصور الطبية المرتبطة بالليشمانيات الجلدية. وتتم معالجة هذه الصور واستخراج المعلومات الضرورية لتحديد وتصنيف الإصابات بالمرض بشكل دقيق وسريع.

تم إنجاز هذا المشروع في معهد باستور الجزائر ملحقة المسيلة، بمساعدة فريق متعدد التخصصات يضم بيولوجيين وأطباء من هذا المعهد بالاعتماد على خبرتهم الطويلة والتجربة الكبيرة التي لديهم في هذا الداء .

2. القيم المقترحة

● **الحدثة:** أداة التشخيص الجديدة تعتبر الأولى من نوعها في هذا المجال

● **الأداء العالي:** يعمل النموذج المدرب بكفاءة عالية بحيث تتم عملية تحديد الطفيليات (إذا وجدت) بسرعة فائقة والذي قد يحتاج لثواني فقط.

● **الحد من المخاطر:** نعلم ان عملية تشخيص داء الليشمانيات مهمة في الوقت المناسب لمعالجة أفضل إذ ان أي خطأ في التشخيص قد يساعد على تطور المرض وانتشاره ومن أجل ذلك فان النموذج المقدم يساعد كثيراً في تقليل نسبة الخطأ في التشخيص.

● **سهولة الاستخدام:** الطريقة الحالية (التقليدية) لتشخيص داء الليشمانيات تتطلب وجود مخبري لديه خبرة كبيرة لتحديد وجود الطفيلي من عدمه، لهذا فإن استعمال النموذج الخاص بنا يجعل أي مستخدم في الصحة يستطيع قراءة التشخيص بسهولة كبيرة ولا يتطلب منه تركيز كبير.


3. أهداف المشروع

عنوان المشروع: أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيا الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي

يتمثل في إنشاء وتوفير أداة تشخيصية جديدة أكثر فعالية ودقة لمستخدمي الصحة، تهدف إلى تأكيد التشخيص بسرعة وبدقة أكبر لتقليل معدل الأخطاء، وتحسين معدل كشف الطفيلي في الخلايا المصابة بالمرض بغض النظر عن مرحلة تطور المرض

4. جدول زمني لتحقيق المشروع:

الأسبوع

7	6	5	4	3	2	1			
					✓	✓	اعداد قواعد البيانات الأولية الخاصة بالصور المجهرية لداء الليشمانيا		1
				✓	✓		الشروع في عملية اختيار الصور النهائية مع الخبير البيولوجي		2
		✓	✓				تدريب الصور على عدة خوارزميات لتعلم الآلة		3
		✓					اختيار النموذج الملائم لطبيعة الصور النهائية		4
	✓						تدريب النموذج على الصور النهائية		5
✓							تجريب النموذج في المخبر		6

الأعمال

5. عرض القطاع السوقي:

✓ السوق المحتمل:

- مخابر التحاليل الطبية العمومية والخاصة
- مراكز البحث
- المؤسسات الجامعية

✓ السوق المستهدف (الشريحة): السوق المستهدف يمثل مجموعة مخابر التحاليل الطبية العمومية والخاصة عبر التراب الوطني، الجدول التالي يوضح عدد المخابر على المستوى الوطني:

عنوان المشروع: أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيا الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي

المخابر الطبية العمومية (مؤسسات الصحة الجوارية)	المخابر الطبية الخاصة (أطباء مختصين وصيديات)	
46	90	المسيلة
1706	5330	التراب الوطني
7172		المجموع

6. قياس شدة المنافسة:

المنافس المباشر:

- ✓ التشخيص التقليدي الذي يتم بالعين المجردة ويتميز بطول مدة التشخيص ومعرض للخطأ
- ✓ تحليل RT-PCR والذي يعتبر جد مكلف لتجهيزاته الباهظة الثمن

7. التكاليف والأعباء:

- ✓ شراء قواعد المعطيات الخاصة بالصور المجهرية
- ✓ تدريب النموذج في مراكز الحسابات العالية
- ✓ اقتناء أجهزة اعلام آلي عالية الخصائص
- ✓ تكاليف التسويق

8. رقم الاعمال:

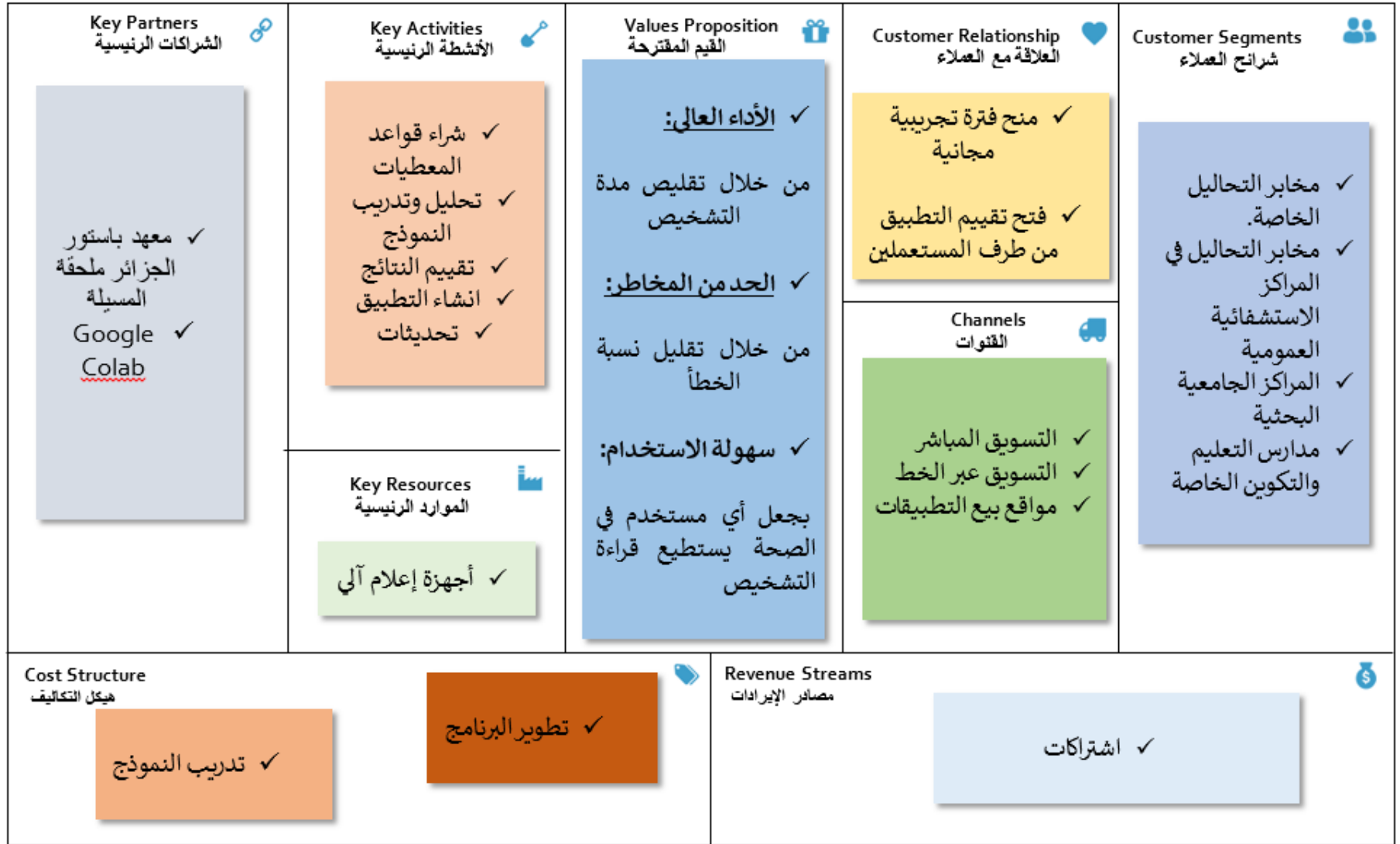
	REALISATION			PREVISION				
Produit A destiné Client	N-2	N-1	N	N+1	N+2	N+3	N+4	N+5
Quantité produit A			700,0	840,0	1008,0	1209,6	1451,5	1741,8
Prix HT produit A			40000,0	40000,0	40000,0	40000,0	40000,0	40000,0
Ventes produit A			700,0	840,0	1008,0	1209,6	1451,5	1741,8
CHIFFRE D'AFFAIRES GLOBAL	0	0	28000000,0	33600000,0	40320000,0	48384000,0	58060800,0	69672960,0

عنوان المشروع: أداة تشخيص جديدة لداء الليشمانيا الجلدية قائمة على الذكاء الاصطناعي

9. النموذج الاولي التجريبي

يتمثل النموذج الاولي التجريبي في مقطع الفيديو الذي يبين عملية التشخيص بالاعتماد على النموذج المدرب .

الملحق رقم 04: نموذج العمل التجاري



الرقم: 168 / الحاضنة/2024

شهادة توظيف / تحضين " مشروع مبتكر ضمن القرار 1275 "

أنا الممضي أسفله, السيد: زيد أيمن .

مدير حاضنة الأعمال : لجامعة المسيلة .

المقر الاجتماعي /العنوان :جامعة المسيلة القطب الجامعي شمال .

رقم علامة الحاضنة : 0804213017 .

تاريخ تسليم العلامة : 2021/04/12 .

اشهد أن الطالب / الطلبة التالية أسمائهم :

الاسم و اللقب	الطور الدراسي	التخصص	الكلية
بوناب سفيان	ماستر 02	إعلام آلي	الرياضيات و الإعلام الآلي

تحت إشراف الأستاذ/الأستاذة التالية أسمائهم :

الاسم و اللقب	الرتبة	التخصص	الكلية
قادري السعيد	استاذ محاضر (أ)	الذكاء الاصطناعي	الرياضيات و الإعلام الآلي

تم احتضانه على مستوى حاضنة الأعمال لجامعة المسيلة بمشروع تحت اسم :

Nouvel Outil de Diagnostic de la Leishmaniose Cutanée Basé sur l'intelligence Artificielle

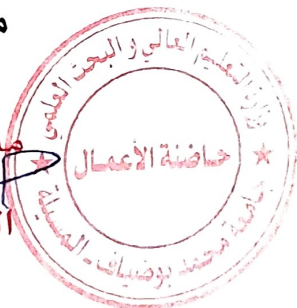
خلال السنة الجامعية 2024/2023 .

سلمت هذه الشهادة بطلب من المعني(ة) للإدلاء بها في حدود ما يسمح به القانون .

حرر في المسيلة بتاريخ: 2024/05/26

مدير الحاضنة

مدير حاضنة الأعمال
جامعة المسيلة
الدكتور: أيمن زيد



INSTITUT NATIONAL ALGERIEN
DE LA PROPRIETE INDUSTRIELLE

المعهد الوطني للبراءة للصناعة

REQUETE EN DELIVREANCE D'UN BREVET D'INVENTION

طلب منح براءة الاختراع

1 Nature de la demande de protection طبيعة الطلب Brevet d'invention Demande divisionnaire Certificat d'addition براءة الاختراع X طلب جزئي شهادة الإضافة Extension de la demande internationale PCT الإمتداد عبر طلب دولي		6 TITRE DE L'INVENTION عنوان الاختراع Nouvel Outil de Diagnostic de La Leishmaniose Cutanée Basé sur L'intelligence Artificiel		54
2 INFORMATION SUR LE DEPOSANT معلومات حول مقدم الطلب Dénomination: Université Mohamed Boudiaf M'sila إسم الشركة Forme juridique: EPCSCP الطبيعة القانونية Secteur d'activité: service قطاع النشاط التجاري Adresse: Pole universitaire, rue BBA, M'sila العنوان Wilaya: M'Sila :الولاية Commune: M :البلدية Téléphone: 0035133854 رقم الهاتف		7 DOMAINE TECHNIQUE DE L'INVENTION المجال التقني للاختراع 		71
3 CODE DU MANDATAIRE رمز الوكيل Nom du mandataire: /////////////// إسم الوكيل		8 DONNEES RELATIVES AU DEPOT بيانات الإيداع Date: 23 MAI 2024 تاريخ Heure: الوقت Numéro: 240448 رقم الإيداع		74
4 INFORMATIONS SUR L'INVENTEUR معلومات حول المخترع Nom et Prénom: Bounab الإسم واللقب Soufyane Nationalité: DZ_Algeria الجنسية Adresse: Pole universitaire, rue BBA, M'sila العنوان Fonction: Etudiant المهنة E-mail: cati@univ-msila.dz البريد الإلكتروني		9 DONNEES RELATIVES A LA DEMANDE INTERNATIONAL بيانات الطلب الدولي Date: الوقت Heure: الوقت Numéro: رقم		72
5 DONNEES RELATIVES A LA PRIORITE بيانات الأولوية Date: تاريخ Pays d'origine: /////////////// Numéro: /////////////// رقم الأولوية Pays d'origine: /////////////// البلد الأصلي		10 DECHEANCE إبطال La déchéance d'un brevet d'invention intervient en cas de non-acquittement, à la date anniversaire du dépôt, des taxes de maintien en vigueur, يسقط الحق على ملكية براءة الاختراع في حالة عدم تسديد الرسوم السنوية المستحقة		30

CADRE RÉSERVÉ À L'INAPI إطار خاص بالمعهد	
---	--

SIGNATURE (CACHE) ختم/ توقيع	
---------------------------------	--

4	INFORMATIONS SUR L'INVENTEUR 2	72
معلومات حول المخترع		
Nom et Prénom:	GADRI	
الإسم واللقب	Said	
Nationalité:	DZ	
الجنسية		
Adresse:	Pole universitaire, rue BBA, M'sila	
العنوان		
Fonction	Chercheur	
المهنة		
E-mail:	cati@univ-msila.dz	
البريد الإلكتروني		

4	INFORMATIONS SUR L'INVENTEUR 3	72
معلومات حول المخترع		
Nom et Prénom:	Benazi	
الإسم واللقب	Nabil	
Nationalité:	DZ	
الجنسية		
Adresse:	Pole universitaire, rue BBA, M'sila	
العنوان		
Fonction	Chercheur	
المهنة		
E-mail:	cati@univ-msila.dz	
البريد الإلكتروني		

4	INFORMATIONS SUR L'INVENTEUR 4	72
معلومات حول المخترع		
Nom et Prénom:	Zerouak	
الإسم واللقب	Farida	
Nationalité:	DZ	
الجنسية		
Adresse:	Pole universitaire, rue BBA, M'sila	
العنوان		
Fonction	Chercheur	
المهنة		
E-mail:	cati@univ-msila.dz	
البريد الإلكتروني		