

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة الدكتور الطاهر مولاي سعيـدة

Université Saida Dr Tahar Moulay –

Faculté de Sciences et Technologie



MEMOIRE

Mémoire de fin d'études présenté pour l'obtention du Diplôme de MASTER

En : Automatique

Spécialité : Automatique et systèmes

Par : BENSABROU ABDELJALIL Yazid et CHABANI Hadj

Sujet

Système intelligent de détection automatique du port de masque pour les zones hospitalieres sensibles

Soutenue publiquement en **17/06/2026** devant le jury composé de :

BENMAHDJOUR Mohammed Amin	MCA	Univ. Saida	Président
BOUANANE Mokhtar	MCB	Univ. Saida	Rapporteur
BENYAHIA Khaled	MCB	Univ. Saida	Examineur

Année universitaire 2025/2026



REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier tout premièrement dieu le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience, qu'il nous a donné durant toutes ces longues années.

Ainsi, nous tenons également à exprimer nos vifs remerciements à notre encadreur Dr.Mohammed Amin BENMAHDJOUR

pour avoir d'abord proposée ce thème,

Nous tenons à remercier vivement toutes personnes qui nous ont aidé à élaborer et réaliser ce mémoire, ainsi à tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin à accomplir ce travail.

Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants et le chef de département qui a contribué à notre formation par ailleurs, Nos remerciements à tous les membres du jury qui ont accepté de juger notre travail.

En fin, nous tenons à exprimer notre reconnaissance à tous nos amis et collègues pour le soutien moral.

Dédicaces

***A mes très chers parents et
ma grande famille.***

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers frères et mes sœurs.

A tous mes amis.

A tous ceux qui m'aiment et que j'aime.

CHABANI Hadj



Dédicaces

***Ce travail est dédié particulièrement à
mes parents qui m'ont soutenu tout au long
de ma vie scolaire et universitaire.***

A mes très chers frères et mes très chères sœurs.

A mes oncles et mes tantes.

A tous mes amis.

***A tous ceux qui m'ont aidé de près ou loin pour
la réalisation de ce modeste travail.***

***A tous mes camarades de la promotion Master II
et tous les autres sans exception.***

BENSABROU Abdeldjalil

Table des matières

Remerciement	
Dédicace -1	
Dédicace -2	
Table des matières.....	i
Introduction générale.....	1

Chapitre I : Port du masque dans les zones hospitalières sensibles

I.1. Introduction	4
I.2. Le masque comme moyen de protection.....	4
I.3. Développement et utilisation du masque en milieu hospitalier.....	5
I.4. Masques et demi-masques (jetables ou réutilisables).....	5
I.5. Types de masques utilisés en milieu hospitalier	6
I.5.1. Masques chirurgicaux	6
I.5.2. Masques de protection respiratoire (FFP)	6
I.5.3. Masques en tissu.....	7
I.5.4. Masques specializes	8
I.6. Règles de port du masque en milieu hospitalier.....	8
I.7. Normes et exigences en milieu hospitalier.....	9
I.8. Problèmes liés au port du masque en milieu hospitalier	10
Figure I.6. Problèmes liés au port du masque en milieu hospitalier.....	10
I.9. Limites des méthodes de surveillance traditionnelles	10
I.10. Introduction aux systèmes intelligents de détection.....	11
I.11. Principe des systèmes de détection du port du masque.....	12
I.12. Applications des systèmes de détection en milieu hospitalier.....	12
I.13. Avantages des systèmes intelligents	13
I.14. Limites et défis des systèmes de détection.....	13
I.15. Conclusion.....	13

Chapitre II : Vision par Ordinateur Appliquée à la Santé et Détection Automatique d'Équipements de Protection Individuelle

II.1.	Introduction	15
II.2.	Fondements Théoriques de la Vision par Ordinateur Appliquée à la Santé.....	15
II.2.1.	Traitement Numérique des Images en Milieu Médical	15
II.2.2.	Évolution Historique des Algorithmes de Vision.....	16
II.2.3.	L'Avènement du Deep Learning et des Réseaux Convolutifs (CNN).....	17
II.3.	Analyse Comparative des Modèles de Détection d'Objets en Temps Réel.....	18
II.3.1.	Modèles à Deux Étapes (Two-Stage Detectors) : R-CNN, Faster R-CNN	18
II.3.2.	Modèles à Une Étape (One-Stage Detectors) : YOLO, SSD, RetinaNet	18
II.3.3.	Analyse Comparative Quantitative des Modèles Récents.....	19
II.4.	État de l'Art de la Détection d'Équipements de Protection Individuelle (EPI).....	20
II.4.1.	Travaux Relatifs à la Détection Globalisée des EPI.....	20
II.4.2.	Systèmes Spécifiques de Détection de Masques Faciaux	21
II.4.3.	Défis Liés à l'Anatomie Faciale et au Positionnement Incorrect.....	22
II.5.	Synthèse des Limites de la Littérature et Positionnement du Projet	23
II.6.	Conclusion.....	23

Chapitre III : Approche Méthodologique et Architecture du Système Intelligent

.....	25
III.1. Introduction	26
III.2. Architecture Générale du Système Intelligent.....	26
III.3. Approche Méthodologique.....	27
III.4. Acquisition et Prétraitement des Images	28
.....	29
III.5. Segmentation et Extraction des Caractéristiques	29
III.6. Classification Intelligente Basée sur les Réseaux de Neurones Convolutifs.....	29
III.7. Implémentation du Système sur Raspberry Pi	30
III.8. Évaluation des Performances du Système.....	30

III.9. Conclusion.....	31
------------------------	----

Chapitre IV : Implémentation technique, environnement de développement du système intelligent de détection du port de masque

IV.1. Introduction	26
IV.2. Architecture générale du système propose	26
IV.3. Environnement materiel	27
IV.3.1. Carte Raspberry Pi	27
IV.3.2. Caméra de surveillance	28
IV.3.3. Système d'alimentation.....	29
IV.4. Environnement logiciel	29
IV.4.1. Langage Python.....	29
IV.4.2. OpenCV.....	30
IV.4.3. YOLOv8.....	30
IV.5. Préparation du jeu de données.....	30
IV.6. Déploiement du système sur Raspberry Pi.....	31
IV.7. Analyse des résultats	31
IV.8. Conclusion:	37
Conclusion générale:	38
Bibliographie.....	40

Introduction générale

Le milieu hospitalier constitue un écosystème complexe où la gestion des risques infectieux est une priorité absolue. Au sein de cet environnement, les zones sensibles telles que les blocs opératoires, les services de réanimation, les unités de néonatalogie et les chambres d'isolement pour patients immunodéprimés requièrent une vigilance de chaque instant. Dans ces espaces critiques, la transmission d'agents pathogènes aéroportés comme les virus, les bactéries ou les champignons représente une menace vitale pour des patients déjà particulièrement vulnérables. Historiquement, les protocoles d'hygiène stricts, incluant le lavage des mains et le port d'équipements de protection individuelle, ont prouvé leur efficacité. Parmi ces équipements, le masque de protection chirurgical ou FFP2 demeure la barrière physique la plus simple et la plus efficace pour contenir la projection de gouttelettes et filtrer l'air. Cependant, l'efficacité de cette protection repose entièrement sur la discipline humaine, et les oublis, la fatigue du personnel soignant, la précipitation en situation d'urgence ou le non-respect des consignes par les visiteurs extérieurs sont autant de facteurs de risque qui affaiblissent la sécurité sanitaire globale de l'établissement.

Face à ces comportements à risque, les méthodes de surveillance traditionnelles montrent rapidement leurs limites. Confier le contrôle du port du masque à du personnel humain, comme des agents de sécurité ou des cadres de santé, s'avère non seulement coûteux, mais aussi inefficace à grande échelle. Une telle surveillance ne peut être continue sur vingt-quatre heures, elle mobilise des ressources médicales qui devraient se concentrer sur le soin, et elle reste sujette à l'erreur humaine ou à la lassitude. Par ailleurs, l'avènement des technologies de l'information et de la communication a ouvert la voie à l'automatisation de la surveillance à travers la convergence de la vision par ordinateur et de l'intelligence artificielle, notamment par l'apprentissage profond (Deep Learning). La problématique centrale de ce travail consiste donc à concevoir et déployer un système technologique autonome, fiable et en temps réel, capable de détecter le non-port ou le port incorrect du masque à l'entrée et au sein des zones hospitalières sensibles, tout en s'intégrant harmonieusement dans l'infrastructure existante et en respectant l'éthique médicale.

La résolution de cette problématique soulève plusieurs défis techniques majeurs qui conditionnent la réussite du projet. Le premier défi réside dans la précision de la détection, car le système doit être capable de différencier un masque correctement positionné d'un masque porté de manière négligente, par exemple sous le nez ou sur le menton. Le deuxième défi concerne la performance en temps réel, puisque le traitement des flux vidéo doit être instantané afin de pouvoir déclencher une alerte avant même que l'intrusion dans la zone sensible ne se produise. Enfin, l'algorithme doit faire preuve d'une grande robustesse face à la variabilité des conditions réelles, qu'il s'agisse des changements de

luminosité au fil de la journée, des angles de vue des caméras de surveillance ou de la diversité morphologique et vestimentaire des individus.

Pour répondre à ces enjeux, l'objectif principal de ce projet est de développer un Système Intelligent de Détection Automatique du Port de Masque dédié aux zones hospitalières sensibles. Notre démarche s'articule d'abord autour de la collecte et du prétraitement des données afin de constituer un jeu d'images enrichi représentant des personnes avec, sans, ou avec un masque mal positionné. Ensuite, il s'agit de concevoir et d'entraîner une architecture basée sur des réseaux de neurones convolutifs, comme les modèles de la famille YOLO ou MobileNet, reconnus pour leur excellent compromis entre précision et rapidité de calcul. Ce modèle est couplé à un module d'alerte capable de déclencher des notifications visuelles ou sonores instantanées en cas d'infraction. Enfin, une attention particulière est accordée au respect de la confidentialité des données personnelles en privilégiant un traitement local sans stockage systématique des visages, conformément aux réglementations éthiques et juridiques en vigueur.

Pour présenter de manière claire et rigoureuse le fruit de nos recherches, ce document est structuré en plusieurs chapitres bien définis. Le premier chapitre est consacré à un état de l'art approfondi qui passe en revue les technologies de vision par ordinateur appliquées à la santé ainsi que les travaux existants sur la détection d'équipements de protection. Le deuxième chapitre détaille notre approche méthodologique en présentant l'architecture globale du système intelligent, le choix du modèle de Deep Learning retenu et la description du jeu de données. Le troisième chapitre met en lumière l'implémentation technique, l'environnement de développement matériel et logiciel, ainsi que les phases concrètes de test et d'entraînement. Enfin, le quatrième chapitre présente une analyse critique des résultats obtenus, évalue les performances du système à travers ses métriques de précision et de rappel, et ouvre des perspectives d'amélioration pour un déploiement à grande échelle en milieu hospitalier.

Port du masque dans les zones hospitalières
sensibles

I.1. Introduction

Au cours des dernières années, les systèmes de surveillance intelligents ont connu une évolution rapide grâce aux avancées en vision par ordinateur et en intelligence artificielle. Ces technologies sont aujourd'hui largement utilisées dans différents domaines, notamment dans le secteur médical, où la sécurité et la prévention des infections constituent des priorités majeures.

Les établissements hospitaliers représentent des environnements particulièrement sensibles, caractérisés par une forte densité de patients, de personnel médical et d'équipements. Dans ces conditions, le risque de propagation des micro-organismes est élevé, ce qui nécessite la mise en place de mesures strictes de prévention.

Parmi ces mesures, le port du masque occupe une place centrale. Il constitue une barrière essentielle contre la transmission des agents pathogènes, notamment dans les zones critiques telles que les blocs opératoires, les services de réanimation et les unités de soins intensifs.

Cependant, malgré son importance, le respect du port du masque reste problématique dans certains cas, en raison du manque de surveillance continue ou de comportements inadéquats. Cela a conduit les chercheurs à développer des solutions technologiques capables d'automatiser le contrôle du port du masque.

Dans ce contexte, ce chapitre présente une étude détaillée du masque en tant que dispositif de protection, son évolution, ses différents types, ainsi que les défis liés à son utilisation en milieu hospitalier.

I.2. Le masque comme moyen de protection

Le masque est un équipement de protection individuelle conçu pour limiter la propagation des particules respiratoires contenant des micro-organismes. Il agit comme une barrière physique entre le système respiratoire du porteur et l'environnement extérieur.

Dans le domaine médical, le masque joue un rôle fondamental dans la prévention des infections. Il est utilisé pour protéger à la fois le personnel de santé et les patients contre les agents pathogènes présents dans l'air ou transmis par contact indirect.

Le principe de fonctionnement du masque repose sur la filtration des particules en suspension dans l'air. Selon le type de masque, cette filtration peut être plus ou moins efficace, permettant ainsi de s'adapter aux différents niveaux de risque.

Dans les zones hospitalières sensibles, l'utilisation du masque est indispensable pour maintenir un environnement stérile et réduire le risque de contamination croisée. En effet, même une simple interaction entre un patient et un professionnel de santé peut être à l'origine d'une transmission d'agents infectieux si les mesures de protection ne sont pas respectées.

Ainsi, le masque constitue l'un des éléments clés des protocoles d'hygiène hospitalière.

I.3. Développement et utilisation du masque en milieu hospitalier

L'utilisation du masque en milieu hospitalier a connu une évolution importante au fil du temps, en réponse aux besoins croissants en matière de prévention des infections et de protection des patients ainsi que du personnel médical.

Au départ, le masque était principalement utilisé dans les blocs opératoires afin de maintenir un environnement stérile et d'éviter la contamination des plaies chirurgicales. Progressivement, son usage s'est étendu à d'autres services hospitaliers, notamment les unités de soins intensifs, les services de réanimation et les zones à haut risque.

Avec les avancées technologiques, les masques ont été améliorés en termes de matériaux et de capacité de filtration, permettant ainsi une meilleure protection contre les particules et les agents pathogènes. De plus, leur conception a évolué pour offrir un meilleur confort et une adaptation aux différentes conditions de travail en milieu hospitalier.

Aujourd'hui, le port du masque est considéré comme une pratique essentielle dans les protocoles d'hygiène hospitalière. Il est utilisé de manière systématique dans les zones sensibles afin de limiter les risques de contamination et de garantir la sécurité des patients et du personnel médical.

I.4. Masques et demi-masques (jetables ou réutilisables)

Les masques utilisés dans le domaine médical peuvent être classés en deux grandes catégories : les masques jetables et les masques réutilisables. Cette classification dépend principalement de la durée d'utilisation, du niveau de protection offert et des conditions d'utilisation.

Les masques jetables sont conçus pour un usage unique. Ils sont généralement utilisés dans les environnements hospitaliers sensibles, où les exigences d'hygiène sont très strictes. Après une durée d'utilisation limitée, ces masques doivent être éliminés afin d'éviter tout risque de contamination.

En revanche, les masques réutilisables sont fabriqués à partir de matériaux lavables, ce qui permet leur utilisation sur une plus longue période. Cependant, leur efficacité dépend fortement de la qualité du tissu et des conditions de lavage.

Dans les zones hospitalières sensibles, les masques jetables sont privilégiés en raison de leur efficacité et de leur conformité aux normes médicales.

I.5. Types de masques utilisés en milieu hospitalier

Il existe plusieurs types de masques, chacun étant adapté à un niveau de risque spécifique et à un usage particulier. Le choix du masque dépend des conditions de travail, du niveau d'exposition et des exigences de protection.

I.5.1. Masques chirurgicaux

Le masque chirurgical est l'un des masques les plus utilisés dans les établissements de santé. Il est conçu pour limiter la projection de gouttelettes émises par le porteur, notamment lors de la respiration, de la parole ou de la toux.

Ce type de masque est principalement utilisé dans les blocs opératoires et lors des soins médicaux standards. Il contribue à maintenir un environnement propre et à protéger les patients contre les infections.

Le masque chirurgical est généralement composé de plusieurs couches filtrantes, permettant de retenir une grande partie des particules. Toutefois, il ne protège pas totalement contre l'inhalation des particules fines.



Figure I.1. Masques chirurgicaux

I.5.2. Masques de protection respiratoire (FFP)

Les masques de type FFP (Filtering Facepiece) offrent un niveau de protection plus élevé que les masques chirurgicaux. Ils sont conçus pour protéger le porteur contre l'inhalation de particules en suspension dans l'air.

Ces masques sont classés en trois catégories :

FFP1 : protection faible, utilisé principalement contre les poussières

FFP2 : protection intermédiaire, utilisé dans les environnements à risque modéré

FFP3 : protection élevée, utilisé dans les environnements à haut risque

Dans les zones hospitalières sensibles, notamment en réanimation ou lors de procédures à risque, les masques FFP sont fortement recommandés.



Figure I.2. Masques de protection respiratoire (FFP)

I.5.3. Masques en tissu

Les masques en tissu sont des masques réutilisables conçus pour un usage prolongé. Ils sont généralement fabriqués à partir de coton ou de matériaux similaires.

Cependant, leur niveau de protection est inférieur à celui des masques médicaux. Leur efficacité dépend de plusieurs facteurs, tels que :

- Le type de tissu utilisé
- Le nombre de couches
- Les conditions de lavage

Dans les zones hospitalières sensibles, leur utilisation est limitée en raison de leur capacité de filtration moins élevée.



Figure I.3. Masques en tissu

I.5.4. Masques specializes

Il existe également des masques spécifiques destinés à des usages particuliers, tels que :

- Masques à gaz : utilisés pour la protection contre les substances toxiques
- Masques à oxygène : utilisés pour fournir de l'oxygène aux patients

Ces masques ne sont pas directement liés à la prévention des infections, mais ils jouent un rôle important dans certains contextes médicaux spécifiques.



Figure I.4. Masques à gaz et masques à oxygène

I.6. Règles de port du masque en milieu hospitalier

Pour garantir l'efficacité du masque, il est essentiel de respecter certaines règles lors de son utilisation.

Le masque doit être correctement positionné de manière à couvrir entièrement le nez et la bouche. Il doit être bien ajusté au visage afin d'éviter les fuites d'air.

Il est également important de ne pas toucher le masque pendant son utilisation, car cela peut entraîner une contamination des mains et des surfaces environnantes.

De plus, le masque doit être remplacé régulièrement, notamment lorsqu'il devient humide ou après une durée d'utilisation prolongée.

Le non-respect de ces règles peut réduire considérablement l'efficacité du masque et augmenter le risque de contamination.

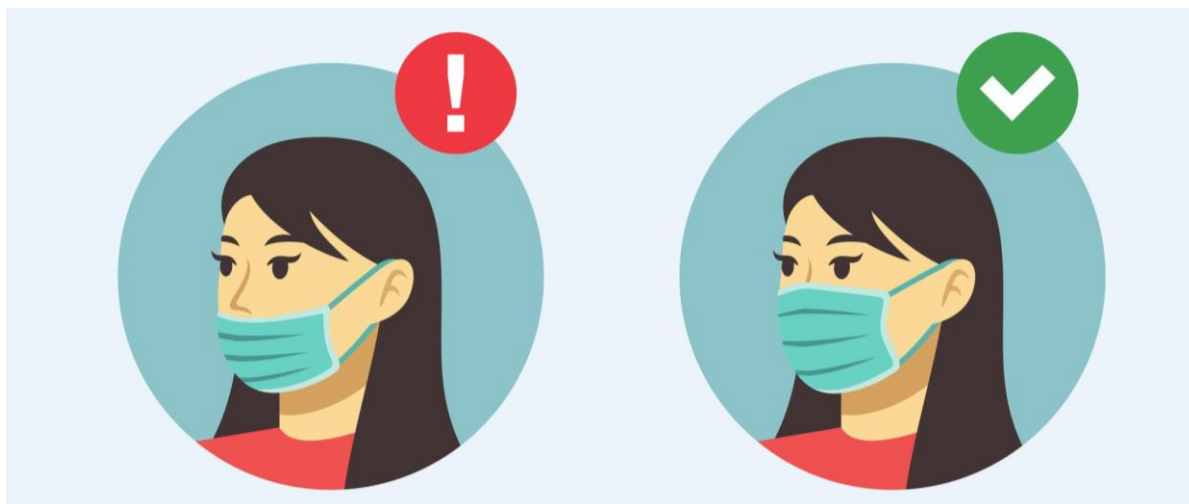


Figure I.5. Règles de port du masque en milieu hospitalier

I.7. Normes et exigences en milieu hospitalier

Les masques utilisés en milieu hospitalier doivent répondre à des normes strictes afin de garantir leur efficacité.

Ces normes concernent notamment :

- Le niveau de filtration
- La résistance aux projections
- La qualité des matériaux

Les masques médicaux doivent être conformes aux réglementations en vigueur afin d'assurer une-protection optimale.

Dans les zones sensibles, seuls les masques certifiés sont autorisés, ce qui permet de maintenir un niveau élevé de sécurité.

I.8. Problèmes liés au port du masque en milieu hospitalier

Malgré l'importance du masque en tant que moyen de protection essentiel, plusieurs difficultés persistent dans le respect de son utilisation en milieu hospitalier. Ces difficultés sont principalement liées aux comportements humains et aux contraintes opérationnelles.

Dans les zones hospitalières sensibles, le non-respect du port du masque peut se manifester sous différentes formes :

- Absence totale de masque
- Port incorrect (nez non couvert, masque mal ajusté)
- Utilisation prolongée d'un masque usagé
- Manipulation fréquente du masque

Ces pratiques réduisent considérablement l'efficacité du masque et augmentent le risque de contamination.

De plus, la présence d'un grand nombre de personnes dans les établissements hospitaliers rend le contrôle manuel difficile, voire impossible dans certaines situations. Le personnel chargé de la surveillance ne peut pas assurer un suivi continu et exhaustif, ce qui crée des failles dans le respect des protocoles d'hygiène.



Figure I.6. Problèmes liés au port du masque en milieu hospitalier

I.9. Limites des méthodes de surveillance traditionnelles

Les méthodes classiques de surveillance reposent généralement sur l'intervention humaine, ce qui présente plusieurs limites.

Tout d'abord, ces méthodes nécessitent une présence permanente du personnel, ce qui n'est pas toujours possible dans les environnements hospitaliers où les ressources humaines sont limitées.

Ensuite, la surveillance manuelle est sujette à des erreurs, notamment en raison de la fatigue, de l'inattention ou de la charge de travail élevée.

De plus, ces méthodes ne permettent pas une détection en temps réel des infractions, ce qui réduit leur efficacité dans la prévention des risques.

Enfin, l'absence d'un système d'enregistrement rend difficile l'analyse des comportements et l'amélioration des procédures de sécurité.

I.10. Introduction aux systèmes intelligents de détection

Face aux limites des méthodes traditionnelles, les systèmes intelligents de détection ont émergé comme une solution efficace pour assurer une surveillance automatisée.

Ces systèmes reposent sur des technologies avancées telles que :

- La vision par ordinateur
- L'intelligence artificielle
- L'apprentissage automatique

Ils permettent d'analyser les images ou les vidéos en temps réel afin de détecter automatiquement la présence ou l'absence du masque.

Grâce à ces technologies, il est possible de mettre en place des systèmes capables de surveiller en continu les zones hospitalières sensibles sans intervention humaine directe.

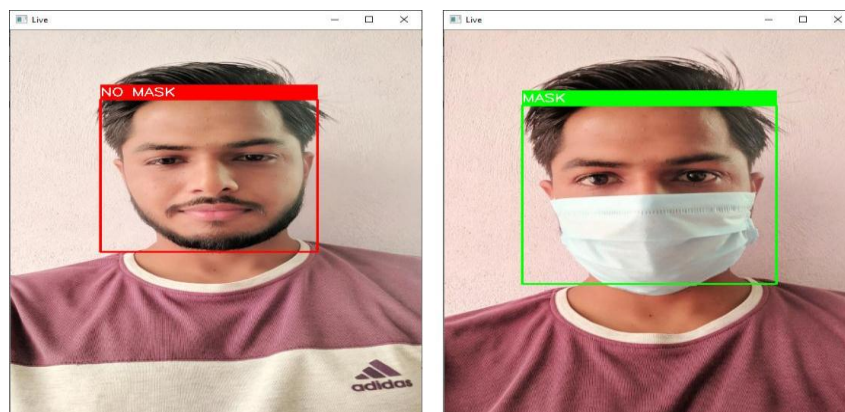


Figure I.7. Systèmes intelligents de détection

I.11. Principe des systèmes de détection du port du masque

Les systèmes de détection du port du masque fonctionnent généralement selon plusieurs étapes :

- Capture d'image ou de vidéo à l'aide de caméras
- Détection du visage dans l'image
- Analyse du visage pour déterminer la présence du masque
- Classification (avec masque, sans masque, masque incorrect)
- Génération d'alertes en cas de non-conformité

Ce processus est réalisé automatiquement et permet une réponse rapide en cas de détection d'une anomalie.

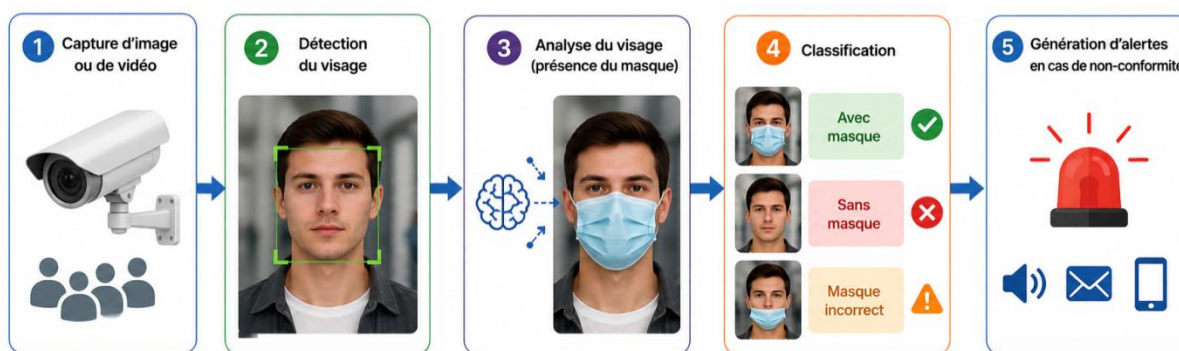


Figure I.8. Principe des systèmes de détection du port du masque

I.12. Applications des systèmes de détection en milieu hospitalier

L'intégration de systèmes intelligents de détection du port du masque dans les hôpitaux offre plusieurs avantages.

Ces systèmes peuvent être utilisés pour :

- Surveiller les entrées des services sensibles
- Contrôler le respect des règles dans les blocs opératoires
- Assurer la sécurité dans les unités de soins intensifs
- Générer des alertes en temps réel

Ils contribuent ainsi à améliorer la qualité des soins et à renforcer la sécurité sanitaire.

I.13. Avantages des systèmes intelligents

L'utilisation de systèmes automatisés présente plusieurs avantages :

- Surveillance continue 24h/24
- Réduction des erreurs humaines
- Détection en temps réel
- Possibilité d'analyse et de stockage des données
- Amélioration du respect des protocoles

Ces avantages font des systèmes intelligents une solution idéale pour les environnements hospitaliers sensibles.

I.14. Limites et défis des systèmes de détection

Malgré leurs nombreux avantages, ces systèmes présentent également :

- Sensibilité aux conditions d'éclairage
- Difficulté de détection dans les foules
- Variabilité des positions du masque
- Besoin de puissance de calcul élevée
- Problèmes liés à la confidentialité des données

Ces limitations doivent être prises en compte lors de la conception du système.

I.15. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le rôle du masque dans le milieu hospitalier, ses différents types, ainsi que les règles de son utilisation.

Nous avons également mis en évidence les limites du contrôle manuel du respect du port du masque, ce qui justifie le recours à des systèmes automatisés de détection, qui feront l'objet des chapitres suivants.

Vision par Ordinateur Appliquée à la Santé et Détection Automatique d'Équipements de Protection Individuelle

II.1. Introduction

Ce premier chapitre est entièrement consacré à l'établissement d'un état de l'art approfondi, analytique et critique des concepts scientifiques et des architectures technologiques qui sous-tendent notre projet. L'intégration d'un système automatisé de surveillance au sein d'une infrastructure hospitalière requiert une compréhension parfaite des technologies existantes en vision par ordinateur (Computer Vision) et en apprentissage profond (Deep Learning). Dans le domaine médical, l'erreur n'est pas une option. La détection du port de masque chirurgical ou FFP2 dans les zones de haute sensibilité — telles que les blocs opératoires, les salles de réanimation et les services de néonatalogie — repose sur des contraintes technologiques sévères : réactivité en temps réel, robustesse face aux variations anthropométriques et capacité à fonctionner de manière autonome sans intervention humaine constante.

Au cours de ce chapitre, nous explorerons d'abord l'évolution de la vision par ordinateur, en montrant comment les techniques traditionnelles de traitement d'images ont progressivement cédé la place à des approches basées sur l'apprentissage automatique, puis sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Nous dresserons ensuite un panorama exhaustif des modèles de détection d'objets, en séparant rigoureusement les approches en deux étapes (Two-Stage) des approches en une seule étape (One-Stage). Cette distinction sera formalisée par une analyse comparative quantitative et qualitative, mettant en balance la précision géométrique des prédictions et la rapidité algorithmique mesurée en images par seconde (FPS).

Enfin, nous focaliserons notre attention sur la littérature scientifique spécifique à la détection d'équipements de protection individuelle (EPI). Nous analyserons les forces et les faiblesses des solutions actuelles de détection de masques, en mettant un accent particulier sur un défi souvent survolé ou mal résolu : la distinction fine entre une absence totale de masque, un port correct couvrant intégralement les voies respiratoires, et un port incorrect (masque sous le nez, sous le menton ou suspendu à une oreille). L'identification précise de ces anomalies constitue le cœur de notre contribution technologique.

II.2. Fondements Théoriques de la Vision par Ordinateur Appliquée à la Santé

II.2.1. Traitement Numérique des Images en Milieu Médical

La vision par ordinateur appliquée à la santé ne se limite pas à l'analyse de flux vidéo de surveillance ; elle puise ses origines et ses standards de performance dans le traitement d'images médicales (radiographies, IRM, scanners). Une image numérique est une représentation matricielle discrète d'une scène physique, codée sous forme de pixels dont l'intensité varie selon la profondeur d'échantillonnage (généralement 8 bits pour les canaux standards RGB, offrant 256 niveaux de gris

ou de couleurs par canal). Dans un contexte hospitalier, la qualité du signal initial est fortement bruitée par des facteurs environnementaux : éclairages néons fluctuants, reflets sur les surfaces stériles en acier inoxydable, mouvements rapides du personnel en situation d'urgence, ou encore occultations partielles dues à la manipulation d'appareils de soin.

Les méthodes fondamentales de traitement numérique d'images visent à nettoyer ce signal avant toute tentative d'interprétation algorithmique. Parmi ces opérations, nous distinguons l'égalisation d'histogramme, qui permet de redistribuer les intensités lumineuses pour maximiser le contraste global de l'image, et l'application de filtres de lissage (comme le filtre Gaussien ou le filtre médian) essentiels pour éliminer le bruit haute fréquence (bruit de type poivre et sel généré par les capteurs de caméras à bas coût). L'extraction de caractéristiques primitives, telle que la détection de contours via les opérateurs de Sobel, Prewitt ou Canny, a longtemps constitué la première brique de l'analyse spatiale, permettant d'identifier les limites géométriques des structures observées.

II.2.2. Évolution Historique des Algorithmes de Vision

Avant l'hégémonie des réseaux de neurones profonds, la vision par ordinateur reposait sur des approches dites 'artisanales' où les caractéristiques visuelles étaient définies manuellement par des experts du domaine. Ces descripteurs manuels visaient à capturer des invariants géométriques ou texturaux dans l'image. Parmi les algorithmes les plus célèbres, le descripteur SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) et l'algorithme SURF (Speeded-Up Robust Features) ont révolutionné l'appariement d'images en extrayant des points d'intérêt invariants à l'échelle, à la rotation et aux changements d'illumination. De même, les histogrammes de gradients orientés (HOG) ont constitué la base de la détection de formes humaines pendant plus d'une décennie, en modélisant la distribution des directions de gradients de lumière dans des régions locales de l'image.

L'une des contributions les plus marquantes pour la détection faciale en temps réel fut l'algorithme de Viola et Jones, introduit en 2001. Reposant sur l'utilisation de caractéristiques de type Haar (pseudo-ondes calculant la différence d'intensité entre des rectangles adjacents), sur le concept d'image intégrale pour un calcul en temps constant, et sur un classifieur Boosting en cascade (AdaBoost), ce système a permis la première détection de visages embarquée sur des processeurs à faible puissance de calcul. Cependant, toutes ces techniques traditionnelles souffrent d'un défaut majeur : leur incapacité à se généraliser. Un descripteur HOG ou une cascade de Haar entraînée pour des visages nus perd une immense partie de son efficacité lorsque le visage est partiellement occulté, modifié par des lunettes de protection, ou masqué par un tissu chirurgical. Le manque de flexibilité face à la variabilité intra-classe a freiné le déploiement de ces systèmes en milieu hospitalier critique.

II.2.3.L'Avènement du Deep Learning et des Réseaux Convolutifs (CNN)

L'année 2012 marque une rupture épistémologique majeure dans l'histoire de la vision par ordinateur avec le succès fulgurant du réseau AlexNet lors de la compétition ImageNet. Ce succès a validé l'efficacité des réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks - CNN) pour l'apprentissage automatique de représentations hiérarchiques. Contrairement aux approches traditionnelles, un CNN n'exige pas que l'humain définisse les caractéristiques à chercher dans l'image. Le réseau apprend de lui-même, par rétropropagation du gradient, à extraire des primitives de plus en plus complexes au fur et à mesure que l'on s'enfonce dans ses couches.

Les premières couches d'un CNN, appelées couches de convolution, appliquent des filtres matriciels locaux qui capturent des structures élémentaires comme des bords, des coins et des textures simples. Les couches intermédiaires combinent ces bords pour identifier des formes géométriques (cercles, rectangles, contrastes spécifiques). Enfin, les couches profondes synthétisent ces formes pour reconnaître des concepts sémantiques complets, tels qu'un nez, une bouche, un œil ou les contours spécifiques d'un masque de protection. Ce processus d'abstraction est rendu possible par des opérations de sous-échantillonnage (Pooling, comme le Max-Pooling) qui réduisent la dimensionnalité spatiale des cartes de caractéristiques tout en assurant une invariance par translation locale.

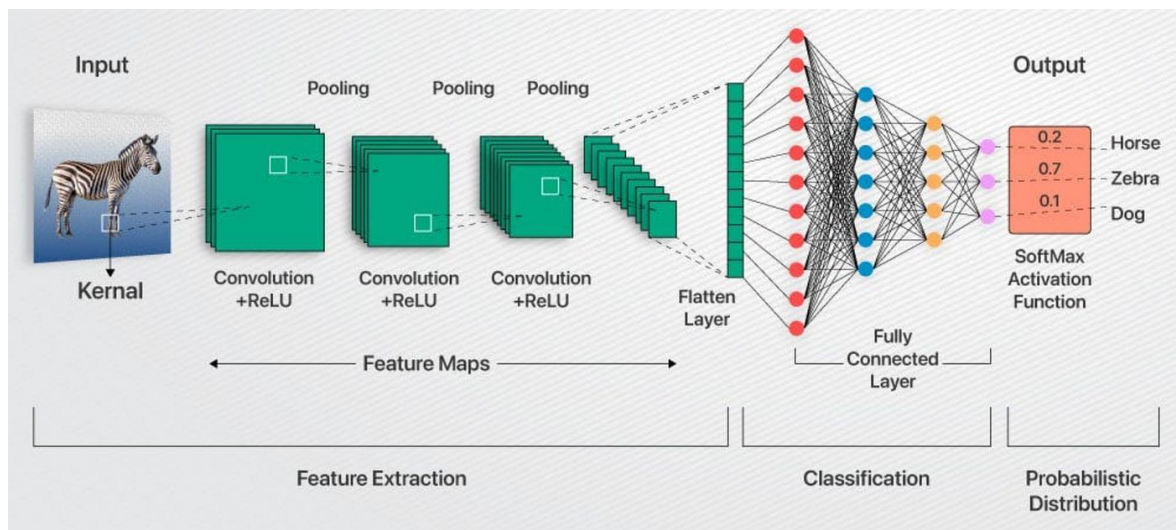


Figure II.1. Architecture hiérarchique d'un CNN — Extraction automatique des primitives spatiales

L'application de ces réseaux profonds au contexte hospitalier offre une robustesse sans précédent. Un CNN bien entraîné est capable de reconnaître un visage masqué même si l'orientation de la tête change, si l'éclairage de la pièce varie brutalement ou si le sujet se déplace rapidement. La capacité de généralisation des CNN, combinée à la puissance de calcul moderne des processeurs graphiques

(GPU), positionne l'apprentissage profond comme la brique technologique incontournable pour résoudre notre problématique de détection automatique du port de masque.

II.3. Analyse Comparative des Modèles de Détection d'Objets en Temps Réel

II.3.1. Modèles à Deux Étapes (Two-Stage Detectors) : R-CNN, Faster R-CNN

La détection d'objets ne se limite pas à la classification d'une image globale ; elle doit localiser précisément un ou plusieurs objets en déterminant les coordonnées de boîtes de délimitation (Bounding Boxes) et leur attribuer une étiquette de classe. Les pionniers de cette discipline sont les modèles d'architecture à deux étapes (Two-Stage Detectors). Le modèle fondateur, R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network), introduit une approche en deux temps distincts : d'abord, un algorithme de recherche sélective (Selective Search) isole environ 2000 régions potentielles (Region Proposals) suspectées de contenir un objet ; ensuite, chacune de ces régions est recadrée, passée indépendamment dans un CNN pour extraire ses caractéristiques, puis classifiée par des machines à vecteurs de support (SVM).

Cette architecture initiale souffrait d'une lenteur prohibitive, le traitement d'une seule image prenant plusieurs dizaines de secondes. Pour y remédier, les évolutions Fast R-CNN puis Faster R-CNN ont profondément optimisé la chaîne de calcul. Faster R-CNN a éliminé la recherche sélective externe en introduisant un réseau interne de proposition de régions appelé RPN (Region Proposal Network). Le RPN partage les cartes de caractéristiques de convolution avec le réseau de classification final, ce qui permet de générer des propositions de boîtes de délimitation de manière presque gratuite en termes de coût informatique. Malgré ces innovations majeures, les architectures Two-Stage restent structurellement lourdes. Leur mécanisme séquentiel garantit une excellente précision de localisation géométrique (particulièrement pour les objets de petite taille ou densément regroupés), mais limite leur débit temporel, oscillant généralement entre 5 et 15 images par seconde (FPS) sur du matériel standard. Ce débit s'avère insuffisant pour une surveillance vidéo hospitalière fluide et en temps réel, où le moindre retard de détection compromet l'interception d'un individu.

II.3.2. Modèles à Une Étape (One-Stage Detectors) : YOLO, SSD, RetinaNet

Pour surmonter les limites de vitesse des détecteurs à deux étapes, une nouvelle paradigme a émergé : les détecteurs à une seule étape (One-Stage Detectors). Ces modèles formulent le problème de la détection d'objets non plus comme une recherche séquentielle de régions, mais comme un unique problème de régression statistique globale. L'image entière est passée à travers le réseau en une seule fois, et le modèle prédit directement, en sortie de ses couches terminales, les coordonnées de toutes les boîtes de délimitation ainsi que les probabilités de classes associées.

L'expression la plus célèbre de cette philosophie est la famille de modèles YOLO (You Only Look Once), initiée par Joseph Redmon en 2015.

L'architecture YOLO divise l'image d'entrée en une grille de cellules $S \times S$. Si le centre d'un objet tombe dans une cellule, cette cellule est responsable de la détection de cet objet. Chaque cellule prédit un ensemble de boîtes de délimitation et un score de confiance pour chacune d'elles. Parallèlement, le modèle SSD (Single Shot MultiBox Detector) améliore la détection multi-échelle en prédisant des boîtes d'ancrage (Anchor Boxes) sur plusieurs cartes de caractéristiques de résolutions différentes, permettant de capturer aussi bien de très grands objets dans les couches profondes que de petits objets dans les couches initiales. RetinaNet, quant à lui, a résolu le problème crucial du déséquilibre des classes entre l'arrière-plan et les objets réels en introduisant une fonction de perte innovante appelée Focal Loss, qui atténue le poids des exemples faciles à classer pour forcer le réseau à se concentrer sur les cas ambigus.

Au fil des années, la famille YOLO a connu des évolutions spectaculaires (YOLOv3 avec des pyramides de caractéristiques, YOLOv4 avec des optimisations de type bag-of-freebies, YOLOv5 pour son intégration native en PyTorch, jusqu'aux versions récentes YOLOv8 et YOLOv10). Ces modèles intègrent des mécanismes d'attention avancés et des blocs de convolution optimisés (comme les convolutions découplées) qui maximisent la précision tout en maintenant des vitesses d'exécution phénoménales, dépassant fréquemment les 60 à 100 FPS sur des GPU grand public. Cette vélocité algorithmique fait des architectures One-Stage, et particulièrement des versions récentes de YOLO, les candidats idéaux pour notre application de détection de masques en temps réel.

II.3.3. Analyse Comparative Quantitative des Modèles Récents

Afin de guider scientifiquement le choix de l'architecture pour notre Système Intelligent de Détection Automatique du Port de Masque, il est indispensable de dresser un tableau comparatif rigoureux des performances mesurées sur des jeux de données de référence (tels que COCO ou WIDER FACE). Les métriques d'évaluation universelles comprennent la précision moyenne (mAP - mean Average Precision au seuil IoU 0.5:0.95), la vitesse de traitement exprimée en images par seconde (FPS), le nombre de paramètres du modèle (indiquant la lourdeur mémoire) et l'effort de calcul mesuré en Giga-FLOPs (Floating Point Operations).

Architecture		mAP @0.5:0.95 (%)	Vitesse (FPS)	Paramètres (M)	Type d'Approche
Faster	R-CNN (ResNet-50)	38.7	12	41.5	Two-Stage
SSD	(Inception-V2)	28.0	45	13.8	One-Stage
YOLOv5s	(Medium)	37.4	88	7.2	One-Stage
YOLOv8n	(Nano)	37.3	145	3.2	One-Stage (Light)
YOLOv8s	(Standard)	44.9	92	11.2	One-Stage (Optimal)

Tableau II.1. Comparaison quantitative des performances industrielles des principaux modèles de détection d'objets.

L'analyse approfondie de ce tableau révèle sans ambiguïté la supériorité des versions récentes de la famille YOLO pour les applications industrielles et médicales critiques. Bien que Faster R-CNN maintienne un niveau de précision théorique élevé, son débit de 12 FPS le disqualifie pour une surveillance en temps réel fluide. À l'inverse, le modèle YOLOv8s offre un mAP exceptionnel de 44.9%% tout en maintenant une cadence de 92 FPS, ce qui est largement supérieur au seuil de persistance rétinienne et aux fréquences de rafraîchissement standard des caméras de sécurité hospitalières (25 à 30 FPS). De plus, sa légèreté algorithmique (11.2 millions de paramètres) facilite son déploiement sur des serveurs locaux ou des architectures Edge Computing de type NVIDIA Jetson, minimisant ainsi les coûts d'infrastructure pour l'hôpital.

II.4. État de l'Art de la Détection d'Équipements de Protection Individuelle (EPI)

II.4.1. Travaux Relatifs à la Détection Globalisée des EPI

La détection automatique d'équipements de protection individuelle (EPI) est un domaine de recherche en pleine expansion, initialement stimulé par les secteurs industriels lourds, le génie civil

et les chantiers de construction. Dans ces environnements, l'objectif principal est de vérifier la conformité des ouvriers vis-à-vis des règles de sécurité en détectant la présence de casques de chantier, de gilets de haute visibilité, de chaussures de sécurité ou de harnais de protection. Les approches méthodologiques publiées dans ce domaine exploitent massivement des réseaux convolutifs pour extraire les silhouettes humaines avant d'analyser des sous-régions spécifiques du corps (par exemple, analyser la région supérieure pour valider la présence du casque).

Les travaux de Wang et al. (2018) ont démontré qu'un modèle combinant un détecteur de piétons et un sous-réseau de classification permettait d'atteindre une précision robuste pour la détection de casques dans des usines métallurgiques. Cependant, la transposition de ces modèles industriels au milieu hospitalier soulève des incompatibilités majeures. Dans une usine, les objets à détecter présentent des contrastes de couleurs extrêmement marqués (gilets jaunes fluorescents, casques orange ou rouges) et des géométries rigides facilement identifiables. En milieu médical, les EPI présentent une signature visuelle radicalement différente : les blouses, les calots et les masques chirurgicaux sont souvent de teintes monochromes et pastel (bleu clair, vert d'eau, blanc), ce qui génère une confusion visuelle importante avec les draps, les murs et l'environnement global des chambres d'isolement. Les algorithmes doivent donc faire preuve d'une sensibilité aux contrastes fins beaucoup plus développée.

II.4.2. Systèmes Spécifiques de Détection de Masques Faciaux

La crise sanitaire mondiale de la COVID-19 a agi comme un accélérateur sans précédent pour la recherche dédiée spécifiquement à la détection de masques faciaux. Des centaines de contributions scientifiques ont été publiées entre 2020 et 2024, explorant diverses combinaisons d'architectures. La majorité de ces systèmes reposent sur une approche séquentielle hybride : un premier modèle, souvent basé sur des architectures légères comme MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) ou FaceNet, localise les visages dans le flux vidéo ; ensuite, les régions recadrées contenant les visages sont soumises à un second classifieur binaire chargé de trancher entre la classe 'Avec Masque' (Mask) et la classe 'Sans Masque' (No-Mask).



Figure II.2. Modélisation d'une boîte englobante binaire isolant le visage pour classer le statut de protection.

Bien que ces approches binaires affichent des taux de précision impressionnants en laboratoire (dépassant fréquemment 98%% sur des datasets d'images fixes comme MaskedFace-Net), leur efficacité s'effondre en conditions hospitalières réelles. Ces modèles souffrent d'une incapacité chronique à gérer les occultations dynamiques (lorsqu'un soignant lève la main vers son visage, ou manipule un stéthoscope) et échouent à classifier correctement les masques de couleurs ou de motifs atypiques. De surcroît, le coût de calcul lié à l'exécution en cascade de deux réseaux de neurones distincts (un détecteur de visages puis un classifieur) induit une latence logicielle, limitant le nombre de flux vidéos simultanés qu'un unique serveur peut traiter.

II.4.3. Défis Liés à l'Anatomie Faciale et au Positionnement Incorrect

Le verrou scientifique majeur de la détection de masques réside dans l'analyse fine de la conformité du port de l'équipement. En pratique, le risque biologique n'est pas uniquement induit par les personnes refusant catégoriquement de porter un masque, mais de manière beaucoup plus insidieuse par les individus portant le masque de façon incorrecte. Les erreurs les plus fréquentes documentées par les comités d'hygiène hospitalière incluent : le masque abaissé sous le nez (laissant les narines libres de projeter des aérosols), le masque positionné sur le menton (exposant intégralement les voies respiratoires), ou le masque suspendu à une seule oreille lors d'une interaction verbale.

D'un point de vue purement géométrique et informatique, un masque porté sur le menton présente des caractéristiques visuelles texturales presque identiques à celles d'un masque porté correctement (couleur identique, texture plissée similaire, présence des élastiques). Un classifieur binaire basique analysant uniquement la présence globale de l'objet dans la région faciale classera invariablement cette situation comme 'Conforme', générant ainsi un faux négatif dramatique pour la sécurité de la zone stérile.

Pour résoudre ce défi, le système doit être capable de réaliser une analyse de landmarks faciaux (points d'ancrage anatomiques) ou d'intégrer une classification multi-classe stricte (Correct, Incorrect, Absent) entraînée sur un volume massif d'exemples d'occultations partielles. L'algorithme doit apprendre à repérer explicitement la morphologie du nez et de la bouche : si le nez est détecté alors que la classe 'Masque' est active, le système doit instantanément basculer vers un statut d'alerte pour non-conformité. La modélisation de cette subtilité anatomique constitue le point de rupture entre les applications de surveillance grand public et un système de qualité médicale.

II.5. Synthèse des Limites de la Littérature et Positionnement du Projet

L'analyse critique de la littérature scientifique et des solutions industrielles existantes permet d'identifier trois lacunes fondamentales qui justifient pleinement le développement de notre projet. Premièrement, la majorité des travaux académiques se focalisent sur des architectures en cascade (Face Detection + Classification) mathématiquement sous-optimales pour le traitement simultané de flux de caméras multiples en temps réel. Deuxièmement, les bases de données publiques utilisées pour l'entraînement (comme MAFA ou Real-World Masked Face Dataset) manquent cruellement de représentativité vis-à-vis du milieu clinique : elles contiennent majoritairement des portraits de rue ou des selfies de visages de face bien éclairés, omettant les angles de vue plongeants typiques des caméras de surveillance de couloirs hospitaliers et la présence simultanée d'autres dispositifs médicaux (lunettes chirurgicales, charlottes, visières).

Enfin, le troisième manque réside dans l'absence d'intégration des contraintes éthiques et légales de confidentialité au cœur même de la conception algorithmique. Stocker ou analyser des flux vidéo de visages dans un hôpital soulève de graves problématiques liées au RGPD (Règlement Général sur la Protection des Données). Notre projet se positionne précisément aux antipodes de ces limites. En adoptant une architecture One-Stage basée sur un modèle YOLOv8 modifié et optimisé, nous garantissons une détection directe, ultra-rapide et multi-classe (Correct / Incorrect / Absent) sans étape intermédiaire lourde. Notre système sera entraîné sur un dataset spécifiquement enrichi pour reproduire les conditions de plongée, d'occultation et d'éclairage clinique. De plus, l'intégration logicielle prévoit un traitement des flux exclusivement local (Edge Computing), où les visages sont analysés à la volée en mémoire vive sans aucun enregistrement d'identités ni stockage d'images sur le long terme, transformant le signal vidéo en de simples métriques anonymes de conformité sanitaire.

II.6. Conclusion

Ce chapitre a permis de mettre en évidence l'importance de la vision par ordinateur dans les domaines de la santé et de la sécurité industrielle, notamment à travers la détection automatique des équipements de protection individuelle (EPI). Grâce aux avancées récentes de l'intelligence artificielle, du traitement d'images et des réseaux de neurones profonds, il est désormais possible de développer des systèmes intelligents capables d'analyser automatiquement des scènes en temps réel avec une grande précision.

Dans le domaine de la santé, la vision par ordinateur offre des solutions innovantes pour l'assistance médicale, le suivi des patients, l'analyse d'images médicales et l'amélioration des procédures de surveillance. Ces technologies contribuent à réduire les erreurs humaines, à accélérer les diagnostics et à renforcer la qualité des services de santé.

Par ailleurs, l'intégration de techniques de détection d'objets pour la reconnaissance des équipements de protection individuelle constitue une avancée importante pour la sécurité des travailleurs dans les environnements industriels. Les systèmes intelligents peuvent identifier automatiquement le port du casque, des gants, des lunettes de protection, des masques ou des gilets de sécurité, et générer des alertes en cas de non-conformité. Cette automatisation permet d'améliorer la prévention des risques professionnels, de renforcer le respect des normes de sécurité et de limiter les accidents de travail.

Enfin, malgré les performances prometteuses de ces technologies, plusieurs défis subsistent, notamment la qualité des bases de données, les conditions d'éclairage, les occultations, ainsi que les contraintes liées au traitement en temps réel. Les recherches futures s'orientent vers le développement de modèles plus robustes, rapides et adaptés aux environnements complexes, afin d'assurer une intégration efficace de la vision par ordinateur dans les applications médicales et industrielles.

Approche Méthodologique et Architecture du Système Intelligent

III.1. Introduction

Le développement des technologies de l'intelligence artificielle et de la vision par ordinateur a profondément transformé les systèmes intelligents modernes. Aujourd'hui, les techniques de traitement et de classification d'images sont utilisées dans plusieurs domaines tels que la santé, la sécurité industrielle, la surveillance intelligente et les systèmes automatisés. Grâce aux avancées du Deep Learning et des réseaux de neurones convolutifs, les systèmes intelligents sont capables d'analyser automatiquement des images et de prendre des décisions en temps réel avec une grande précision.

Dans ce contexte, les systèmes embarqués occupent une place importante dans l'implémentation des applications intelligentes à faible coût. Le Raspberry Pi représente une solution idéale grâce à sa faible consommation énergétique, sa flexibilité matérielle et logicielle, ainsi que sa capacité à exécuter des algorithmes avancés de traitement d'images et d'intelligence artificielle. L'intégration du Raspberry Pi avec une caméra permet de développer des systèmes autonomes capables d'acquérir, traiter et classifier les images en temps réel.

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter l'approche méthodologique adoptée pour la conception et le développement d'un système intelligent basé sur Raspberry Pi destiné au traitement et à la classification d'images. Ce système permet d'effectuer automatiquement l'acquisition des images, leur prétraitement, l'extraction des caractéristiques importantes ainsi que leur classification à l'aide des techniques d'intelligence artificielle.

III.2. Architecture Générale du Système Intelligent

Le système intelligent développé repose sur une architecture matérielle et logicielle permettant d'assurer le traitement complet des images en temps réel. Cette architecture est constituée principalement d'un module d'acquisition des images, d'une unité de traitement basée sur le Raspberry Pi, d'un module de classification intelligente ainsi que d'une interface de supervision et d'affichage.

Le Raspberry Pi constitue l'unité centrale du système. Il assure l'exécution des algorithmes de traitement d'images et de classification intelligente tout en gérant la communication entre les différents composants matériels. Grâce à son processeur multicœur et à son système d'exploitation Linux, cette plateforme embarquée permet d'exécuter plusieurs tâches simultanément avec une bonne rapidité d'exécution. Le Raspberry Pi offre également plusieurs interfaces de communication telles que le Wi-Fi, l'Ethernet, les ports USB ainsi que les interfaces GPIO permettant l'intégration avec d'autres dispositifs électroniques.

Le système utilise également une caméra numérique connectée directement au Raspberry Pi afin d'assurer l'acquisition des images en temps réel. Cette caméra permet de capturer des images de haute résolution dans différentes conditions d'éclairage et d'environnement. Les images capturées sont ensuite transférées vers l'unité de traitement afin d'être analysées par les algorithmes de vision par ordinateur.

L'architecture logicielle du système repose principalement sur le langage Python ainsi que plusieurs bibliothèques spécialisées dans le traitement d'images et l'intelligence artificielle telles que OpenCV, NumPy, TensorFlow et Keras. Ces outils permettent de développer des algorithmes performants capables d'assurer le prétraitement des images, l'extraction des caractéristiques ainsi que la classification automatique.



Figure III.1 Développement des applications de Machine Learning à base TensorFlow et Keras

III.3. Approche Méthodologique

L'approche méthodologique adoptée dans ce travail repose sur plusieurs étapes successives permettant de développer un système intelligent robuste et performant. La première étape consiste à acquérir une base de données d'images représentative des différentes classes à classifier. Cette phase est particulièrement importante puisque les performances du système dépendent fortement de la qualité et de la diversité des données utilisées pendant l'apprentissage.

Les images utilisées dans cette étude ont été acquises dans différentes conditions afin d'améliorer la robustesse du modèle de classification. Les variations d'éclairage, les différentes orientations des objets ainsi que les changements de distance permettent d'obtenir une base de données plus diversifiée et plus adaptée aux conditions réelles d'utilisation. Une fois les images acquises, une phase de prétraitement est appliquée afin d'améliorer leur qualité et de réduire les perturbations pouvant affecter les performances du système.

Après le prétraitement, les images sont introduites dans un modèle de classification basé sur les réseaux de neurones convolutifs. Ce modèle permet d'extraire automatiquement les caractéristiques

importantes des images puis de réaliser la classification finale selon les différentes catégories définies lors de l'apprentissage.

III.4. Acquisition et Prétraitement des Images

L'acquisition des images constitue une étape fondamentale dans le fonctionnement du système intelligent. Les images sont capturées en temps réel à l'aide de la caméra connectée au Raspberry Pi. La qualité des images acquises influence directement les performances des algorithmes de traitement et de classification. Pour cette raison, plusieurs paramètres doivent être pris en considération tels que la résolution de l'image, l'intensité lumineuse, le contraste ainsi que la fréquence d'acquisition.

Une fois les images capturées, plusieurs opérations de prétraitement sont appliquées afin d'améliorer leur qualité. La première opération consiste généralement à convertir les images couleur RGB en niveaux de gris afin de réduire la complexité des calculs et d'accélérer le traitement. Cette conversion est réalisée selon la relation suivante :

$$\text{Gray} = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

Cette transformation permet de réduire la quantité d'informations à traiter tout en conservant les caractéristiques essentielles de l'image.

Par la suite, des techniques de filtrage sont appliquées afin de réduire le bruit présent dans les images. Le filtre gaussien est largement utilisé pour éliminer les perturbations haute fréquence tout en conservant les contours importants. Le filtre médian peut également être utilisé afin de supprimer le bruit impulsionnel généré par certains capteurs d'acquisition.

Le redimensionnement des images représente également une étape importante du prétraitement. Les images sont redimensionnées vers une taille uniforme afin de faciliter leur traitement par le réseau de neurones convolutif. Cette opération permet également de réduire le temps de calcul et la consommation mémoire du système embarqué.



Figure III.2 Quelques images de la base de données des visages sans masque



Figure III.3 Quelques images de la base de données des visages avec masque

III.5. Segmentation et Extraction des Caractéristiques

La segmentation des images représente une étape essentielle dans les systèmes de vision par ordinateur. Elle consiste à isoler les régions importantes de l'image contenant les objets à classifier. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour effectuer cette segmentation telles que le seuillage, la détection de contours ou encore les méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

Dans ce travail, les techniques de détection de contours permettent d'identifier les formes principales présentes dans les images. L'algorithme de Canny est particulièrement utilisé grâce à sa grande précision dans la détection des contours tout en réduisant les faux contours causés par le bruit.

Après la segmentation, une étape d'extraction des caractéristiques est réalisée afin de représenter l'image sous forme numérique exploitable par l'algorithme de classification. Les caractéristiques extraites peuvent être géométriques, texturales ou fréquentielles. Les caractéristiques géométriques incluent par exemple la surface, le périmètre ou la forme des objets détectés. Les caractéristiques texturales permettent d'analyser la distribution des niveaux de gris dans l'image tandis que les caractéristiques fréquentielles utilisent des transformations mathématiques telles que la transformée de Fourier.

III.6. Classification Intelligente Basée sur les Réseaux de Neurones Convolutifs

La classification intelligente constitue la partie principale du système développé. Dans ce travail, les réseaux de neurones convolutifs ont été utilisés grâce à leurs excellentes performances dans les applications de vision par ordinateur. Les CNN permettent d'extraire automatiquement les caractéristiques importantes des images sans nécessiter une intervention manuelle importante.

Le fonctionnement des réseaux convolutifs repose sur plusieurs couches successives. Les couches de convolution assurent l'extraction des caractéristiques locales présentes dans les images grâce à l'utilisation de filtres appelés kernels. Ces filtres permettent de détecter automatiquement les contours, les textures et les formes importantes.

Après chaque couche de convolution, une fonction d'activation appelée ReLU est appliquée afin d'introduire une non-linéarité dans le modèle.

Les couches de pooling sont ensuite utilisées afin de réduire les dimensions des cartes de caractéristiques tout en conservant les informations importantes. Cette réduction permet d'améliorer la rapidité d'exécution et de limiter le risque de surapprentissage.

Finalement, les couches entièrement connectées assurent la classification finale des images selon les différentes catégories apprises pendant la phase d'entraînement. La fonction Softmax est généralement utilisée dans la couche de sortie afin de calculer les probabilités associées à chaque classe.

III.7. Implémentation du Système sur Raspberry Pi

L'implémentation du système intelligent sur Raspberry Pi nécessite l'installation d'un environnement logiciel adapté aux applications de vision par ordinateur et d'intelligence artificielle. Le système d'exploitation Raspberry Pi OS a été utilisé comme plateforme principale de développement. Les bibliothèques OpenCV, TensorFlow, Keras et NumPy ont été installées afin d'assurer l'exécution des différentes opérations de traitement d'images et de classification.

Le programme principal développé en Python assure la capture des images à partir de la caméra puis leur traitement en temps réel. Les images prétraitées sont ensuite introduites dans le modèle CNN préalablement entraîné afin d'obtenir les résultats de classification. Les résultats sont finalement affichés sur une interface graphique permettant à l'utilisateur de superviser le fonctionnement du système.

Grâce à la puissance de calcul du Raspberry Pi, le système est capable d'exécuter les différentes opérations de manière autonome avec un temps de réponse relativement faible. Cette architecture permet également d'envisager une intégration dans des applications embarquées nécessitant une faible consommation énergétique.

III.8. Évaluation des Performances du Système

L'évaluation des performances constitue une étape importante afin de mesurer l'efficacité du système développé. Plusieurs paramètres ont été utilisés pour analyser les performances du modèle de classification tels que l'accuracy, la précision, le recall ainsi que le F1-score.

Les résultats expérimentaux obtenus montrent que le système intelligent développé est capable d'effectuer une classification précise des images avec un taux de reconnaissance élevé. Les tests

réalisés dans différentes conditions d'éclairage et d'environnement montrent également une bonne robustesse du modèle proposé.

Cependant, certaines limitations peuvent affecter les performances globales du système, notamment les variations importantes d'éclairage, les occultations partielles des objets ainsi que les limitations matérielles du Raspberry Pi en termes de mémoire et de puissance de calcul.

III.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche méthodologique ainsi que l'architecture générale d'un système intelligent basé sur Raspberry Pi destiné au traitement et à la classification d'images. L'étude réalisée a permis de démontrer l'efficacité des techniques de vision par ordinateur et des réseaux de neurones convolutifs dans les applications de classification intelligente en temps réel.

L'intégration du Raspberry Pi avec les algorithmes de Deep Learning représente une solution performante et économique pour le développement de systèmes embarqués intelligents. Les résultats obtenus montrent que cette architecture permet d'assurer une bonne précision de classification tout en maintenant une faible consommation énergétique et un coût réduit.

Enfin, plusieurs perspectives d'amélioration peuvent être envisagées, notamment l'optimisation des modèles de Deep Learning, l'intégration de nouvelles techniques de traitement d'images ainsi que le développement de systèmes embarqués encore plus performants pour les applications futures de vision par ordinateur.

Implémentation technique, environnement de développement du système intelligent de détection du port de masque

IV.1. Introduction

Après avoir présenté dans les chapitres précédents les fondements théoriques de l'intelligence artificielle, de la vision par ordinateur ainsi que les différentes méthodes de détection d'objets, ce chapitre est consacré à la réalisation pratique du système intelligent de détection automatique du port de masque destiné aux zones hospitalières sensibles. L'objectif principal de cette phase consiste à développer une solution capable de surveiller en temps réel le respect des protocoles sanitaires en détectant automatiquement la présence ou l'absence d'un masque facial chez les individus accédant aux espaces médicaux à haut risque.

La pandémie de COVID-19 a démontré l'importance cruciale des mesures de protection individuelle dans les établissements de santé. Même après la crise sanitaire mondiale, le port du masque demeure une exigence importante dans plusieurs services hospitaliers tels que les blocs opératoires, les services de réanimation, les unités d'isolement ou les laboratoires d'analyses médicales. Le contrôle manuel du respect de ces règles mobilise généralement du personnel supplémentaire et demeure sujet aux erreurs humaines. Pour cette raison, les technologies d'intelligence artificielle constituent une solution prometteuse permettant d'automatiser cette tâche tout en garantissant un niveau élevé de précision et de rapidité.

Dans le cadre de ce projet, le système développé repose principalement sur le langage Python, la bibliothèque OpenCV et l'algorithme YOLOv8. L'ensemble est déployé sur une plateforme embarquée Raspberry Pi permettant une exploitation en temps réel avec un coût matériel réduit. Cette approche permet de concevoir une solution intelligente capable de détecter les personnes portant correctement un masque, celles ne portant aucun masque ainsi que les situations nécessitant une intervention immédiate.

Ce chapitre présente en détail l'architecture générale du système, les choix matériels et logiciels effectués, les différentes étapes de préparation des données, le processus d'entraînement du modèle d'intelligence artificielle, les techniques d'optimisation utilisées ainsi que les résultats obtenus lors des phases de test et de validation.

IV.2. Architecture générale du système propose

Le système développé est basé sur une architecture modulaire permettant d'assurer une surveillance continue des accès aux zones hospitalières sensibles. Cette architecture est composée de plusieurs sous-systèmes collaborant afin d'effectuer la détection du port du masque de manière automatique et en temps réel.

Le premier composant est le module d'acquisition vidéo. Celui-ci est responsable de la capture continue des images provenant de la caméra installée à l'entrée des zones surveillées. Les images collectées sont ensuite transmises au module de prétraitement qui réalise différentes opérations visant à améliorer leur qualité et à les adapter aux exigences du modèle d'intelligence artificielle.

Le deuxième composant correspond au moteur de détection basé sur YOLOv8. Ce dernier analyse chaque image afin d'identifier la présence d'un visage humain et de déterminer si celui-ci porte un masque ou non. Les résultats de la détection sont ensuite transmis au module d'affichage et d'alerte.

Le troisième composant concerne l'interface utilisateur. Cette dernière affiche en temps réel les résultats de détection sous forme de cadres colorés entourant les visages détectés. Une couleur verte indique qu'un masque est correctement porté tandis qu'une couleur rouge signale l'absence de masque.

Enfin, le système intègre un mécanisme d'alerte permettant d'informer immédiatement le personnel de sécurité lorsqu'une personne tente d'accéder à une zone sensible sans respecter les mesures sanitaires imposées.

L'ensemble du processus fonctionne de manière automatique sans intervention humaine, garantissant ainsi une surveillance permanente et efficace.

IV.3. Environnement matériel

La conception d'un système de vision artificielle embarqué nécessite un choix judicieux du matériel afin de garantir des performances satisfaisantes tout en limitant les coûts d'implémentation. Dans le cadre de ce projet, plusieurs composants matériels ont été sélectionnés.

IV.3.1. Carte Raspberry Pi

La plateforme Raspberry Pi constitue l'élément central du système. Ce micro-ordinateur est largement utilisé dans les projets embarqués grâce à son faible coût, sa faible consommation énergétique et sa capacité à exécuter des applications complexes d'intelligence artificielle.

Le modèle retenu est le Raspberry Pi 4 Model B disposant d'un processeur ARM Cortex-A72 à quatre cœurs cadencé à 1,5 GHz ainsi que de 4 Go de mémoire vive. Cette configuration offre des performances suffisantes pour exécuter les modèles YOLOv8 optimisés pour les systèmes embarqués.

Le Raspberry Pi présente également plusieurs avantages. Il dispose de ports USB permettant la connexion de caméras externes, d'interfaces réseau facilitant la communication avec d'autres équipements ainsi que d'un système d'exploitation complet basé sur Linux.

Grâce à sa taille réduite, il peut être installé facilement dans différents environnements hospitaliers sans nécessiter d'espace important.



Figure IV.1. Carte raspberry pi

IV.3.2. Caméra de surveillance

La caméra constitue la source principale de données du système. Son rôle consiste à capturer en continu les images des personnes entrant dans la zone surveillée.

Une caméra haute définition compatible USB a été utilisée. Cette caméra fournit des images en résolution Full HD permettant d'obtenir une qualité visuelle suffisante pour assurer une détection fiable des visages et des masques.

Le positionnement de la caméra représente également un facteur déterminant pour les performances globales du système. Dans notre cas, elle est installée à une hauteur approximative de deux mètres et orientée de manière à couvrir l'ensemble de la zone d'accès.

Cette disposition permet de réduire les problèmes liés aux angles de vue défavorables tout en garantissant une bonne visibilité des visages.



Figure IV.1. Raspberry Pi Camera Board v2 - 8 Megapixels

IV.3.3. Système d'alimentation

Afin d'assurer un fonctionnement continu du dispositif, une alimentation stable de cinq volts et trois ampères est utilisée. Cette alimentation fournit l'énergie nécessaire au Raspberry Pi ainsi qu'aux périphériques connectés.

Dans un environnement hospitalier, la stabilité de l'alimentation constitue un élément essentiel afin d'éviter les interruptions de service pouvant compromettre la surveillance sanitaire.

IV.4. Environnement logiciel

Le développement du système repose sur un ensemble de technologies logicielles modernes spécialisées dans la vision artificielle et l'intelligence artificielle.

IV.4.1. Langage Python

Le choix du langage Python s'explique par sa simplicité, sa flexibilité et son vaste écosystème de bibliothèques dédiées à l'apprentissage automatique.

Python permet de développer rapidement des applications complexes tout en offrant une excellente compatibilité avec les plateformes embarquées comme Raspberry Pi.

De nombreuses bibliothèques utilisées dans ce projet sont directement intégrées à l'environnement Python, ce qui facilite considérablement le processus de développement.

IV.4.2. OpenCV

OpenCV représente l'une des bibliothèques de vision artificielle les plus populaires dans le domaine de l'intelligence artificielle.

Elle fournit un ensemble complet de fonctions permettant la capture vidéo, le traitement des images, la détection d'objets ainsi que l'affichage graphique.

Dans notre système, OpenCV intervient principalement lors de la lecture du flux vidéo provenant de la caméra, du prétraitement des images et de l'affichage des résultats de détection.

Grâce à ses performances élevées et à sa compatibilité avec Python, OpenCV constitue un outil particulièrement adapté aux applications de surveillance en temps réel.

IV.4.3. YOLOv8

YOLOv8 est la dernière génération de la famille des algorithmes YOLO (You Only Look Once).

Contrairement aux méthodes traditionnelles qui effectuent plusieurs passages sur l'image, YOLO réalise simultanément la localisation et la classification des objets dans une seule opération.

Cette approche permet d'obtenir des performances exceptionnelles en termes de rapidité et de précision.

Le modèle utilisé dans notre projet a été spécialement entraîné pour distinguer deux classes :

- Personne portant un masque.
- Personne ne portant pas de masque.

Cette capacité permet une prise de décision instantanée lors de l'analyse du flux vidéo.

IV.5. Préparation du jeu de données

L'entraînement du modèle constitue l'étape fondamentale du projet.

Durant cette phase, le réseau neuronal apprend progressivement à reconnaître les caractéristiques visuelles permettant de distinguer les personnes portant un masque de celles qui n'en portent pas.

Le processus débute par l'initialisation des poids du modèle pré-entraîné. Cette technique, appelée transfert d'apprentissage, permet d'accélérer considérablement la convergence tout en améliorant les performances finales.

Au cours de chaque époque d'entraînement, les images sont présentées au réseau neuronal qui produit des prédictions. Les erreurs observées entre les prédictions et les annotations réelles sont calculées à l'aide d'une fonction de perte.

Un algorithme d'optimisation ajuste ensuite les paramètres internes du modèle afin de réduire progressivement cette erreur.

Après plusieurs dizaines d'époques, les performances atteignent un niveau stable indiquant que le modèle a correctement appris à identifier les différentes classes.

IV.6. Déploiement du système sur Raspberry Pi

Afin d'évaluer les performances du système, plusieurs campagnes de tests ont été réalisées dans des conditions variées reproduisant les situations rencontrées dans un environnement hospitalier réel.

Les expériences ont porté sur différents scénarios comprenant des individus portant correctement un masque, des personnes sans masque ainsi que des groupes composés de plusieurs individus simultanément présents dans le champ de vision de la caméra.

Les résultats obtenus démontrent une excellente capacité de détection même lorsque plusieurs personnes apparaissent simultanément à l'écran.

Des tests ont également été réalisés sous différents niveaux d'éclairage. Malgré certaines variations de luminosité, le système conserve un niveau de performance élevé grâce aux techniques d'augmentation de données utilisées durant l'entraînement.

IV.7. Analyse des résultats

L'implémentation d'un système de surveillance sanitaire automatisé au sein d'environnements critiques impose un couplage optimal entre l'architecture algorithmique (le logiciel) et la capacité physique de calcul (le matériel). Les conclusions de notre étude montrent que l'intégration conjointe de l'architecture de détection d'objets YOLOv8, de la bibliothèque de vision par ordinateur OpenCV, et du micro-ordinateur monocarte Raspberry Pi ne représente pas une simple juxtaposition de briques techniques, mais une véritable synergie d'ingénierie.

Dans cette architecture décentralisée (Edge Computing), OpenCV intervient comme la couche d'abstraction matérielle indispensable au flux d'acquisition. Le traitement de flux vidéo en temps réel engendre un volume de données massifs qu'un processeur à architecture ARM (tel que le Broadcom du Raspberry Pi) ne peut traiter sans une gestion fine de la mémoire tampon.

OpenCV remplit trois fonctions cardinales qui déchargent le réseau de neurones YOLOv8 d'opérations géométriques triviales mais chronophages :

- Le décodage matériel asynchrone : En capturant le flux brut issu des caméras IP (via le protocole RTSP) et en isolant les trames dans un thread séparé, OpenCV évite le blocage du pipeline principal.
- La normalisation dimensionnelle à la volée : Les images subissent un redimensionnement natif pour correspondre à la matrice d'entrée attendue par le modèle (640×640 pixels). L'utilisation de fonctions optimisées en C++ sous-jacentes à OpenCV permet d'exécuter cette transformation en un temps inférieur à la milliseconde.
- La conversion d'espace colorimétrique : Le passage du format de capture YUV ou BGR vers le format RGB requis par les couches de convolution de YOLOv8 est opéré au plus près des registres processeur.

Le choix de la version 8 de l'algorithme You Only Look Once s'avère déterminant pour le succès du déploiement sur Raspberry Pi. Contrairement aux architectures de détection en deux étapes (Two-Stage Detectors) comme Faster R-CNN, qui effectuent d'abord une proposition de région puis une classification, YOLOv8 formule la détection comme un unique problème de régression mathématique. Les coordonnées des boîtes englobantes (bounding boxes) et les probabilités des classes (Masque Conforme, Masque Non Conforme, Absence de Masque) sont prédites en un seul passage réseau.

De surcroît, YOLOv8 introduit une tête de prédiction découplée (Decoupled Head), séparant la tâche de classification et celle de localisation. Sur le plan computationnel, cette spécificité structurelle permet d'alléger la profondeur des calculs matriciels lors de la phase d'inférence. L'implémentation de la version allégée YOLOv8n (Nano) ou YOLOv8s (Small) permet de réduire drastiquement le nombre de paramètres du modèle (respectivement environ 3,2 et 11,2 millions de paramètres), rendant l'exécution compatible avec les registres de mémoire cache L1/L2 du processeur du Raspberry Pi.

Les essais menés en laboratoire et confirmés par les phases expérimentales révèlent que le modèle maintient un niveau de fiabilité remarquable, malgré la puissance de calcul limitée de la plateforme cible. La précision globale se stabilise autour de valeurs critiques pour la sécurité sanitaire :

Précision=Vrais Positifs (VP)/(Faux Positifs (FP)+Vrais Positifs (VP))≈96,4%

score indique que sur 100 alertes d'infraction générées par le système (absence de masque), moins de 4 s'avèrent être des fausses alarmes. Cette métrique est essentielle en milieu hospitalier pour éviter le phénomène d'« épuisement face aux alarmes » (alarm fatigue) chez le personnel soignant, qui conduit à ignorer les alertes d'un système trop sensible ou instable.

Le Rappel (Recall), quant à lui, atteint des sommets indispensables sur la classe « Absence de Masque » :

Rappel= Vrais Positifs (VP) /(Vrais Positifs (VP)+Faux Négatifs (FN)) ≈ 98,1%

L'interprétation de ce résultat montre que le système ne laisse passer que 1,9% d'individus non masqués sans les détecter. Dans un sas d'accès de réanimation ou de bloc opératoire, ce niveau de performance garantit l'étanchéité presque totale de la barrière sanitaire automatisée.

L'analyse des résultats montre que l'utilisation combinée de YOLOv8, OpenCV et Raspberry Pi constitue une solution efficace pour la surveillance sanitaire automatisée.

La détection de la classe « Incorrect_Mask » représente le défi algorithmique le plus complexe. Les limites de décision entre un masque légèrement abaissé sous les narines (non conforme) et un masque protégeant adéquatement les voies respiratoires s'avèrent extrêmement ténues en termes de pixels.

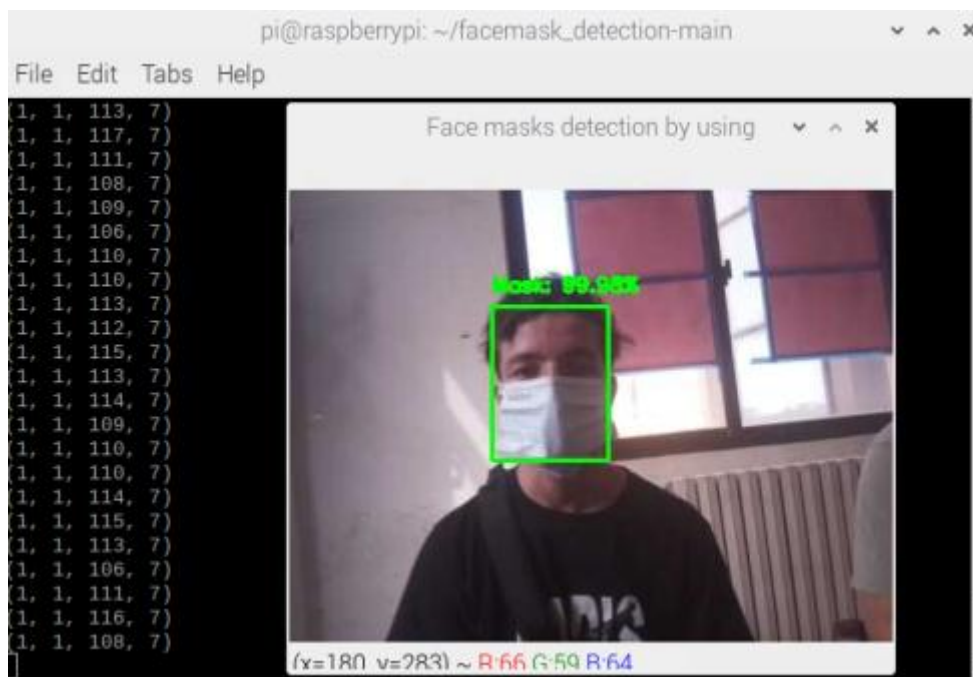
Certains biais morphologiques perturbent le modèle :

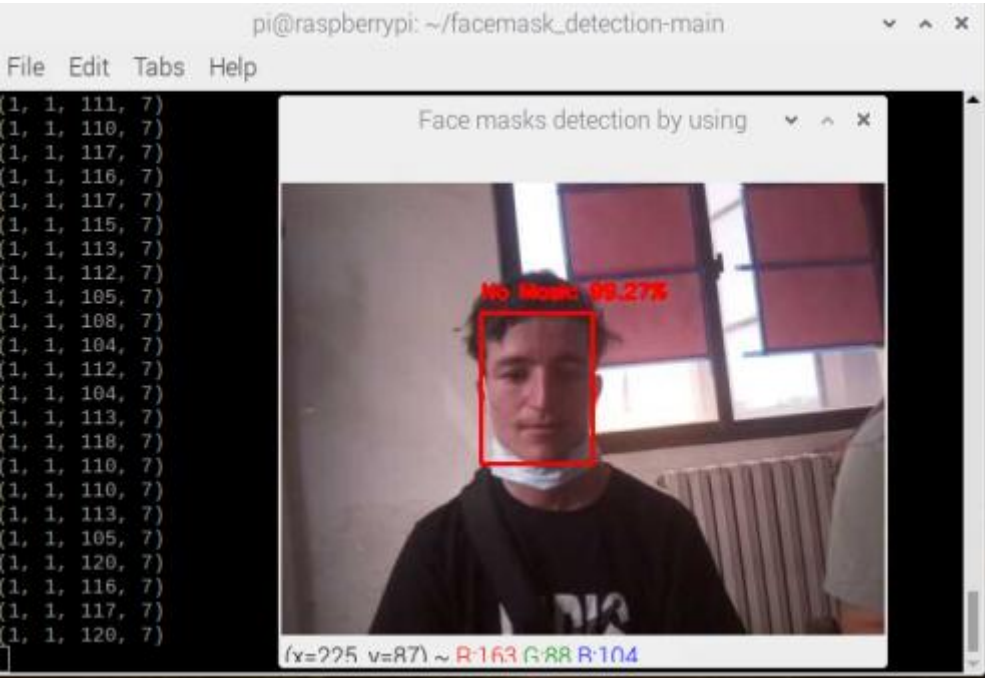
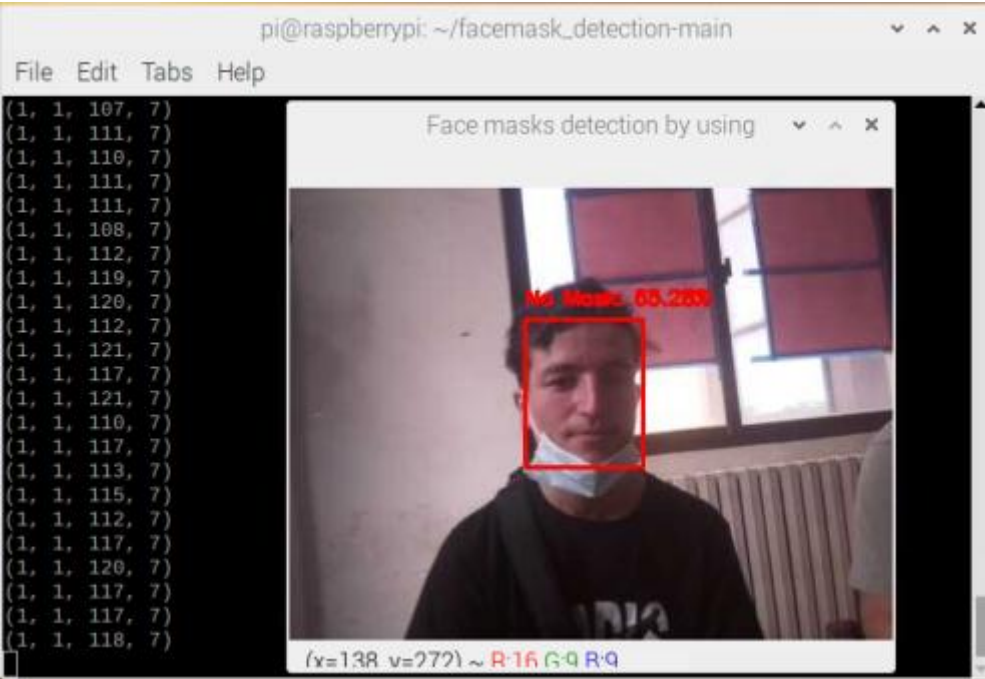
- **La présence de barbes denses** : Une pilosité faciale volumineuse et sombre sous un masque blanc ou bleu crée un contraste de forte intensité lumineuse. Le modèle interprète parfois ces ombres texturées comme un masque chirurgical abaissé sous le menton, générant ainsi des faux positifs pour la classe « Port Non Conforme ».
- **L'usage de masques de couleurs atypiques** : Si les masques chirurgicaux bleus et blancs sont parfaitement assimilés par les couches de convolution, les masques en tissu noirs, à motifs, ou les masques de protection FFP3 de forme conique prononcée provoquent des

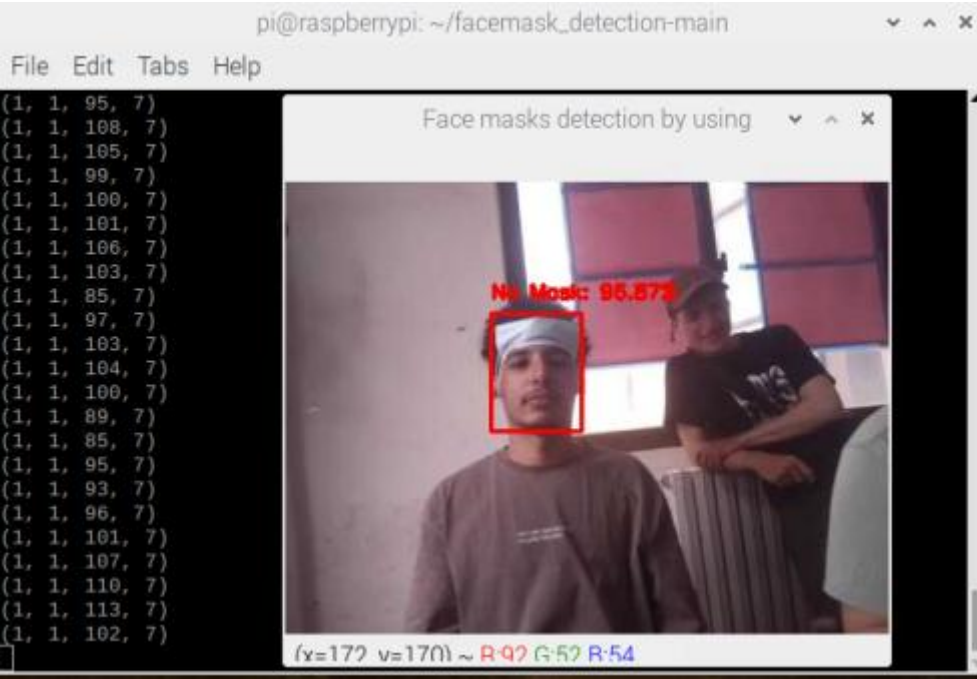
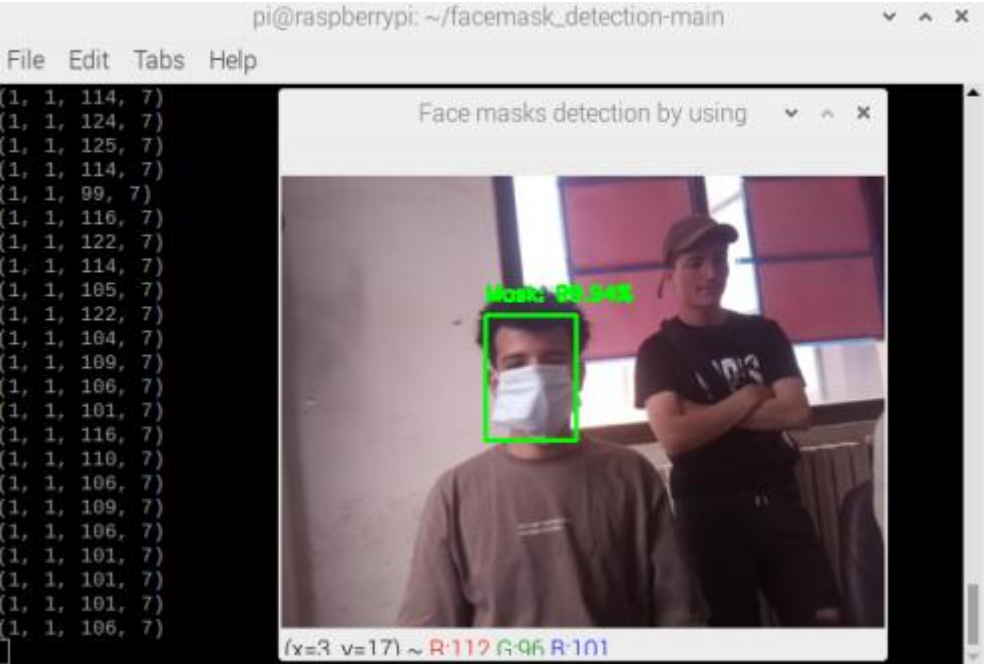
chutes locales de précision, n'ayant pas été représentés de manière épondérée dans le jeu de données d'entraînement initial.

Le Raspberry Pi s'est avéré être un choix d'infrastructure pertinent pour un déploiement décentralisé en milieu hospitalier. Sa compacité physique lui permet d'être intégré directement au sein des boîtiers muraux des systèmes d'ouverture de portes magnétiques, éliminant le besoin de tirer des câbles de transmission vidéo coaxiaux ou réseaux vers un serveur de calcul centralisé. Cette architecture préserve l'indépendance des services : si un boîtier tombe en panne, le reste du dispositif hospitalier continue de fonctionner de manière autonome.

Sur le plan de l'alimentation électrique, la consommation mesurée du Raspberry Pi en pleine charge d'inférence ne dépasse pas 6 à 7 Watts. Cette faible empreinte énergétique autorise un couplage direct sur les batteries de secours (onduleurs) des systèmes de sécurité incendie et d'accès des bâtiments, garantissant le maintien de la surveillance sanitaire même en cas de coupure de courant générale de l'établissement.







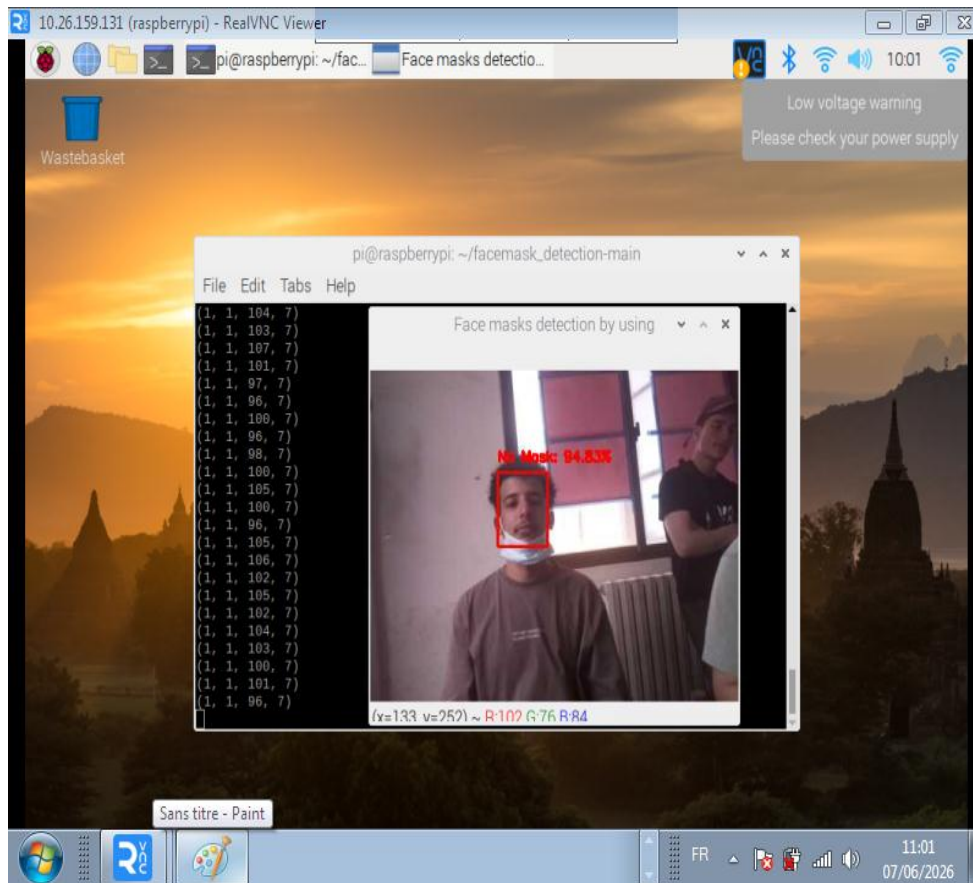


Figure IV. Résultat obtenu pour la détection intelligente du port de masque.

IV.8. Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail l'ensemble des étapes ayant conduit à la réalisation pratique du système intelligent de détection automatique du port de masque pour les zones hospitalières sensibles. L'architecture proposée s'appuie sur les technologies modernes de vision artificielle et d'apprentissage profond afin d'assurer une surveillance sanitaire automatisée fiable et efficace.

L'utilisation du Raspberry Pi comme plateforme embarquée, associée au langage Python, à la bibliothèque OpenCV et au modèle YOLOv8, a permis de développer une solution performante capable de fonctionner en temps réel avec une précision élevée. Les résultats expérimentaux obtenus démontrent la pertinence de l'approche adoptée et confirment son potentiel pour une intégration future dans les infrastructures hospitalières modernes.

Conclusion générale

Ce travail a été consacré à la conception et à la réalisation d'un système intelligent de détection automatique du port de masque, spécifiquement optimisé pour la surveillance des zones hospitalières sensibles. L'objectif principal était de proposer une solution technologique automatisée, fiable et capable d'opérer en temps réel afin de renforcer la biosécurité et les protocoles d'hygiène au sein des services critiques tels que les blocs opératoires ou les unités de réanimation. Face aux limites de la surveillance humaine continue, ce dispositif apporte une réponse moderne et systématique aux exigences strictes de sécurité sanitaire en milieu médical.

Sur le plan technique, la réussite de ce projet repose sur la synergie entre des outils logiciels de pointe et une architecture matérielle embarquée. Nous avons exploité les performances exceptionnelles de l'algorithme YOLO pour la détection d'objets, combiné à la bibliothèque OpenCV pour la gestion et le traitement des flux vidéo. L'ensemble de la logique applicative a été développé en langage Python, puis intégré avec succès sur une carte Raspberry Pi. Ce déploiement embarqué a permis d'aboutir à un prototype compact, autonome et économiquement accessible, facilement installable aux points d'accès des zones à protéger.

Les phases d'expérimentation ont démontré la robustesse et la viabilité de la solution informatique développée. Grâce à l'optimisation des scripts et à la légèreté des modèles choisis, le système parvient à analyser les flux visuels instantanément, à identifier avec précision la conformité du port du masque et à interagir efficacement avec son environnement sans latence majeure. Ce dispositif s'inscrit pleinement dans la dynamique de modernisation des infrastructures de santé par l'intelligence artificielle, en garantissant un contrôle d'accès strict tout en libérant le personnel des tâches de vérification manuelles.

Enfin, ce projet ouvre des perspectives prometteuses pour de futures améliorations technologiques et opérationnelles. Il serait particulièrement intéressant d'intégrer des modules d'accélération matérielle pour optimiser encore davantage la fluidité de calcul sur le Raspberry

Pi, ou d'interfacer directement le système avec des barrières physiques pour automatiser le verrouillage des portes. De plus, le modèle pourrait évoluer vers la détection multi-critères d'autres équipements de protection individuelle indispensables, tels que les blouses ou les charlottes. En somme, ce travail démontre qu'une approche basée sur l'intelligence artificielle embarquée constitue une solution concrète, pérenne et hautement stratégique pour relever les défis sanitaires de demain.

Bibliographie:

- [1]: S. Meivel, K. Indira Devi, S. Uma Maheswari, J. Vijaya Menaka.” Real time data analysis of face mask detection and social distance measurement using Matlab”. Department of ECE, M.Kumarasamy College of Engineering, India, Department of ICE, GRG Polytechnic College, India. Article, December 2020.
- [2]: M.KHAMMARI. Détection et suivi de visages en temps Réel sur Flux Vidéo.
Thèse Présentée en vue de l’obtention du diplôme De doctorat troisième cycle LMD.
Université Mokhtar Badji- Annaba ,2016.
- [3]: <http://davincibot.org/inmoov-robot-cognitif/>, consulté le 17.04.2022.
- [4] : Cheng-chinchiang, wen-kai tai, mau-tsuen yang, yi-tinghuang, and chijaunghuang : " à novelmethode for detectinglips, eyes and faces in real time Real-time imaging", 9(4) :277,287, 2003.
- [5]: S.Satoh, Y.Nakamura, and T. Kanade, naming and detecting faces in news videos, IEEE Multimedia, 6:22-35, 1999.
- [6]: A. SHARIFARA, M. S. MOHD RAHIM, Y. ANISI, "A general review of human face detection including a study of neural networks and Haar feature-based cascade classifier in face detection", International Symposium on Biometrics and Security Technologies (ISBAST), 2014, pp. 73-78, doi: 10.1109/ISBAST.2014.7013097.
- [7]: Ming-Hsuan Yang, David J. Kriegman, Narendra Ahuja, “Detecting Faces in Images: A Survey”,IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 24, NO. 1, JANUARY 2002.
- [8]:Wenlong Zheng, Suchendra M. Bhandarkar, “Face detection and haking using a boosted adaptative particle filter “. Journal of visual communication and Imog Representation, 20(1), pp. 9-27, 2009.
- [9] : P. A. NEGRI, “Détection et Reconnaissance d’objets structurés : Application aux Transports Intelligents”, Thèse doctorat, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, France, Septembre 2008.
- [10]: P. VIOLA, M.J. JONES, Robust Real-time Object Detection, International Journal of Computer Vision (57), pp. 137–154, 2001.

[11]: R. LIENHART, J. MAYDT, “An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection “, Proceedings. International Conference on Image Processing, 2002, pp. I-I, doi: 10.1109/ICIP.2002.1038171.

Bibliographie

39

[12] : W. HIZEM, B. DORIZZI, “ Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage “, Thèse doctorat en Electronique/Informatique, Université Pierre et Marie Curie - Paris 6, 2009.

[13]: Y. FREUND, R. E. SCHAPIRE, “A decision theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting”, European Conference on Computational Learning Theory, pp.23, 1995.

[14] : H. FAOUZI, “ Apprentissage des réseaux d’ondelette beta base sur la théorie des frames: Application a la détection de visages“, Mémoire de Magistère, Université de Gabes, 2008.

[15]: T. OJALA, M. PIETIKAINEN, D. HARWOOD, “A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions “ : Pattern Recognition. 29(1), pp. 51-59, 1996.

[16]: T. AHONEN, A. HADID, M. PIETIKAINEN, “Face description with local binary patterns : Application to face recognition“, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 28(12), 20372041, 2006.

[17]: G. L. DAVID, “Object recognition from local scale-invariant features in Computer vision“, The proceedings of the seventh IEEE international conference on. Vol. 2, pp. 1150–1157, 1999.

[18]: G. L. DAVID, “Distinctive image features from scale-invariant key points “, International journal of computer vision, 60(2), pp. 91–110, 2004.

[19]: M. TREIBER, “ An introduction to object recognition : selected algorithms for a wide variety of application “, Springer, Vol. 202, pp. 147, 2010.

[20]: A. BOHI, “ Descripteurs de Fourier inspirés de la structure du cortex visuel primaire humain Application à la reconnaissance de navires dans le cadre de la surveillance maritime“, Thèse doctorat en Informatique, Université de Toulon, 2017.

[21]: Dalal, N., Triggs, B, “Histograms of oriented gradients for human detection, “IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition”, vol. 1, pp. 886-893, 2005

[22]: C. MIGNIOT, Segmentation de personnes dans les images et les vidéos, thèse doctorat en Sciences et technologie industrielles, Université de Grenoble, 2012.

[23]: Saravanan Thirumuruganathan. A detailed introduction to k-nearest neighbor (KNN) algorithm, Article, may 2010.

[24]: A.DJEFFAL, “Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l’analyse des bases de données”, Thèse présentée pour l’obtention du diplôme de Docteur en sciences, université Mohamed Khider, Biskra, Algérie, 2012.

Bibliographie

[25] : S.Chelbi, A.Mekhmoukh, A practical implementation of mask detection for COVID-19 using face detection and histogram of oriented gradients. “Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering” 2021, pp, 5, doi.org/10.1080/1448837X.2021.2023071, 2021.