

Déploiement mobile d'un réseau de neurones profond pour l'identification des étudiants de l'UAC/ISDA en salle d'examens

[Mobile deployment of a deep neural network to identify UAC/ISDA' students in exam rooms]

KAMBALE KASAMBYA MOÏSE, HERITIER NSENGE MPIA, and MUTEGHEKI BARAKA VINGI

Département d'Informatique de Gestion, Université de l'Assomption au Congo, B.P. 104, Butembo, Nord-Kivu, RD Congo

Copyright © 2023 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: The main objective of this study was to implement a system capable of recognition and identification of students of the Université de l'Assomption/Institut Supérieur de Développement de l'Assomption (UAC/ISDA) exams' rooms. The system will serve as a means to fight against fraud during exam periods, i.e. before a student enters the exam room, the system will identify the student by displaying from his/her captured face the full name and the amount of fees already paid by the student whose face appears on video sequences from Smartphone cameras. This study used 2210 images of human faces at a rate of 10 images per class to train the deep CNN model. Each class was labeled with the identifiers of the respective student such as first name, surname name, promotion and the amount of academic fees already paid. After training the neural network, the auteurs obtained an accuracy of 94% and a loss of 0.25 as validation results. The test was performed on 30 images captured in four different locations of which 29 predicted correctly or 96.66%. These results showed the effectiveness of the artificial neural network for the recognition and identification of UAC/ISDA students. This model answers our problem in the sense that it gives the possibility to identify not the object but the person.

KEYWORDS: Deep learning, face recognition, student's identification, neural networks.

RESUME: L'objectif global de cette recherche a été de mettre en place un système de reconnaissance et d'identification des étudiants de Université de l'Assomption/Institut Supérieur de Développement de l'Assomption (UAC/ISDA) à partir du visage. Le système servira comme moyen de lutter contre la fraude en période d'examens, c'est-à-dire avant qu'un étudiant accède à la salle d'examens, le système devra fournir le nom, le post-nom, le prénom, la promotion et le montant déjà payé par l'étudiant dont le visage apparaît sur des séquences vidéo de caméras de Smartphones. Cette étude a utilisé 2210 images de visages humains en raison de 10 images par classe pour entraîner le modèle CNN profond. Chaque classe a été étiquetée par les identifiants de l'étudiant concerné tels que le nom, le post-nom, le prénom, la promotion et le montant déjà payé des frais académiques. Après entraînement de notre réseau de neurones, les auteurs ont obtenu une exactitude de 94%, une perte de 0,25 dans la phase de validation. Le test a été effectué sur 30 images capturées dans quatre endroits différents dont 29 ont prédit correctement soit 96,66%. Ces résultats ont montré l'efficacité du réseau de neurones artificiels pour la reconnaissance et l'identification des étudiants de l'UAC/ISDA. Ce modèle répond à notre problématique en ce sens qu'il donne la possibilité d'identifier non plus l'objet mais la personne.

MOTS-CLEFS: Deep Learning, reconnaissance faciale, identification des étudiants, réseaux de neurones.

1 INTRODUCTION

L'authentification est la procédure qui a pour but de vérifier et de valider l'authenticité d'une personne ou d'une machine afin que celle-ci puisse accéder à des endroits contrôlés ou à un système d'information. Tandis que l'identification consiste à déterminer

de manière à la fois efficace et exacte l'identité d'un individu [1]. Les systèmes traditionnels de sécurité sont basés sur une connaissance a priori (knowledge-based) de la personne telle que la connaissance d'un mot de passe, d'un code PIN, etc. ou sur une possession d'un objet (token-based) telles que la possession d'une pièce d'identité, d'une clé, d'un badge, d'une carte, etc [2]. Ces techniques classées comme des solutions traditionnelles sont moins fiables pour beaucoup d'environnement à cause de leur inhabilité commune à distinguer un individu réellement autorisé d'un fraudeur. L'utilisation d'un mot de passe nécessite sa mémorisation, sinon l'écrire ou l'enregistrer, qui sont des opérations à haut risques: la perte ou le vol du code accentue le risque d'être utilisé par une tierce personne. Il existe d'ailleurs de nombreux bureaux où les mots de passe sont notés dans des listes, ce qui représente une dangereuse faille dans la sécurité informatique de l'entreprise puisque toute confidentialité est alors perdue. De même l'utilisation d'une pièce d'identité ou d'un badge, est aussi risquée dans la mesure où il peut être volé ou copié et par conséquent falsifié avec une dextérité et habileté remarquables. Le défaut commun à tous les systèmes d'authentification est que l'on identifie un objet (code, carte, clé...) et non la personne elle-même. C'est sous cette optique que les recherches sont orientées vers des méthodes plus sûres, plus fiables et imperméables à tout acte de fraudeux de falsification. Pour ce faire, plusieurs méthodes de reconnaissance biométriques ont été proposées. Ce qui a permis à la biométrie de s'étendre vite à de nombreuses applications destinées à gérer l'accès à des ressources physiques (aéroports, casinos, universités, etc.) et logiques (ordinateurs, comptes bancaires, etc.) [2].

La biométrie est une discipline qui recouvre l'ensemble des procédés tendant à établir l'identité ou à vérifier l'authenticité d'un individu à partir de l'analyse des mesures faites sur l'une ou plusieurs caractéristiques physiques, physiologiques ou comportementales. Depuis des dizaines d'années, la biométrie s'impose comme une technologie privilégiée d'identification des personnes et se trouve actuellement en pleine évolution. La biométrie fait l'objet d'un essor considérable dans la sphère domestique, dans les établissements scolaires, dans les entreprises, dans le champ de la sécurité, etc [3]. Au départ, elle a été employée au début du siècle passé pour identifier les criminels en s'appuyant sur des mesures anthropométriques du corps caractérisant les personnes. Ensuite, grâce à la découverte de l'unicité de la texture de l'empreinte des doigts pour chaque personne, le champ d'application de la biométrie a été étendu vers l'identification des individus par leurs empreintes auprès des services de la police. Mais, la réelle révolution de la biométrie n'a vu le jour qu'après l'apparition d'autres modalités biométriques qui exploitent des caractéristiques physiques de l'homme autres que les empreintes. Ces caractéristiques peuvent être regroupées en trois grandes catégories: les caractéristiques morphologiques telles que: les empreintes digitales, le visage, la géométrie de la main, l'iris, la rétine, l'empreinte palmaire, la géométrie de l'oreille et la voix; les caractéristiques comportementales telles que: la dynamique du tracé de signature, la dynamique de frappe au clavier et la marche et, les caractéristiques biologiques telles que: l'ADN, le sang, la salive, etc [4].

Dans la perspective de vérifier l'identité affirmée d'un individu, cette recherche a eu pour finalité de mettre en place un système d'identification des étudiants au sein de l'UAC/ISDA; université privée catholique située en Ville de Butembo, Province du Nord-Kivu, République Démocratique du Congo (RDC). L'UAC a été créée comme institution académique dans le but d'assurer d'abord aux religieux Assomptionnistes et à d'autres religieux la formation philosophique de niveau universitaire leur permettant de continuer leur formation sacerdotale. Ensuite, et ceci depuis ses origines, l'UAC a ouvert ses portes aux laïcs loyaux pour leur formation dans les facultés qu'elle organise, aujourd'hui la faculté de lettres et sciences humaines (avec les départements de philosophie et de sciences de l'information et communication), la faculté de sciences économiques et de gestion (avec les départements d'informatique de gestion appliquée à la gestion des entreprises, d'informatique de gestion et anglais des affaires, de management général et de gestion des entreprises et organisation du travail), la faculté de psychologie et sciences de l'éducation (avec les départements de psychologie scolaire et de psychologie clinique) et la faculté de sciences appliquées (avec les départements d'architecture, de génie civil, de génie informatique, de génie électrique et de génie mécanique) [5], mais aussi la section de sciences de développement, la section du tourisme et la section de démographie appliquée organisées au sein de l'ISDA.

Avec l'organisation de toutes ces facultés et sections, les auteurs avaient pour objectif de déployer un réseau de neurones d'identification des étudiants de l'UAC/ISDA pendant la période d'examens. Ce système pourra être capable d'identifier un étudiant de l'UAC/ISDA par nom, post-nom, prénom, promotion et le montant déjà payé des frais académiques (relatif au seuil requis pour passer des examens dans une session donnée) par reconnaissance du visage via la caméra du téléphone mobile ou d'une image stockée dans la galerie du téléphone. Le but poursuivi ici a été de lutter contre la fraude pendant la période d'examens, aussi pour vérifier si l'étudiant a déjà atteint le seuil requis comme frais académiques pour passer ledit examen. Les auteurs ont été motivés par la manière dont les examens sont organisés à l'UAC/ISDA où les étudiants de plusieurs promotions passent l'examen dans une même salle avec le risque de fraude. Or, comme le montre l'histogramme ci-dessous, les effectifs des étudiants de l'UAC/ISDA augmentent depuis l'année académique 2019-2020.

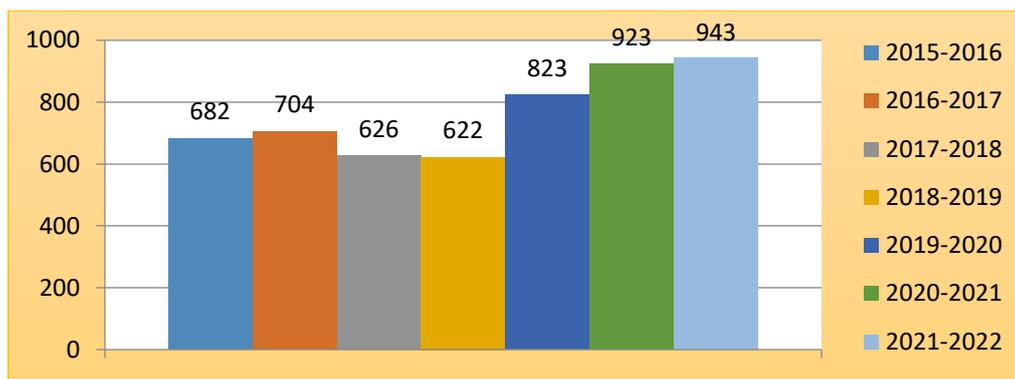


Fig. 1. Effectifs des étudiants de l'UAC/ISDA [5]

Avec ce système, cette institution académique éviterait le phénomène de mercenariat en son sein. Ce phénomène consiste à faire venir quelqu'un qui maîtrise telle ou telle autre matière et passe l'examen à la place d'un ou des étudiants inscrits. Un tel problème est surtout fréquent lorsque les étudiants qui doivent entrer dans la salle d'examens sont identifiés par des objets dont la carte d'étudiant. Ainsi les auteurs ont pensé être proactifs que d'être réactifs à un tel problème qui est devenu un fléau dans beaucoup d'universités congolaises.

Il s'observe de plus en plus que ces genres des problèmes ne surviennent pas lorsque le contrôle d'accès est lié directement à l'identité de la personne. Il y a donc un intérêt grandissant pour les systèmes électroniques d'identification et d'authentification. Leur dénominateur commun est le besoin d'un moyen simple, pratique, fiable et peu onéreux, pour vérifier l'identité d'une personne, sans l'assistance d'une autre personne. Comme souligné dans le point précédent, les systèmes d'identification basés sur les caractéristiques personnelles, aussi appelés biométriques, utilisent des aspects propres à chaque individu pour en valider l'identité [6]. Ces caractéristiques peuvent être des empreintes digitales, l'identification vocale, l'empreinte rétinienne, l'identification faciale ou encore l'empreinte générique... Dans ce mémoire, nous avons retenu la modalité *visage* car c'est un indice biologique très fort contenant de nombreuses indications sur l'identité de la personne et dont l'image peut être acquise de manière non invasive. Elle est la plus acceptable parce qu'on peut l'utiliser à distance sans entrer en contact avec l'objet.

Dans le but d'améliorer les techniques employées pour l'identification d'individus particuliers lors des examens dans des universités congolaises, la reconnaissance du visage est un domaine en croissance constante qui puisse améliorer cet aspect. Toutefois, comme indiqué ci-haut, les solutions pour la reconnaissance des visages ne sont pas présentement optimales [7]. Dans plusieurs cas, de simples variations ou déformations des visages capturés sur vidéos, entre autres causées par l'intensité lumineuse ou l'angle de capture, suffisent à rendre les algorithmes inefficaces. Le présent projet visait à déployer un réseau de neurone profond afin d'améliorer les performances finales atteintes par le système dans son ensemble, et pour assurer une meilleure concordance entre le visage capturé et ceux enregistrés dans la base de référence.

De manière générale, les améliorations qui ont été proposées dans cette recherche permettront de meilleures performances pour l'identification d'étudiants particuliers. Cela offrirait comme avantage de rendre les systèmes d'identification des étudiants au sein de l'UAC/ISDA plus robustes, et il serait ainsi possible d'offrir une meilleure surveillance des entrées des étudiants figurant dans la salle d'examens.

Sur ce, spécifiquement cette recherche a eu pour objectifs de:

- Identifier un individu (étudiant) malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes, etc.);
- Développer un modèle prédictif à déployer en mobile fournissant les identités correctes de l'étudiant dont les informations ont été identifiées;
- Tester et valider l'application mobile déployée pour vérifier sa fiabilité dans la vraie vie de l'UAC/ISDA

Tableau 1. Correspondance entre les questions de recherche et les objectifs spécifiques

Objectifs spécifiques	Questions de recherche
1. Identifier un individu (étudiant) malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes, etc.);	1. Est-il possible de fournir les identités d'un étudiant particulier à partir du visage apparaissant sur des séquences vidéo d'une caméra de Smartphone tout en capturant le visage spécifique d'un individu sans variations ?
2. Développer un modèle prédictif à déployer en mobile fournissant les identités correctes de l'étudiant dont les informations ont	2. Un réseau de neurones profond est-il possible d'identifier un individu malgré les différents artifices physiques apparaissant sur son visage ?
3. Tester et valider l'application mobile déployée pour vérifier sa fiabilité dans la vraie vie de l'UAC/ISDA	3. Le modèle réseau de neurones profond développé et déployé prédit-il adéquatement les identités, la promotion et le montant des frais académiques payés des étudiants en fonctions de leurs faces capturées via un Smartphone ?

2 REVUE DE LITTERATURE

2.1 REVUE DE LITTERATURE THEORIQUE

Cette section vise à définir certains concepts à rapport avec le thème de cette recherche. L'idée est de définir l'Intelligence Artificielle (IA). Qu'est-ce que l'apprentissage automatique, en anglais Machine Learning (ML) et l'apprentissage profond, en anglais Deep Learning (DL) et quels liens existent-ils entre l'IA, le ML et le DL ? Aussi de définir ce que c'est la reconnaissance faciale.

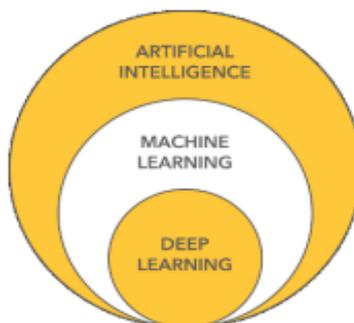


Fig. 2. La relation entre l'IA, ML et DL [8]

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Historiquement, on peut situer la naissance de l'IA vers les années 50 quand Turing énonçait que la machine a les capacités de penser [9]. Le terme en lui-même a été créé par John McCarthy en 1956 [10]. La grande question de l'époque était celle de se demander si les ordinateurs pouvaient être conçus pour penser. Dans ce sens, l'IA a été comprise comme l'automatisation des tâches qui soient intellectuelles et qui relèvent des capacités humaines [11]. Tout ce que l'humain peut faire de façon intelligente doit être déplacé dans des machines. On peut se demander comment l'ordinateur exécute certaines tâches qui peuvent sembler difficiles à première vue, et d'autres qui peuvent sembler impossibles. L'IA est un domaine général qui englobe le ML et le DL. Elle comprend également de nombreuses autres approches qui n'impliquent aucun apprentissage. C'est par exemple les premiers programmes d'échecs qui ne mettaient en œuvre que des règles codées en dur (hardcoded), élaborés par les programmeurs, et qui ne pouvaient pas être qualifiés de ML [11].

Le paradigme dominant de l'IA des années 1950 à la fin des années 1980 fut connue sous le nom « d'intelligence artificielle symbolique ». Ici, de nombreux experts croyaient qu'une IA équivalente à l'intelligence de l'homme pouvait être atteinte en faisant en sorte que les programmeurs fabriquent un ensemble suffisamment large de règles explicites pour manipuler les connaissances. Cette approche avait atteint son apogée pendant le boom des « systèmes experts » dans les années 1980 [11].

Comme le note François Chollet, l'IA symbolique s'est avérée incapable de définir des règles explicites pour résoudre des problèmes plus complexes et flous, tels que la classification d'images, la reconnaissance de la parole et la traduction linguistique, bien

qu'elle se soit révélée apte à résoudre des problèmes logiques bien définis, tels que jouer aux échecs. Comment rendre les machines robustes dans des tâches comme celles de classification d'images, de reconnaissance de la parole, etc. ? C'est le ML [11].

L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

ML est un domaine captivant. Issu de nombreuses disciplines comme les statistiques, l'optimisation, l'algorithmique ou le traitement du signal, le ML est un champ d'études en mutation constante qui s'est de nos jours imposé dans notre société. Déjà utilisé depuis des décennies dans la reconnaissance automatique de caractères ou les filtres anti-spam, il sert maintenant à protéger contre la fraude bancaire, à recommander des livres, films, ou autres produits adaptés à nos goûts, à identifier les visages dans le viseur de notre appareil photo, ou traduire automatiquement des textes d'une langue vers une autre [12].

Le but de l'apprentissage automatique est de programmer les ordinateurs pour qu'ils utilisent des données d'exemple ou une expérience passée pour résoudre un problème donné [13]. À titre illustratif, supposons qu'une entreprise veuille connaître le montant total dépensé par un client ou une cliente à partir de ses factures. Il suffit d'appliquer un algorithme classique, à savoir une simple addition. Dans ce cas, un algorithme d'apprentissage n'est pas nécessaire. Mais, supposons maintenant que l'on veuille utiliser ces factures pour déterminer quels produits le client est le plus susceptible d'acheter dans un mois [12]. Bien que cela soit vraisemblablement lié, nous n'avons manifestement pas toutes les informations nécessaires pour ce faire. Cependant, si l'on dispose de l'historique d'achat d'un grand nombre d'individus, il devient possible d'utiliser un algorithme de ML pour qu'il en tire un modèle prédictif nous permettant d'apporter une réponse à notre question [12]. Le ML peut être ainsi compris par un raisonnement tel qu'ayant une tâche T à exécuter, et possédant une mesure de performance P , on dira qu'un programme informatique apprend via une expérience E si les résultats qu'on obtiendra sur T , qui peuvent être mesurés par P , peuvent s'améliorer avec l'expérience E [14]. En fait, un système ML est entraîné plutôt qu'explicitement programmé.

APPRENTISSAGE PROFOND

Le DL est un sous-domaine spécifique de ML. Le DL est une nouvelle approche de l'apprentissage des représentations à partir des données qui met l'accent sur l'apprentissage de couches successives de représentations qui sont de plus en plus significatives. L'adjectif épithète « *profond* » dans le groupe nominal *apprentissage profond* ne fait pas référence à une forme de compréhension plus approfondie réalisée par l'approche mise en œuvre. Il représente plutôt l'idée de couches successives de représentations. Le nombre de couches qui contribuent à un modèle de données s'appelle la profondeur (*depth*) du modèle [15]. D'autres noms appropriés pour le DL auraient pu être l'apprentissage des représentations en couches (*layered representations learning*) et l'apprentissage des représentations hiérarchiques (*hierarchical representations learning*) [15]. Le DL moderne comprend souvent des dizaines, voire des centaines, de couches successives de représentations apprenant toutes automatiquement à partir de l'exposition aux données d'apprentissage. Cependant, d'autres approches de l'apprentissage automatique tendent à privilégier l'apprentissage d'une ou deux couches de représentations de données; c'est pourquoi elles sont parfois nommées apprentissages non *profonds* (*shallow learning*) [14]. En DL, ces représentations en couches sont apprises au moyen de modèles appelés réseaux de neurones, structurés en couches littéralement juxtaposées les unes sur les autres [15].

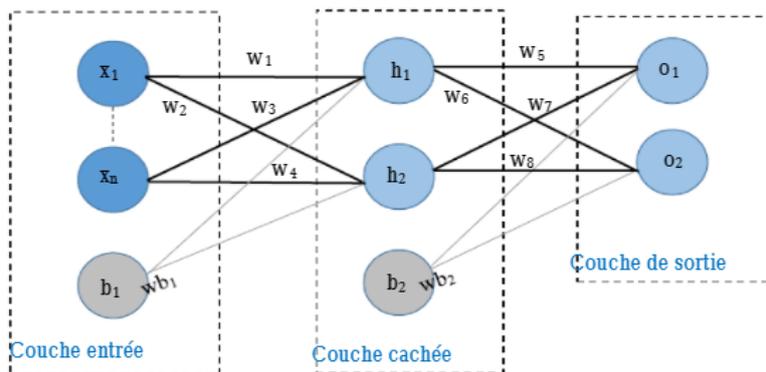


Fig. 3. Exemple d'un réseau de neurones [15]

L'expression réseau de neurones est une référence à la neurobiologie bien que certains concepts fondamentaux de l'apprentissage profond aient été développés en partie. En s'inspirant de notre compréhension du cerveau, les modèles d'apprentissage profond ne sont pas des modèles du cerveau. Rien n'indique que le cerveau met en œuvre des mécanismes d'apprentissage semblables à ceux utilisés dans les modèles modernes d'apprentissage profond. Il serait déroutant et contre-

productif pour les nouveaux venus dans le domaine de l'apprentissage profond de le penser comme étant d'une quelconque manière liée à la neurobiologie [11].

LA RECONNAISSANCE FACIALE

La reconnaissance faciale est une technique informatique et probabiliste qui permet de reconnaître automatiquement une personne sur la base de son visage, pour l'authentifier ou l'identifier. La reconnaissance faciale appartient à la catégorie plus large des techniques biométriques [16]. La biométrie regroupe l'ensemble des procédés automatisés permettant de reconnaître un individu à partir de la quantification de ses caractéristiques physiques, physiologiques ou comportementales (empreintes digitales, réseau veineux, iris, etc.). Ces caractéristiques sont qualifiées de données biométriques par le Règlement général sur la protection des données (RGPD), parce qu'elles permettent ou confirment l'identification unique de cette personne. C'est le cas des visages des personnes ou, plus précisément, de leur traitement technique par les dispositifs de reconnaissance faciale: à partir de l'image d'un visage (une photographie ou une vidéo), on peut réaliser un modèle représentant, d'un point de vue informatique, certaines caractéristiques de ce visage (on parle alors de « gabarit »). Ce gabarit est censé être unique et propre à chaque personne et il est, en principe, permanent dans le temps. Le dispositif permet ensuite, dans une phase de reconnaissance, la comparaison de ce modèle avec d'autres modèles, préalablement réalisés ou calculés en direct à partir de visages repérés sur une image, photo ou vidéo. La « reconnaissance faciale » se fait donc en deux temps: la collecte du visage et sa transformation en un gabarit, puis la reconnaissance de ce visage par comparaison du gabarit correspondant avec un ou plusieurs autres gabarits [16].

2.2 REVUE DE LITTÉRATURE EMPIRIQUE

Cette section consiste à présenter certains travaux antérieurs relatifs à cette présente étude. Khawla Alhananea et al., dans « Face Recognition Smart Attendance System using Deep Transfer Learning », ont montré que l'identification du visage joue un rôle biométrique majeur dans plusieurs applications, notamment la gestion des présences et les systèmes de contrôle d'accès [17]. Le visage est l'un des éléments biométriques les plus largement utilisés pour l'authentification de l'identité humaine. Les auteurs de cette étude ont présenté un système de présence par reconnaissance faciale, système basé sur l'apprentissage profond des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Ils ont utilisé l'apprentissage par transfert en disposant de trois réseaux de neurones convolutifs pré-entraînés: AlexNet, GoogleNet et SqueezeNet. Ces réseaux ont été formés sur les données contenant 10 classes différentes où chaque classe comprend 20 images [17]. Quant à la méthode, la démarche qu'ils ont proposée se compose de plusieurs étapes: collecte de données, pré-traitement des données, augmentation des données, formation du CNN et validation, et le test du système [17]. La formation du SqueezeNet a nécessité 30 époques au total avec 12 itérations par époque. Après 360 itérations, leur modèle a atteint une précision de validation de 98,33%. L'entraînement de GoogleNet a nécessité aussi 30 époques au total avec 12 itérations par époque. Après 360 itérations, il a atteint une précision de validation de 93,33%. L'entraînement d'AlexNet a utilisé 60 époques au total avec 12 itérations par époque. Après 720 itérations, ce modèle a atteint une précision de validation de 100% [17].

Teng Kai Lum et Munirah Ab Rahman, dans « Face Recognition using Deep CNN Models », ont mis en place un réseau de neurones convolutifs d'apprentissage profond pour reconnaître différentes images de visages humains. L'objectif de cette étude était de fournir une évaluation quantitative de la fiabilité du classificateur sur la base de mesures de performance [18]. Leur étude a utilisé trois modèles CNN profonds pré-entraînés: CNN AlexNet, DenseNet201 et GoogleNet; la détection des visages à l'aide de cascades Haar. Tout leur travail a été effectué avec le logiciel MATLAB R2021 [18]. Le meilleur résultat de performance a été celui du modèle d'AlexNet. Les paramètres de la taille du lot, du nombre d'époques, de la fréquence de validation et du taux d'apprentissage utilisés pour former les modèles CNN d'AlexNet ont été 10, 25, 35 et 0.001, respectivement. Par conséquent, la précision moyenne, la précision d'apprentissage, la précision de validation et le taux d'erreur en utilisant AlexNet ont été 90.48 %, 87.00 %, 90.48 % et 0.52 %, respectivement. Leur modèle a été capable de bien classifier trois visages différents [18].

Par ailleurs, dans leur étude « Automatic Student Attendance System using Face Recognition », Partha Chakraborty et al. ont mis en place un système basé sur l'utilisation de techniques uniques pour la détection et la reconnaissance des visages. Ce système détecte automatiquement l'étudiant lorsqu'il ou elle entre dans la classe et reconnaît cet étudiant en particulier et marque son assiduité [19]. Le principal component analysis (PCA) a été utilisé dans la reconnaissance faciale pour la réduction de dimensionnalité des images [19]. La bibliothèque EmguCV a été utilisée pour traiter les images [19]. Pour améliorer les performances de reconnaissance du système, neuf des photos ont été sélectionnées pour la formation de chaque personne de la base de données régulière des visages entraînés; les deux photos restantes ont été sélectionnées pour le test de collection. Sur les quinze sujets de la base de données des visages entraînés, douze ont été reconnus correctement. Ceci était proportionnel à la précision de 90%. Le niveau de reconnaissance n'était pas influencé par les visages avec ou sans lunettes. Le pourcentage moyen d'identification était de 80,22%. Pour obtenir les résultats souhaités, ces chercheurs avaient combiné différentes méthodes et d'algorithmes [19].

Huda Mady et Shadi M.S. Hilles, dans leur recherche sur « Efficient Real Time Attendance System Based on Face Detection Case Study "MEDIU Staff" », s'étaient assignés pour objectif principal de mettre en place un système d'assiduité automatique à l'Université Internationale d'Al-Madinah (MEDIU) et d'atteindre un niveau de qualité supérieur [20]. Les visages ont été détectés et extraits en utilisant l'algorithme rapide proposé par M.J.P. Viola [20]. Leur étude a suggéré la combinaison de deux détecteurs basés sur Viola et Jones qui traitent les défis réels de la vidéo. Les résultats de la détection de 100 images par vidéo de la base de données étaient satisfaisants. Le résultat le plus élevé était de 95% et le plus bas de 63% [20].

Ankur Singh Bist et al. ont mené une recherche intitulée « *Design of Face Recognition AttendX for Recording Student Attendance Data Based on Artificial Intelligence Technology* » [21]. Ces auteurs ont mis en œuvre un réel examen des développements technologiques, notamment la possibilité de remplir la présence en ligne, en utilisant la technologie de reconnaissance du visage. La méthode utilisée est **ResNet** ainsi que l'alimentation multicouche réseau pour obtenir les résultats conçus [21]. Dans la version de test d'essai AttendX 1.28 pendant 13 jours du 5 au 18 août 2020, 49 personnes ont été testées, parmi lesquelles 17 hommes et 32 femmes. La participation a été portée sur 1764 fois sur les 1000 ciblés. À partir de 882 essais d'absentéisme portant des masques, le taux de réussite a atteint 56%. Et des 882 essais sans masque, le taux de réussite était de 79%. Le pourcentage total correct des hommes était de 78% des 612 essais et les femmes représentaient 77% des 1152 essais. Globalement, sur un total de 1764 des tests effectués, il y a eu 1202 succès, avec un taux de précision de 68% [21].

Dulyawit Prangchumpol, dans son travail intitulé « *Face Recognition for Attendance Management System Using Multiple Sensors* », a cherché à trouver le moyen de reconnaître le visage en utilisant la technique de reconnaissance de visage Android avec le DL [22]. Pour la détection des visages, la recherche a utilisé la technique cascade de Haar [22]. Le système développé a utilisé la bibliothèque OpenCV sur Android OS avec JNI [22]. Ceci a nécessité l'utilisation des outils suivants tel que Java Development Kit et Java SE Runtime Environment, Software Development Kit (SDK) et SDK Platform Android 3.0 (API 11), Kit de développement natif, Outils de développement Android, OpenCV et Dispositif virtuel Android. La plus haute précision du système a été de 97% de vérification correcte [22].

Par ailleurs, « *Student Monitoring By Face Recognition System* », une étude menée par Dayanand S. Shilwant et A.R. Karwankar, a consisté à mettre en place un système de suivi des étudiants en utilisant la technique de reconnaissance faciale. Étant donné qu'il est difficile d'estimer la fréquentation avec précision à l'aide de chaque résultat de reconnaissance du visage, cette étude propose une méthode d'estimer précisément la fréquentation en utilisant tous les résultats de reconnaissance faciale obtenus par observation continue [23]. Dans ce système, les images standard des étudiants dans la classe sont stockées dans la base de données. L'image stockée a les informations sur l'étudiant telles que les noms, le numéro de siège de l'étudiant, le numéro du portable, la classe, la succursale, l'année, etc. qui sont les modèles de référence utilisés pour la comparaison. Chaque enseignant reçoit un nom d'utilisateur et un mot de passe pour se connecter au système, puis ils peuvent prendre l'assiduité aux matières qui leur sont attribuées [23].

Quant à la méthodologie, leur algorithme comporte deux étapes. La première webcam prend l'image, détecte le visage puis compare avec l'image stockée ou les images de référence. Et, la deuxième étape intervient lorsque l'image capturée à partir de la webcam correspond à l'image de référence, elle marque la présence et envoie un SMS à l'étudiant et à ses parents. À part la détection du visage et la reconnaissance, on a aussi utilisé *Eigenfaces (visages propres)* qui est un ensemble de vecteurs propres utilisés dans le problème de vision par ordinateur de la reconnaissance du visage humain [23]. Ces vecteurs propres sont dérivés à partir de la matrice de covariance de la distribution de probabilité de l'espace vectoriel de grande dimension des faces possibles d'êtres humains. En expérimentant le système pour le tester sous les variations de certaines conditions, les reconnaissances suivantes ont été trouvées: une moyenne de 96% avec variation de lumière, 85 % avec variation d'orientation et 64 % avec variation de taille. Pour compléter les visages propres, une autre approche a été développées appelées *Eigen-features* [23]. Ceci combine les métriques faciales (mesure de la distance entre les traits du visage) avec l'approche *Eigenface*. Une autre méthode, qui est en concurrence avec la technique *Eigenface*, utilise "*fisherfaces*". Cette méthode de reconnaissance faciale est moins sensible à la variation de l'éclairage et de la pose du visage que la méthode utilisant *Eigenface* [23]. Une alternative plus moderne à *Eigenface* et *fisherfaces* est le modèle d'apparence actif, qui découple la forme du visage à partir de sa texture: il fait un *Eigenface* décomposition du visage après l'avoir déformé en une forme moyenne [23].

2.3 CADRE CONCEPTUEL

Dans la littérature empirique, les auteurs ont rencontré certaines variables permettant la détection des visages comme la position du siège, le numéro d'identification, la date, l'heure, les noms, le numéro de siège de l'étudiant, le numéro du portable, la classe, la succursale, l'année, etc. À ce qui concerne cette présente étude, les auteurs ont retenu les facteurs physiologique (coiffure, chevelure, barbe, lunettes...), les facteurs démographiques (les noms, les post-noms, les prénoms, la promotion), les facteurs climatiques (morose ou pas), les facteurs financiers (montant déjà payé de frais académiques) comme variables indépendantes et l'accès dans la salle d'examen comme variable dépendante. D'où, le cadre conceptuel graphique ci-dessous:

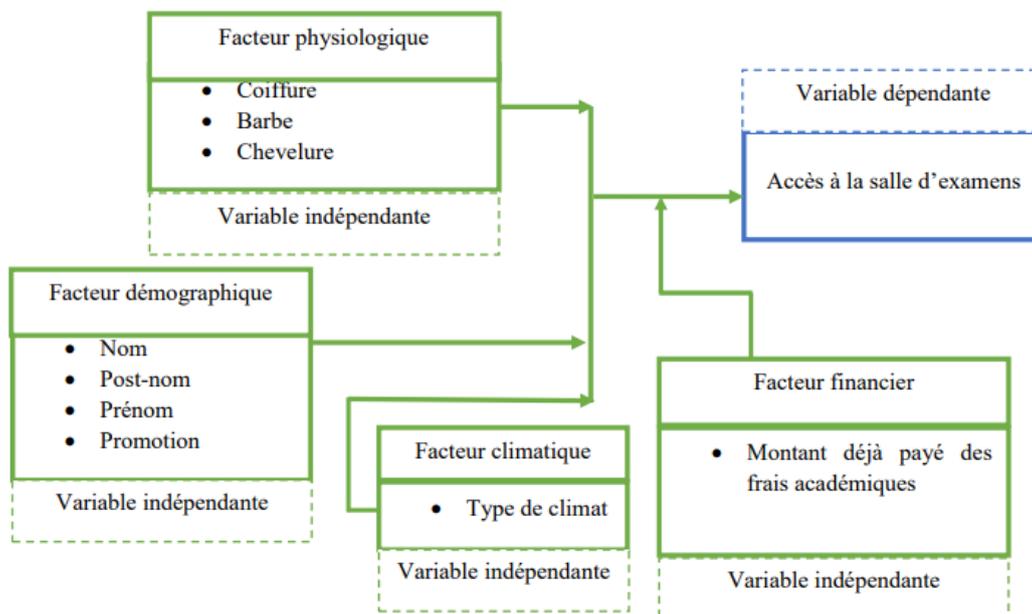


Fig. 4. Cadre conceptuel de la recherche

Les variables de l'étude ont été donc les variables indépendantes et la variable dépendante. Les variables indépendantes sont constituées des facteurs physiologiques: la chevelure, la barbe, la moustache, les lunettes et le chapeau; des facteurs démographiques: le nom, le post-nom, le prénom et la promotion; du facteur financier: le montant payé et, enfin, du facteur climatique: le climat peut être morose ou non.

3 METHODOLOGIE

3.1 CONCEPTION DE LA RECHERCHE

Cette recherche a reposé sur la méthode quantitative qui est une technique de collecte de données qui permet au chercheur d'analyser des comportements, des opinions, ou même des attentes en quantité [24]. L'objectif de cette méthode est souvent d'en déduire des conclusions mesurables statistiquement, contrairement à une étude qualitative qui est une méthode permettant d'analyser et comprendre des phénomènes, des comportements de groupe, des faits ou des sujets avec comme objectif d'obtenir des données de fond (de qualité) [24]. En effet, les données quantitatives sont des informations numériques ou statistiques provenant le plus souvent d'enquêtes, de rapports ou de données administratives; ce sont des données numériques obtenues à partir d'une investigation empirique effectuée par soi-même (données primaires) ou d'une base de données existante (données secondaires) [25]. Cette étude a été basée, d'une part, sur les données secondaires provenant de la base de données de l'UAC/ISDA. Il a été question de récupérer les identités des étudiants, entre autres les noms, post-noms, prénoms, promotions, montant déjà payé des frais académiques de l'année en cours par l'étudiant. D'autre part, les auteurs ont récolté les données lors des descentes sur le terrain dans des salles des classes pour la constitution de la base de données d'images correspondant aux données obtenues dans la base de données de l'UAC/ISDA.

L'analyse de données secondaires (ADS) peut prendre différentes formes. Elle est souvent perçue comme une méthode permettant d'utiliser des données existantes qui n'ont pas été produites dans le cadre d'une évaluation. Il peut s'agir également d'une nouvelle analyse de données existantes [26]. Les auteurs ont ainsi utilisé cette méthode d'analyse. Les données secondaires sont généralement produites au cours d'un projet de recherche ou d'une évaluation de programme. Ces données ont donc, dans les premiers temps de leur vie utile, servi à remplir un ou des objectifs très précis, c'est-à-dire les éléments informatifs rassemblés pour des fins autres que celles pour lesquelles les données avaient été recueillies initialement [27]. L'ADS peut permettre de recourir à des échantillons de grande taille qui seraient pratiquement impossible à constituer par un évaluateur seul ou même par une équipe d'évaluateurs, dans une période de temps relativement courte [26]. Le processus de collecte de données maintient souvent un niveau d'expertise et de professionnalisme qui peut ne pas être présent avec les chercheurs individuels ou les petits projets de recherche. L'accès à des données secondaires en quantité et en qualité suffisante offre la possibilité de réaliser des analyses longitudinales et de croiser des données. Ces opérations seraient difficilement réalisables dans le cadre d'une collecte de données primaires [26].

Néanmoins, l'inconvénient majeur de l'utilisation de données secondaires concerne la qualité et la pertinence des données. Les données initiales ont été produites pour répondre à des objectifs particuliers qui peuvent être semblables à ceux poursuivis [26]. Mais elles peuvent ne pas répondre aux questions de recherche spécifiques du chercheur ou ne pas contenir des informations spécifiques que le chercheur aimerait avoir [28]. Il peut également ne pas avoir été collecté dans la région géographique ou au cours des années souhaitées, ou auprès de la population spécifique que le chercheur souhaite étudier. De plus, comme le chercheur n'a pas collecté les données, il n'a aucun contrôle sur ce qui est contenu dans l'ensemble des données. Cela peut souvent limiter l'analyse ou modifier les questions originales auxquelles le chercheur a cherché à répondre. Un autre inconvénient important de l'utilisation de données secondaires est que le chercheur ne sait pas exactement comment le processus de collecte de données a été effectué ou dans quelle mesure il a été réalisé [28].

Les données secondaires sont dites internes ou externes selon qu'elles proviennent ou non du commanditaire de l'étude. La collecte de données secondaires externes est souvent rapide, mais son coût est variable, allant de la gratuité, pour certaines variables, jusqu'à l'achat de bases de données ou de panels très coûteux, etc [29]. Les données secondaires internes sont des informations déjà produites par des organisations ou des personnes privées. Elles n'ont pas été recueillies pour répondre aux besoins spécifiques du chercheur, mais elles constituent de véritables sources de données secondaires pour celui qui les consulte [30].

La figure ci-après illustre le diagramme de conception de cette recherche:

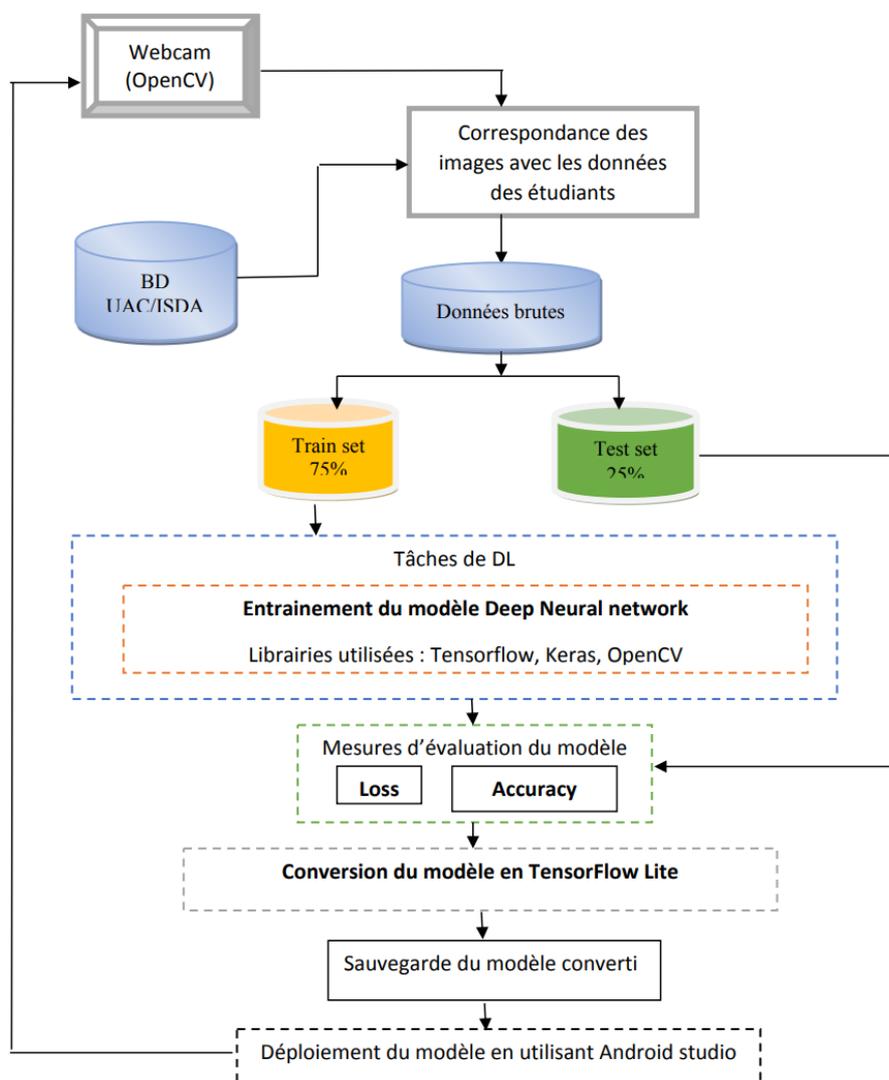


Fig. 5. Diagramme de Conception de la recherche

La webcam, dans Fig. 5 permet de faire l'enregistrement de l'image du visage d'un étudiant inscrit. L'image du visage sera capturée dans la direction verticale de la caméra avec différentes expressions faciales telles que normale, souriante et riant. Pour la détection

du visage, le système utilise la technique de cascade de Haar. La détection d'objets à l'aide de classificateurs en cascade basés sur des fonctionnalités de Haar est une méthode de détection d'objets efficace proposée par Paul Viola et Michael Jones dans leur article, "*Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features*" [31] en 2001. Les images qui seront obtenues à partir de la webcam seront rassemblées dans les dossiers étiquetés par les identités des étudiants provenant de la BD de l'UAC/ISDA et ce dossier constitue les données brutes. Chaque dossier contenant les images d'un étudiant va constituer une classe (label).

Par la suite, le dataset a été partitionné en deux jeux des données : jeu d'entraînement ou training set en anglais et jeu de test ou test set en anglais. Le train set est l'ensemble utilisé pour entraîner le modèle prédictif, et le test set l'ensemble des données utilisé pour son évaluation [12]. Pour ce faire, le train set a été de 75% et le test set de 25%. Les tâches de DL ont été de construire le réseau de neurones. Comme mesure d'évaluation, cette étude a retenu l'Accuracy. Enfin, le modèle a été converti en TensorFlowLite (*tflite*) pour permettre de le déployer en mobile.

3.2 POPULATION CIBLE

La population d'une étude est n'est rien d'autre que l'ensemble des éléments d'un phénomène observé ayant les mêmes propriétés et étant de même nature [32]. Autrement dit, c'est l'univers statistique auquel le chercheur s'interroge, se questionne afin de recueillir d'amples informations nécessaires [32]. La population cible est l'ensemble de la population que les résultats de l'enquête devraient représenter. Elle peut être celle d'un pays entier ou d'une seule région. Elle est l'ensemble des membres d'un groupe spécifique sur lequel les résultats seront applicables [32]. Ainsi, la population cible de cette étude a été composée des étudiants inscrits au sein de l'UAC/ISDA pour l'année académique 2021-2022.

3.3 ECHANTILLONNAGE ET PROCEDURE D'ECHANTILLONNAGE

Pour compléter les données existantes, c'est-à-dire celles de la base de données de l'UAC/ISDA, les auteurs ont procédé par le recensement des étudiants de ladite institution. À la différence de l'échantillonnage qui implique un dénombrement du sous-groupe d'éléments choisis pour la participation, le recensement fait référence à la méthode de recherche quantitative, dans laquelle tous les membres de la population sont énumérés [33]. Cette méthode de recensement a permis de recueillir les photos des étudiants inscrits au sein de l'UAC/ISDA pour l'année académique 2021-2022.

3.4 PROCEDURE DE COLLECTE DES DONNEES

Pour recueillir les données secondaires relatives aux identités des étudiants provenant de la base de données de l'UAC/ISDA, les auteurs ont utilisé le code PHP qui leur a permis de générer un fichier csv (Coma Separated Values ou Valeurs Séparées par des Virgules) comme dataset. Quant à la constitution de la base de données d'images, les auteurs ont collecté les images des étudiants en se servant de la webcam de l'ordinateur. La capture des images a été individuelle pour chacun des étudiants, c'est-à-dire chaque étudiant passe devant la webcam pour que l'image de son visage soit capturée. Ces données d'images ont été jointes à celles catégorielles extraites dans la base de données de l'UAC/ISDA.

3.5 TRAITEMENT DES DONNEES

L'analyse des données constitue l'une des étapes cruciales de tout processus de recherche. Sous cet angle, pour traiter et analyser les données, les auteurs ont tout d'abord fait usage d'un bout de code python de la librairie Open Source Computer Vision (*OpenCV*) pour leur permettre d'activer la webcam pour la capture des images du visage des étudiants. *OpenCV* est une bibliothèque open-source et multiplateforme qui fournit des blocs de construction pour les expériences et les applications de vision par ordinateur. Elle fournit des interfaces de haut niveau pour capturer, traiter et présenter des données d'image [34]. Ensuite, les auteurs ont utilisé la librairie *TensorFlow* pour la construction du réseau de neurones. *TensorFlow* est une bibliothèque puissante pour le calcul numérique, particulièrement bien adaptée et affinée pour le DL à grande échelle. Elle a été développée par l'équipe Google Brain [35]. *TensorFlow* alimente de nombreux services à grande échelle de Google, tels que Google Cloud Speech, Google Photos et Google Search. *TensorFlow* a été mis en open source en novembre 2015, et c'est maintenant la bibliothèque d'apprentissage profond la plus populaire (en termes de citations dans les articles, d'adoption dans les entreprises, d'étoiles sur github, etc.): d'innombrables projets utilisent *TensorFlow* pour toutes sortes de tâches d'apprentissage automatique, comme la classification d'images, le traitement du naturel, les systèmes de recommandation, les prévisions de séries temporelles, et bien plus encore [35].

L'API de *TensorFlow* tourne autour des tenseurs, d'où le nom de Tensor-Flow. Un tenseur est généralement un tableau multidimensionnel (exactement comme un ndarray de NumPy), mais il peut également contenir un scalaire (une valeur simple, comme 42) [35]. Les codes ci-dessous ont permis aux auteurs de capturer des images des étudiants en utilisant *OpenCV*. Il s'en était suivi de charger le fichier cascade et l'utiliser pour détecter les visages dans une image:

```

import cv2
cap=cv2.VideoCapture(0)
img_id=1
face_cascade=cv2.CascadeClassifier('haarcascade_frontalface_default.xml')
while cap.isOpened():
    ret,frame=cap.read()
    img_id+=1
    #cut down frame to 250X250px
    frame=frame[120:120+250,200:200+250,:]
    #Collect positives
    if cv2.waitKey(1)& 0xFF == ord('1'):
        file_name_path="student_img/"+str(img_id)+".jpg"
        img_id=img_id+1
        gray=cv2.cvtColor(frame,cv2.COLOR_BGR2GRAY)
        faces=face_cascade.detectMultiScale(gray,1.3,4)
        for (x,y,w,h) in faces:
            cv2.rectangle(frame, (x,y), (x+w,y+h), (0,255,0), 3)
            cv2.imwrite(file_name_path,frame)
    #show image bach to screen
    cv2.imshow('Iamge Collection', frame)

    #Breaking gracefully
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break
#Release the webcam
cap.release()
#Close the image show frame
cv2.destroyAllWindows()

```

Fig. 6. Importation de OpenCV, chargement du fichier cascade et capture d'images

Les auteurs ont utilisé la fonction *CascadeClassifier* pour charger le fichier *xml*. Une fois que le système commence à capturer les images d'entrée de la webcam, ces images sont converties en niveaux de gris et les auteurs ont utilisé la fonction *detectMultiScale* pour obtenir les boîtes englobantes de tous les visages dans l'image actuelle. Le deuxième argument de cette fonction spécifie le saut dans le facteur d'échelle. Ainsi, si une image n'est pas trouvée à l'échelle actuelle, la prochaine taille à vérifier sera, dans le cas de cette recherche, 1,3 fois plus grande que la taille actuelle. Le dernier paramètre est un seuil qui détermine le nombre de rectangles adjacents nécessaires pour conserver le rectangle actuel. Il peut être utilisé pour augmenter la robustesse du détecteur de visage. Enfin, en exécutant ce code ci-haut, les auteurs ont obtenu le résultat suivant pour un étudiant X:



Fig. 7. Résultat de la fonction *detectMultiScale*

Après la capture des images, l'étape suivante a été celle de la construction du modèle. Ensuite, toutes les données du dataset ont été importées en utilisant la méthode *glob.glob()* de Python. Cette méthode retourne la liste des fichiers avec leur chemin d'accès complet et est plus puissant que *os.listdir* qui n'utilise pas des expressions régulières. En plus, *glob* contient les modules *os*, *sys* et *re* [36]. Pour connaître le nombre total d'images contenant les classes de cette étude, les auteurs ont utilisé la méthode de comptage des listes *Count()*. La syntaxe de Python *count()* est une méthode de liste intégrée qui permet de compter les occurrences d'un élément particulier dans la séquence [37]. C'est après que nous avons défini quelques paramètres pour le chargeur. Après, les auteurs ont divisé les données en deux: *training set* et *validation set*. Les codes python ci-dessous illustre la procédure utilisée pour cette tâche de subdivision des données des images:

```
train_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    'D:\Model10\img_student',
    validation_split=0.25,
    subset="training",
    seed=123,
    image_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size)
```

Found 2210 files belonging to 221 classes.
Using 1658 files for training.

```
val_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    'D:\Model10\img_student',
    validation_split=0.25,
    subset="validation",
    seed=123,
    image_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size)
```

Found 2210 files belonging to 221 classes.
Using 552 files for validation.

Fig. 8. Division des données en training et validation sets

Le training set a pris en compte 75 % des données et 25 % pour le test (validation pour le cas de cette recherche). Ceci signifie que notre modèle est formé à l'aide de l'ensemble de formation que nous testons en utilisant l'ensemble de test.

Pour accéder aux noms de classes, qui ne sont rien d'autre que les chaînes concaténées des données catégorielles de chaque étudiant provenant de la base de données de l'UAC/ISDA, les auteurs ont utilisé l'attribut *class_names* sur ces ensembles de données comme l'illustre le code ci-après:

```
class_names = train_ds.class_names
print(class_names)
```

```
['APIPAWE_KANGERO_ELOGE G3PH MP 0', 'ASIFIWE_SIRIWAYO_KASOKI G2IG MP 0', 'AS
SAMBWA_MONGA_JUSTIN LIRI MP 120', 'ATSHIALINE_KASOKI_MERVEILLE G3IG MP 475',
'AZAMA_MWANANDEKE_STEPHANIE LIRI MP 405', 'BAHATI_MUFUNIKO_ROHER L2PHILO MP
0', 'BARAKA_MAYELE_BENEDICTE G3IG MP 495', 'BASOMBOLWA_SIKAVYA_VICKY G3IG MP
420', 'BATWIMINA_MULUMBA_SYNTHYCHE L2RI MP 560', 'CHRISTELLE_MULONDI_GRACIA
LICSI MP 345', 'ELOGE_MUYISA_MUMBERE L1 IAG MP 255', 'ENGENGA_WENGENGA_MODES
```

Fig. 9. Noms des classes du dataset

Le modèle a été ensuite entraîné à l'aide de ces jeux de données en les transmettant à *model.fit()*. Quelques paramètres ont été ainsi utilisés dans le modèle construit tel que parcourir *image_batch* et *label_batch*. L'*image_batch*, pour le cas de cette recherche, est un tenseur de la forme (32, 180, 180, 3). Il s'agit d'un lot de 32 images de forme 180x180x3 (la dernière dimension fait référence aux canaux de couleur RVB). Le *label_batch* est un tenseur de la forme (32,), ce sont des labels correspondants aux 32 images [38].

La reconnaissance faciale a l'avantage d'être une méthode non intrusive et passive de confirmation de l'identité personnelle [39]. En termes d'algorithmes, la couche de convolution du CNN partage des paramètres, d'où il offre l'avantage de réduire les besoins en mémoire et le nombre de paramètres à entraîner. Après avoir présenté la méthodologie, la population cible de notre étude, l'échantillonnage et procédure d'échantillonnage, faire la collecte des données (images) ainsi que le traitement dans le chapitre précédent, dans ce présent chapitre, il s'agit de présenter les résultats de notre recherche, y compris ceux de l'analyse exploratoire des données et la discussion de ceux-ci.

Comme souligné dans la sous-section 3.5, le jeu d'entraînement (training set) a été de 75% de l'ensemble de nos données soit 1658 images. Le jeu de test (test set), quant à lui, a été de 25% soit 552 images. Le modèle a été entraîné à l'aide d'un ordinateur avec la spécification comme suit: Intel® UHD Graphics Core™ i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz (8CPUs), ~1.2GHz 12Go RAM 512Go de disque dur (ssd), système d'exploitation Windows 10 Professionnel 64bits. Les auteurs ont usé du langage de programmation python car il a semblé être le langage adéquat pour travailler avec TensorFlow. La version de Python choisie a été la 3.8.12 compatible avec la version 2.7.0 de TensorFlow. Les auteurs ont créé le modèle à l'intérieur de jupyter notebook [40] d'anaconda [41]. Keras a été utilisé comme API de haut niveau de TensorFlow, qui facilite la création et l'entraînement de réseaux de DL. Les auteurs ont également utilisé TensorFlow Lite, un ensemble d'outils permettant de déployer des modèles TensorFlow sur des appareils mobiles et embarqués.

4 ANALYSE DES DONNEES, RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

4.1 STATISTIQUES DESCRIPTIVES

Dans cette étude, nous avons utilisé 2210 images de visages humains en raison de 10 images numérotées de 0 à 10 par classe pour entraîner notre modèle CNN profond. Les images du visage ont été capturées dans la direction verticale de la camera avec différentes expressions faciales telles que normale, souriante et riant. Chaque classe est étiquetée par les identifiants de l'étudiant concerné tels que le nom, le post-nom, le prénom, la promotion et le montant payé (MP). L'image ci-dessous illustre les caractéristiques des images utilisées:



Fig. 10. Illustration des images d'une classe

4.2 ENTRAÎNEMENT ET ÉVALUATION DU MODÈLE

Les auteurs ont utilisé l'utilitaire *image_dataset_from_directory* pour générer les ensembles de données, et nous utilisons les couches de prétraitement d'image Keras pour la normalisation des images et l'augmentation des données. En plus, ils ont fait usage de *data_augmentation* en utilisant les couches des transformations d'augmentation aléatoires au lot d'images. Elles ne sont actives que pendant la formation. Dans la phase de l'augmentation des données, les auteurs ont utilisé trois différentes couches illustrées dans le code ci-dessous:

```
data_augmentation = keras.Sequential(
    [
        layers.experimental.preprocessing.RandomFlip("horizontal",
                                                    input_shape=(img_height,
                                                                img_width,
                                                                3)),
        layers.experimental.preprocessing.RandomRotation(0.1),
        layers.experimental.preprocessing.RandomZoom(0.1),
    ]
)
```

Fig. 11. Code pour l'augmentation des données

Dans l'image ci-dessus, `tf.keras.layers.RandomFlip` représente la couche de prétraitement qui retourne aléatoirement les images pendant la formation. `tf.keras.layers.RandomRotation` est la couche qui permet de faire le prétraitement qui fait tourner les images de façon aléatoire pendant l'apprentissage. `tf.keras.layers.RandomZoom` est une couche de prétraitement qui effectue un zoom aléatoire sur les images pendant la formation [42]. Le modèle séquentiel a été composé de trois blocs de convolution (`tf.keras.layers.Conv2D`) avec une couche de regroupement maximum (`tf.keras.layers.MaxPooling2D`) dans chacun d'eux. Il y a une couche entièrement connectée (`tf.keras.layers.Dense`) avec 128 unités dessus qui est activée par une fonction d'activation ReLU. Ce modèle n'a été ajusté d'aucune [43]. Le code python final de construction du modèle DL de cette étude se présente comme suit:

```
model = Sequential([
    data_augmentation,
    layers.experimental.preprocessing.Rescaling(1./255),
    layers.Conv2D(16, 3, padding='same', activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(32, 3, padding='same', activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Dropout(0.2),
    layers.Flatten(),
    layers.Dense(128, activation='relu'),
    layers.Dense(num_classes)
])
```

Fig. 12. Code complet de l'architecture du réseau de neurones développé

Le modèle a été compilé en utilisant Adam comme fonction d'optimisation et accuracy comme métrique pour évaluer la performance du modèle. Ci-dessous on voit le code qui a permis aux auteurs de compiler le modèle:

```
model.compile(optimizer='adam',
              loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
              metrics=['accuracy'])
```

Fig. 13. Illustration des paramètres utilisés pour compiler le modèle DL de cette recherche

Après avoir défini construit et compiler le modèle, il a été temps de l'entraîner puis d'évaluer ses performances pour examiner s'il fonctionne bien. Ce modèle a été entraîné avec 15 époques au total et 52 itérations. En comparant la première et la dernière époque, le réseau s'est clairement amélioré au cours de la formation, passant d'une perte (*loss*) de 5,40 à une valeur plus petite de 0,13. L'*accuracy* était passée de 0.0066 à 0.95. Dans la dernière époque, la perte d'apprentissage (0,25) a été supérieure à la perte de validation (0,13).

4.3 CONVERSION DU MODÈLE TENSORFLOW EN TENSORFLOW LITE ET SAUVEGARDE

Dans le diagramme de conception de cette recherche (Cf. Fig. 4), les auteurs ont précisé qu'ils devraient convertir le modèle DL en *TensorFlow Lite* qui est un ensemble d'outils permettant d'exécuter des modèles TensorFlow sur des périphériques, c'est-à-dire tout ce qui va du téléphone mobile aux cartes à microcontrôleur [44]. Après la conversion, le modèle converti a été sauvegardé comme suit:

```
# Convert the model to the TensorFlow Lite
converter=tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
tflite_model=converter.convert()
# save model
with open ('D:\Model10\modelUAC.tflite','wb') as f:
    f.write(tflite_model)
```

Fig. 14. Conversion du modèle en TensorFlow Lite et sauvegarde du modèle converti

C'est après que ce modèle a été déployé en mobile en utilisant Android studio comme environnement de développement et Java comme langage de programmation.

4.4 RÉSULTATS DE LA RECHERCHE

Dans cette section, nous présentons les résultats de cette recherche selon les objectifs spécifiques fixés. Avant tout, rappelons que l'objectif global est de mettre en place un réseau de neurones profond pour l'identification des étudiants de l'UAC/ISDA en salle d'examens. La finalité a été d'obtenir un système de reconnaissance faciale de bout-en-bout en temps réel qui permette un niveau plus que satisfaisant de bonne reconnaissance des visages des personnes autorisées à accéder aux salles d'examens.

Pour atteindre cette finalité, les auteurs ont constitué une base de données de 2210 images de visage en raison de 10 images de visage par étudiant. Ces images ont été capturées dans cinq endroits différents pendant des moments différents. Après entraînement de ce réseau de neurones, la performance obtenue du point de vue accuracy a été de 95,66%, avec une perte de 0,13, dans la phase d'entraînement et une perte de 0,25 et un accuracy de 94% pour la phase de validation.

PRÉSENTATION DES RÉSULTATS DU PREMIER OBJECTIF DE LA RECHERCHE

Le premier objectif visait d'identifier un individu (étudiant) malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes, etc.). Les résultats ont révélé que ce modèle est capable d'identifier un individu malgré les bruits. Partant de ces cinq images ci-dessous, dans Fig. 15:



Fig. 15. Illustration des images bruitées avant prédiction

qui représentent cinq images des deux étudiants avec des bruits, on voit dans Fig. 16 que le modèle arrive à les prédire avec exactitude lorsque l'étudiant de l'image de gauche se présentant en salle d'examens. Les résultats obtenus renseignent sur les identités d'un étudiant, entre autres le nom, le postnom et le prénom qui correspondent à son image du visage qui s'affiche.



Fig. 16. Illustration de précision de prédiction des images

Le résultat mobile se présentent comme suit: sur la première image du téléphone, on trouve le nom, le postnom, le prénom, la promotion et le montant payé (MP) de l'étudiant qui s'est présenté devant la caméra du téléphone. Au lancement de l'application, le cadre où se placera l'image du visage de l'étudiant se présente comme avatar. Sur la seconde image du téléphone (Cf. Fig. 17), après capture de la photo de l'étudiant, l'image de son visage est affichée sur le cadre de l'avatar. Le système affiche alors après les identités de l'étudiant dont l'image du visage a été récupérée dans la galerie. A ce niveau, les auteurs ont conclu que le premier objectif a été atteint.

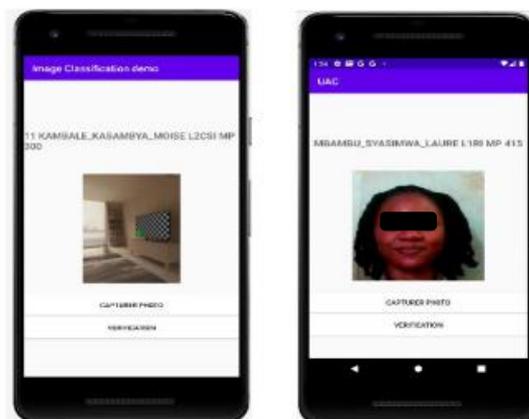


Fig. 17. Illustration des résultats du premier l'objectif

PRESENTATION DES RESULTATS DU DEUXIEME OBJECTIF DE LA RECHERCHE

Etant donné que le deuxième objectif spécifique de cette étude était de développer un modèle prédictif qui fournit les identités correctes de l'étudiant dont les informations ont été identifiées, les résultats ont révélé que le système obtenu comme artefact prédit correctement les informations des étudiants identifiés via les smartphones. Avec une erreur (loss) de 0,25 et de l'accuracy de 94% côté validation, les auteurs ont conclu qu'il y a une efficacité du réseau de neurones artificiels pour la reconnaissance et l'identification des étudiants de l'UAC/ISDA. Par ailleurs, les auteurs ont pu vérifier aussi si le modèle a surappris ou sous-appris. A partir du graphique de la Fig. 18, on peut savoir s'il y a sur-apprentissage (overfitting) ou sous-apprentissage (underfitting):

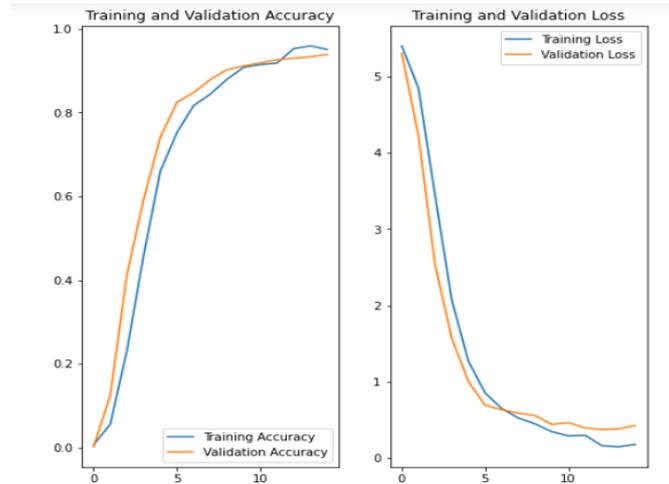


Fig. 18. Représentation graphique de l'historique de l'entraînement du modèle

PRESENTATION DES RESULTATS DU TROISIEME OBJECTIF DE LA RECHERCHE

Le dernier objectif de cette étude visait à tester et valider le modèle pour vérifier sa fiabilité dans la vraie vie de l'UAC/ISDA. Sur l'image ci-dessous, il peut être constaté qu'après déploiement du modèle sur un terminal mobile, le système affiche avec exactitude les identités, la promotion et le montant payé (MP) par l'étudiant dont le visage a été pris en photo avec le téléphone. De ce fait, les auteurs ont conclu que cet objectif a été atteint car le modèle DL développé reflète le monde réel des identités, montant des frais académiques déjà payé et la promotion de chaque étudiant se présentant en salle d'examens.



Fig. 19. Illustration des résultats pour confirmer l'atteinte du dernier objectif

4.5 DISCUSSIONS DES RÉSULTATS

Dans cette section, il s'agit de comparer les résultats des études antérieures ayant fait objet de revue de littérature empirique de cette étude. En 2020, Partha Chakraborty et al. ont mis en place un système basé sur l'utilisation de techniques uniques pour la détection et la reconnaissance des visages. Ce système détecte automatiquement l'étudiant lorsqu'il ou elle entre dans la classe et reconnaît cet étudiant en particulier et marque son assiduité [19]. Le PCA a été utilisé dans la reconnaissance faciale pour la réduction de dimensionnalité des images [19]. La bibliothèque EmguCV a été utilisée pour traiter les images [19]. Sur les quinze sujets de la base de données des visages entraînés, douze ont été reconnus correctement. Ceci était proportionnel à la précision de 90%. Le niveau de reconnaissance n'était pas influencé par les visages avec ou sans lunettes. Le pourcentage moyen d'identification était de 80,22% [19].

Toujours en 2020, Huda Mady et Shadi M.S. Hilles se sont assigné pour objectif principal de mettre en place un système d'assiduité automatique à MEDIU et d'atteindre un niveau de qualité supérieur [20]. Les visages sont détectés et extraits en utilisant l'algorithme rapide proposé par M. J. P. Viola [20]. Ces chercheurs ont suggéré la combinaison de deux détecteurs basés sur Viola et Jones qui traitent les défis réels de la vidéo. Les résultats de la détection de 100 images par vidéo de la base de données étaient satisfaisants. Le résultat le plus élevé était de 95% et le plus bas de 63% [20].

Par ailleurs, Dayanand S. Shilwant et A.R. Karwankar ont mis en place un système de suivi des étudiants en utilisant la technique de reconnaissance faciale. Dans leur système, les images standard des étudiants dans la classe sont stockées dans la base de données. L'image stockée a les informations sur l'étudiant telles que les noms, le numéro de siège de l'étudiant, le numéro du portable, la classe, la succursale, l'année, etc. qui sont les modèles de référence utilisés pour la comparaison. À part la détection du visage et la reconnaissance, ces auteurs ont fait aussi recours à *Eigenfaces* (visages propres). En expérimentant le système pour le tester sous les variations de certaines conditions, les reconnaissances suivantes ont été trouvées: une moyenne de 96% avec variation de lumière, 85% avec variation d'orientation et 64% avec variation de taille. Pour compléter les visages propres, une autre approche a été développées appelées *Eigen-features* [23].

Par contre, cette présente recherche a mis en place un réseau de neurones artificiels profond pour la reconnaissance et l'identification des visages des étudiants inscrits au sein de l'UAC/ISDA en salles d'examens. Pour la détection des visages, cette recherche a utilisé la technique *cascade de Haar*. Le système développé a utilisé la *bibliothèque OpenCV*. Ce modèle a été formé sur les données contenant 210 classes différentes où chaque classe comprend 10 images. Chaque classe porte les informations sur l'étudiant telles que le nom, le postnom, le prénom, la promotion et le montant payé. La formation du réseau de neurones artificiels a nécessité 15 époques au total avec 52 itérations par époque. Après 780 itérations, ce réseau de neurones a atteint une accuracy (exactitude) avec les données d'entraînement de 95,66%, une perte de 0,13. Concernant les données de validation, le modèle a atteint une perte de 0,25 et un accuracy de 94%. Les auteurs ont fait un test sur 30 images capturées dans quatre endroits différents dont 29 ont prédit correctement soit 96.66%. Ainsi, considérant les conditions dans lesquelles les auteurs ont travaillé, le matériel utilisé, les chercheurs de cette présente étude affirment que leur modèle se démarque de ceux des travaux précédents par ses performances. En effet, les auteurs n'ont pas usé des appareils sophistiqués pour capturer les images. Ils se sont servis de la webcam d'un ordinateur.

5 CONCLUSIONS, CONTRIBUTIONS ET RECOMMANDATIONS

Cette recherche s'est inscrite dans le domaine de DL, de manière particulière, de la reconnaissance faciale. Elle a consisté à vérifier l'identité des étudiants de l'UAC/ISDA à partir de leurs visages à la porte de la salle où des examens sont organisés. Utilisé principalement pour des raisons de sécurité et/ou de confidentialité, le système de reconnaissance de visage est de plus en plus présent pour accéder à certains endroits privés.

L'objectif de cette recherche a été de réaliser un système d'identification des étudiants de l'UAC/ISDA par reconnaissance de visage basé sur le DL. Après avoir défini l'objet de cette recherche dans l'introduction, la deuxième section, quant à elle, a porté sur la revue de littérature. Dans cette section, les auteurs ont défini le cadre de référence de l'étude en présentant certains travaux antérieurs relatifs à cette recherche. Par ailleurs, dans la troisième section, les auteurs ont fait l'opérationnalisation de la recherche, i.e. le choix d'une méthode adéquate. En effet, la méthode sur laquelle repose cette recherche est la méthode quantitative qui se veut une technique de collecte de données permettant au chercheur d'analyser des comportements, des opinions, ou même des attentes en quantité.

La quatrième section, celle de l'analyse des données, résultats et discussions, a fait l'évaluation des performances du modèle développé. Pour l'analyse de données qui constitue l'une des étapes cruciales de tout processus de recherche, les auteurs ont usé, tout d'abord, d'un modèle de classificateur pour détecter les visages dans une image. La librairie *OpenCV* nous a fourni un fichier xml qui a aidé à cette fin. Ensuite, les auteurs ont utilisé la librairie *TensorFlow* pour la construction du réseau de neurones. Enfin, les auteurs ont converti le modèle développé à *TensorFlow Lite* qui est un ensemble d'outils permettant d'exécuter des modèles TensorFlow sur des périphériques, c'est-à-dire tout ce qui va du téléphone mobile aux cartes à microcontrôleur [44]. C'est ce modèle converti qui a été ainsi déployé en Android.

Les résultats obtenus ont affiché une validation de la démarche scientifique suivie. Avec le loss de 0,25 et l'accuracy de 94%, dans la phase de validation, ces résultats ont montré l'efficacité du réseau de neurones artificiels pour la reconnaissance et l'identification des étudiants de l'UAC/ISDA. De ce qui précède, le modèle implémenté répond à la problématique de cette étude en ce sens qu'il donne la possibilité d'identifier non plus l'objet (code, carte, clé, etc.) mais la personne elle-même. Bien plus, étant donné que le système mis en place est capable d'identifier un étudiant inscrit à l'UAC/ISDA par son nom, son post-nom, son prénom, sa promotion et le montant qu'il a déjà payé des frais académiques, les auteurs estiment que ce système de reconnaissance faciale va aider à lutter contre la fraude dans les salles d'examens et va permettre d'éviter le phénomène de mercenariat au sein de l'UAC/ISDA.

Concernant les contributions, cette étude a montré qu'on peut construire un bon modèle de reconnaissance faciale en se servant seulement du réseau de neurones artificiels sans faire la combinaison de plusieurs types de CNN comme en a été le cas dans les travaux antérieurs. En plus, par rapports aux études antérieurs qui se limitaient au système de présence dans une classe, cette étude a prouvé qu'on peut étendre la reconnaissance faciale avec identification à toute une université, ceci avec un coût réduit de matériel. Il suffira d'un bon ordinateur pour l'analyse et traitement des données et d'un téléphone mobile avec un système d'exploitation Android. Cette étude a révélé aussi qu'il est possible d'utiliser la webcam de l'ordinateur pour constituer la base de données d'images sans faire recours à un appareil photo sophistiqué qui coûterait cher. Toutefois, la webcam de l'ordinateur doit avoir une bonne résolution pour que les images soient claires.

Cette recherche a apporté ainsi trois différentes contributions dont un d'ordre théorique et deux d'ordre pratique. Théoriquement, cette étude offre des variables (nom, post-nom, prénom, promotion et le montant déjà payé exigé comme seuil pour avoir accès aux examens) optimales qu'on peut utiliser pour construire un modèle de reconnaissance faciale des étudiants dans la salle d'examen dans des milieux semi urbains dont Butembo, dans la Province du Nord-Kivu, en RDC. Pratiquement, cette recherche propose un outil informatique capable de lutter contre le mercenariat, phénomène qui consiste à faire venir quelqu'un qui maîtrise telle ou telle autre cours pour passer l'examen à la place d'un ou des étudiants inscrits. Sur ce, étant donné que Butembo fait partie des zones insécurisées de la RDC, avec l'artefact obtenu dans cette recherche, les autorités de l'UAC/ISDA seront en mesure d'éviter de recevoir dans des salles d'examen des intrus qui ne sont pas des étudiants de cette institution et qui pourraient même être des malfrats. D'où, une façon de contribuer au renforcement de la sécurité dans les milieux scolaires et académiques. N'est ce pas là une manière concrète et pratique de contribuer scientifiquement et informatiquement au débat sur l'objectif durable des Nations Unies numéro 16 portant sur la paix, la justice et les institutions fortes; ayant pour but de promouvoir des sociétés pacifiques pour le développement durable, d'assurer l'accès à la justice pour tous et mettre en place des institutions responsables et efficaces à tous les niveaux [45] ? En plus, ce modèle développé comme artefact, de façon pratique, constitue un prototype qui servira d'instanciation des systèmes de reconnaissance faciale dans des milieux sociaux et politiques similaires à celui de Butembo. Ce qui fait qu'on pourra tester ce modèle dans d'autres institutions académiques similaires à l'UAC/ISDA pour vérifier sa généralisation.

Comme travaux futurs, plusieurs axes de recherche semblent prometteurs. En fait, cette recherche ouvre plusieurs pistes pour des futurs travaux de recherche. Les auteurs proposent pour le moment deux améliorations qui peuvent être apportées à cette étude. Premièrement, l'amélioration dans le traitement de données. Les auteurs estiment qu'au futur, au lieu de générer un fichier.csv des données provenant d'une base de données, il faudra faire directement une connexion entre la base de données et le projet ML ou DP. Cela diminuerait la tâche d'étiqueter les classes chaque fois qu'on veut mettre à jour le modèle mais aussi cela réduirait le nombre d'images. Toutefois, il faudra que la base de données ait toutes les informations dont on aura besoin pour cette fin. La deuxième amélioration consiste à étendre ce prototype en y ajoutant un module de pointage de présence des étudiants pendant les cours. Au lieu que le système reste seulement pour la période d'examen, il peut aussi servir comme système de pointage de présences par reconnaissance faciale pendant les enseignements dans les auditoriums.

REFERENCES

- [1] Ortiz B.L., Gupta V., Chong J.W., Jung K., Dallas T. User Authentication Recognition Process Using Long Short-Term Memory Model, *Multimodal Technologies and Interaction*, 2022, 6 (12): 107. <https://doi.org/10.3390/mti6120107>.
- [2] Ashibani Y., Kauling D., Mahmoud Q.H. Design and Implementation of a Contextual-Based Continuous Authentication Framework for Smart Homes, *Applied System Innovation*, 2019, 2 (1): 4. <https://doi.org/10.3390/asi2010004>.
- [3] Annadurai C., et al. Biometric Authentication-Based Intrusion Detection Using Artificial Intelligence Internet of Things in Smart City, *Energies*, 2022, 15 (19): 7430. <https://doi.org/10.3390/en15197430>.
- [4] Shrivastava P. Use of Biometrics and Artificial Intelligence in Libraries, *International Journal of Research in Library Science*, 2021, 7 (1), pp. 57-66. <https://doi.org/10.26761/IJRLS.7.1.2021.1368>.
- [5] Secrétariat Général Académique, *Programmes d'études*, ISEAB, 2012-2015.
- [6] Adjoud R., et al. La reconnaissance des visages: une comparaison entre les réseaux des neurones compétitifs et les réseaux des neurones à spike, *Traitement du signal*, 8 (6), 2008.
- [7] Sanchez-Moreno A.S., et al. Efficient Face Recognition System for Operating in Unconstrained Environments, *Journal of Imaging*, 2021, 7 (9): 161. <https://doi.org/10.3390/jimaging7090161>.
- [8] Saint-Cirgue G. Apprendre le Machine Learning en une semaine, *Machinelearning.com*, 2019.
- [9] Mignard J.P. IT, IA, le droit et le continent éthique, *Les Cahiers Lysias, Intelligence Artificielle, un nouvel horizon: Pourquoi la France a besoin d'une culture du numérique ? Comprendre et débattre ses enjeux technologiques, économiques, légaux et éthiques*, Paris, 2017.
- [10] Mathivet V. L'Intelligence Artificielle pour les développeurs. Concepts et implémentations en C#, Coll. « DataPro », ENI, Paris, 2014.
- [11] Chollet F. *L'apprentissage profond avec Python*, Coll. « Les Essentiels de l'IA », Machinelearning.fr, Paris, 2020.

- [12] Azencott C.A. *Introduction au Machine Learning*, collection « InfoSup », Dunod, Paris, 2018.
- [13] Tolgui H. *Deep Learning pour Reconnaissance du visage*, Mémoire, Université Mohamed Khider Biskra, 2017-2018.
- [14] Géron A. *Machine Learning avec Scikit-Learn*, Dunod, Paris, 2017.
- [15] Mpia H.N et Inpaivudu B.N. L'Algorithme de rétro-propagation de gradient dans le perceptron multicouche: Bases et étude de cas, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 32 (2), 2021, pp. 271-290.
- [16] Capasso P., Cimmino L., Abate A.F., Bruno A., Cattaneo G. A PNU-Based Methodology to Improve the Reliability of Biometric Systems, *Sensors*, 2022, 22 (16): 6074. <https://doi.org/10.3390/s22166074>.
- [17] Khawla A. et al. Face Recognition Smart Attendance System using Deep Transfer Learning, *Procedia Computer Science*, 192 (C), 2021, pp. 4093–4102. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.184>.
- [18] Teng K.L., Munirah Ab Rahman. Face Recognition using Deep CNN Models, *Evolution in Electrical and Electronic Engineering*, 2 (2), 2021, pp. 214-223.
- [19] Chakraborty P., et al. Automatic Student Attendance System using Face Recognition, *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 9 (3), 2020.
- [20] Huda H.M, Shadi M.S.Hilles. Efficient Real Time Attendance System Based on Face Detection Case Study «MEDIU Staff», *International Journal of Contemporary Computer Research*, 1 (2), 2017.
- [21] Ankur S.B., et al. Design of Face Recognition AttendX for Recording Student Attendance Data Based on Artificial Intelligence Technology, *Solid State Technology*, 63 (2), 2020.
- [22] Prangchumpol D. Face Recognition for Attendance Management System Using Multiple Sensors, *Journal of Physics: Conf. Series* 1335, 2019.
- [23] Shilwant D.S., Karwankar A.R. Student Monitoring By Face Recognition System, *International Journal of Electronics, Communication & Soft Computing Science and Engineering*, 2 (2), pp. 24-27.
- [24] Yvonne G., Alain J. Pourquoi je préfère la recherche quantitative/Pourquoi je préfère la recherche qualitative ? *Revue internationale P.M.E.*, 2016, 29, pp.7-17.
- [25] Abuhamda, E.A., Ismail, I.A., Bsharat, T.R. Understanding Quantitative and Qualitative Research Methods: A Theoretical Perspective for Young Researchers, *International Journal of Research*, 8 (2), pp. 71-87, 2021.
- [26] Eric Dionne, Carole Fleuret. L'analyse de données secondaires dans le cadre d'évaluation de programme: regard théorique et expérientiel, *Canadian Journal of Program Evaluation*, 31 (2), 2016.
- [27] Benoît Gauthier (dir), *Recherche sociale. De la problématique à la collecte des données*, 5^e édition, Presses de l'Université du Québec, Québec, 2009.
- [28] Pederson L.L., et al. Use of secondary data analyses in research: Pros and Cons, *J Addict Med Ther Sci*, 6 (1), 2020.
- [29] Pierre-Charles Pupion. *Statistiques pour la gestion: Applications avec Excel, SPSS, AMOS et SmartPLS*, 3^e édition, Dunod, Paris, 2012.
- [30] Raymond-Alain Thietart et al., *Méthodes de recherche en management*, 4^e édition, Dunod, Paris, 2014.
- [31] Paul Viola, Jones M.J. Robust real-time face detection, *International Journal of Computer Vision*, 57 (2), 2004.
- [32] Umair Majid. Research Fundamentals: Study Design, Population, and Sample Size, *URNCSST Journal*, 2 (1), 2018. <https://doi.org/10.26685/urncst.16>.
- [33] von Stülpnagel R., Findler F., Brand D. Census-Based Variables Are Informative about Subjective Neighborhood Relations, but Only When Adjusted for Residents' Neighborhood Conceptions. *Sustainability*, 2022, 14 (8): 4434. <https://doi.org/10.3390/su14084434>.
- [34] Joseph Howse et al., *OpenCV: Computer Vision Projects with Python*. Get savvy with OpenCV and actualize cool computer vision applications, ed. Packt, Birmingham, 2016.
- [35] Géron A. *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, Second edition, O'Reilly Media, Sebastopol, 2019.
- [36] Tarek Z. *Programmation Python: Conception et optimisation*, 2^e édition, Eyrolles, Paris, 2009.
- [37] Mouhtat B. Tuto Python: Les listes: la méthode COUNT (), 20021. <https://www.cours-gratuit.com/tutoriel-python/tutoriel-python-list-mthode-count>.
- [38] Mohd Azlan Abu et al. A study on Image Classification based on Deep Learning and Tensorflow, *International Journal of Engineering Research and Technology*, 12 (4), 2019, pp. 563-569.
- [39] Lixiang Li, Xiaohui Mu, Siying Li, Haipeng Peng, A Review of Face Recognition Technology, *IEEE Access*, 8, 2020, pp. 139110-139120, 2020. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3011028>.
- [40] Mpia H.N., Mwendia S.N., Mburu L.W. Predicting Employability of Congolese Information Technology Graduates Using Contextual Factors: Towards Sustainable Employability, *Sustainability*, 2022, 14 (20): 13001. <https://doi.org/10.3390/su142013001>.
- [41] Damien Rolon-Mérette, et al. Introduction to Anaconda and Python: Installation and setup, *The Quantitative Methods for Psychology*, 16 (5), pp. S3-S11, 2020. <https://doi.org/10.20982/tqmp.16.5.S003>.

- [42] Paper D. State-of-the-Art Deep Learning Models in TensorFlow: Modern Machine Learning in the Google Colab Ecosystem, Apress Berkeley, CA, 2021. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7341-8>.
- [43] Wazir M., et al. An Introduction to Deep Convolutional Neural Networks With Keras. Machine Learning and Deep Learning in Real-Time Applications, edited by Mehul Mahrishi, et al., IGI Global, 2020, pp. 231-272. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-3095-5.ch011>.
- [44] Warden P., Daniel Situnayake. TinyML. Machine Learning with TensorFlow Lite on Arduino and Ultra-Low-Power Microcontrollers, O'Reilly Media Inc., Sebastopol, 2019.
- [45] UN, Resolution adopted by the General Assembly on 25 September 2015. A/RES/70/1, 2015.