



ECOLE CENTRALE CASABLANCA

RAPPORT DE STAGE MISSION AI\_2024

---

## Automatisation de la détection d'erreurs d'impression

---



Directed by :

BENRGUIG Ayyoub

Under the supervision of :

AZDAR Mohamed

# Contents

<b>1 Remerciement</b>	<b>4</b>
<b>2 Résumé</b>	<b>5</b>
<b>3 Abstract</b>	<b>5</b>
<b>4 IMMA Holding et ses filiales</b>	<b>6</b>
<b>5 Présentation de l'organisme d'accueil</b>	<b>6</b>
5.1 Les produits du Tecpap . . . . .	7
5.2 Fiche technique . . . . .	8
5.3 Organisation . . . . .	8
5.4 Positionnement sur le marché . . . . .	9
5.5 Marché national . . . . .	9
5.6 Marché international . . . . .	9
<b>6 Problèmes de TECPAP</b>	<b>10</b>
6.1 Problème du changement de format . . . . .	10
6.2 Taux Élevé de Sacs Non Conformes . . . . .	10
6.3 Problème d'impression . . . . .	11
6.4 Focus sur la maîtrise de l'impression chez TECPAP SA . . . . .	11
<b>7 Objectifs et Enjeux</b>	<b>11</b>
<b>8 Planification du stage</b>	<b>12</b>
<b>9 Missions préliminaires</b>	<b>12</b>
9.1 Atelier Tecpap . . . . .	13
9.2 Brainstorming . . . . .	14
9.3 VisionPro Deep Learning: Cognex . . . . .	15
9.3.1 Ensemble d'outils basés sur le Deep Learning . . . . .	15
9.3.2 Avantages pour la détection des erreurs d'impression . . . . .	16
9.3.3 Conclusion . . . . .	16
9.4 Technologie de Système de Vision de KEYENCE . . . . .	16
9.4.1 Caractéristiques et Avantages . . . . .	16
9.4.2 Rôle dans la Détection d'Erreurs d'Impression . . . . .	17
9.4.3 Conclusion . . . . .	18
<b>10 Présentation de la mission principale</b>	<b>18</b>
10.1 Automatisation de la détection des erreurs d'impression . . . . .	19
10.2 Feuille de route pour le projet de détection des erreurs d'impression . . . . .	19
10.3 Collecte de la data . . . . .	20
10.4 Préparation de notre données . . . . .	20
10.5 Développement et Sélection des Modèles . . . . .	22
10.6 Modèle CNN . . . . .	22
10.6.1 Architecture du Modèle CNN . . . . .	22
10.6.2 Avantages du Modèle CNN . . . . .	23

10.6.3	Application dans la Classification d'Images . . . . .	24
10.7	Modèle ResNet50 . . . . .	24
10.7.1	Architecture du Modèle ResNet50 . . . . .	24
10.7.2	Avantages du Modèle ResNet50 . . . . .	25
10.7.3	Application dans la Classification d'Images . . . . .	25
10.8	Modèle VGG16 . . . . .	25
10.8.1	Architecture du Modèle VGG16 . . . . .	25
10.8.2	Avantages du Modèle VGG16 . . . . .	26
10.8.3	Application dans la Classification d'Images . . . . .	27
10.9	Présentation du Modèle d'Embeddings . . . . .	27
10.9.1	Fonctionnement des Modèles d'Embeddings . . . . .	27
10.9.2	Avantages des Modèles d'Embeddings . . . . .	28
10.9.3	Application dans la Classification d'Images . . . . .	28
10.10	Présentation du Modèle Auto-encoders . . . . .	28
10.10.1	Fonctionnement des Auto-encoders . . . . .	28
10.10.2	Avantages des Auto-encoders . . . . .	29
10.10.3	Application dans la Classification d'Images . . . . .	30
10.11	Evaluation des modèles et choix du modèle le plus fiable . . . . .	30
10.11.1	Evaluation du modèle CNN . . . . .	31
10.11.2	Evaluation du modèle VGG16 . . . . .	32
10.11.3	Evaluation du modèle Resnet50 . . . . .	33
10.11.4	Evaluation du modèle embedding . . . . .	34
10.11.5	Evaluation du modèle autoencoders . . . . .	35
10.12	Conclusion . . . . .	36
<b>11</b>	<b>Prolongements de la mission</b>	<b>36</b>
11.1	Commande et sélection du matériel . . . . .	36
11.1.1	Caméra . . . . .	36
11.1.2	Matériel et microcontrôleurs . . . . .	36
11.1.3	Serveur de stockage . . . . .	37
<b>12</b>	<b>Difficultés Rencontrées</b>	<b>38</b>
<b>13</b>	<b>Conclusion</b>	<b>39</b>
Bibliographie	40	

## **1 Remerciement**

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers l'École Centrale Casablanca pour la qualité de la formation qu'elle m'a dispensée. Grâce à son corps professoral hautement qualifié et à ses moyens pédagogiques avancés, j'ai pu acquérir les compétences nécessaires à la réussite de mon stage.

Je remercie également le groupe Tecpap pour m'avoir accueillie chaleureusement. Je suis particulièrement reconnaissante à mon encadrant de stage, M. Mohamed Azdar et Mme Ihsan Lousoure , pour les opportunités de développement qu'ils m'ont offertes et pour m'avoir intégré à leurs réunions. Votre disponibilité, bienveillance et encouragements ont été une source de motivation précieuse, me poussant à donner le meilleur de moi-même et à repousser mes limites.

j'aimerais adresser mes plus vifs et sincères remerciements à Mme Kawtar Zarhouni, mon tuteur école, pour son encadrement et sa disponibilité à répondre à toutes mes questions concernant le projet. J'apprécie énormément votre aide et votre soutien. Je suis reconnaissante d'avoir pu compter sur votre expertise et votre disponibilité.

Enfin, Je souhaite exprimer ma reconnaissance à toute l'équipe avec laquelle j'ai eu le plaisir de collaborer. Votre accueil chaleureux et votre collaboration ont rendu mon expérience professionnelle agréable et enrichissante. Votre soutien et votre expertise ont été d'une valeur inestimable et m'ont grandement aidée à progresser.

## 2 Résumé

Au cours de mon stage chez Tecpap, j'ai analysé les problèmes de non-conformité des produits dus aux opérations de collage et d'impression. Pour résoudre ces problèmes, j'ai développé un système de détection d'erreurs d'impression basé sur des algorithmes de classification d'images et de réseaux neuronaux.

La collecte de données a été l'étape la plus difficile, en raison du manque initial de données disponibles et de la nécessité de les collecter manuellement. Après avoir préparé les données, j'ai testé plusieurs modèles de classification d'images, parmi lesquels le modèle VGG16 s'est révélé le plus performant.

En parallèle, j'ai exploré des solutions existantes, notamment la technologie VisionPro Deep Learning de Cognex et les systèmes de vision de KEYENCE, qui pourraient améliorer notre projet. Pour l'implémentation, nous avons sélectionné le matériel nécessaire, incluant des caméras haute performance et des microcontrôleurs adaptés, et mis en place un serveur pour le stockage et l'analyse des données.

Ce stage m'a permis de développer des compétences techniques et analytiques, tout en renforçant ma capacité à résoudre des problèmes complexes dans un environnement industriel.

## 3 Abstract

During my internship at Tecpap, I analyzed product non-conformities stemming from gluing and printing operations. To address these issues, I developed an error detection system for printing based on image classification algorithms and neural networks.

Data collection posed the greatest challenge due to initial scarcity and the need for manual gathering. Following data preparation, I tested various image classification models, with the VGG16 model proving most effective.

Simultaneously, I explored existing solutions like Cognex's VisionPro Deep Learning and KEYENCE vision systems for potential project enhancement. For implementation, suitable hardware including high-performance cameras and microcontrollers was selected, alongside setting up a server for data storage and analysis.

This internship significantly enhanced my technical and analytical skills, bolstering my ability to tackle complex challenges within an industrial setting.

## 4 IMMA Holding et ses filiales

IMMA Holding est la société mère de plusieurs filiales opérationnelles, chacune ayant un rôle clé dans leurs secteurs respectifs. Parmi ces filiales :[1]

- **RevSport** : Détentrice du réseau de magasins sous l'enseigne Sport Plus au Maroc.
- **Distribution Casablancaise de Papier et Carton (Dicapa)** : L'un des premiers distributeurs au Maroc d'articles en papier et carton.
- **Transformation Emballage Carton (Tecpap)** : Un fabricant de sacs en papier Kraft basé à Bouskoura, près de Casablanca.

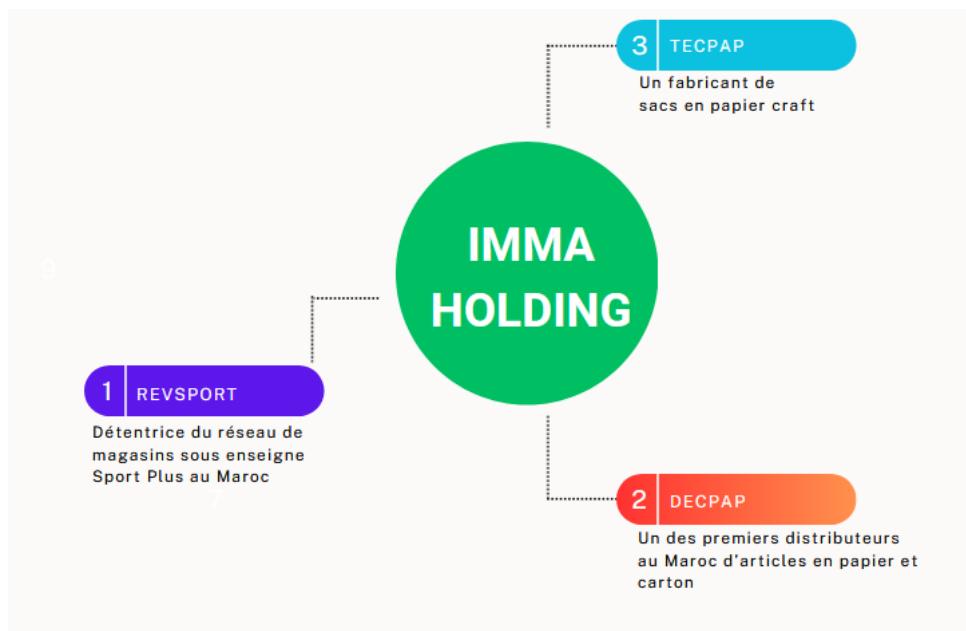


Figure 1: IMMA Holding et ses filiales

## 5 Présentation de l'organisme d'accueil

Créée en 2015, **TECPAP SA** est une entreprise basée à Bouskoura, spécialisée dans la fabrication de sacs en papier Kraft. Affiliée à **IMMA Holding**, l'entreprise dispose d'un capital de 20 millions de MAD et emploie plus de 100 personnes.[2]

TECPAP SA se distingue par ses certifications **ISO 9001:2015**, FSSC 22000 v 5.1, **FSC**, et **PEFC**, garantissant la qualité, la sécurité et le respect de l'environnement dans tous ses processus de production. Avec une capacité de production annuelle de 900 millions de sacs, l'entreprise exporte 70% de sa production, tandis que 30% sont destinés au marché national.

Les principaux attributs compétitifs de TECPAP SA sont la sécurité, l'environnement, la qualité et la performance, qui sont au cœur de sa stratégie et de son fonctionnement quotidien.

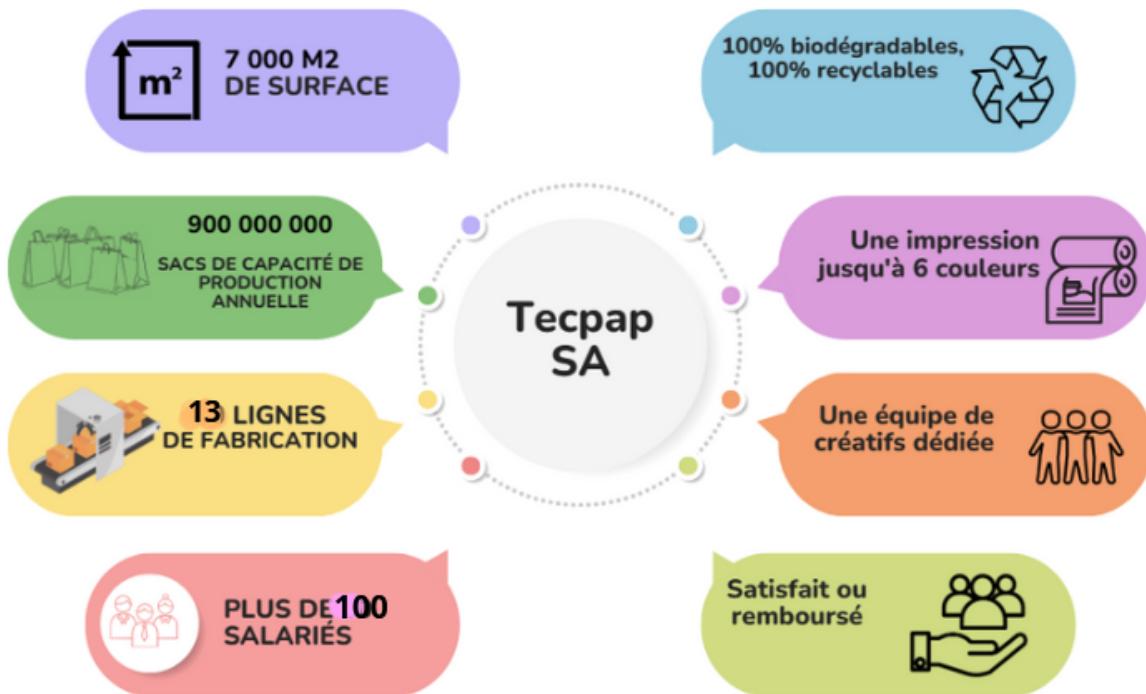


Figure 2: Principes de fonctionnement de TECPAP SA

## 5.1 Les produits du Tecpap

La gamme de produits de TECPAP SA inclut quatre types de sacs :

- Sacs à fond plat
- Sacs à fond carré sans poignée
- Sacs à fond carré avec poignées plates
- Sacs à fond carré avec poignées torsadées

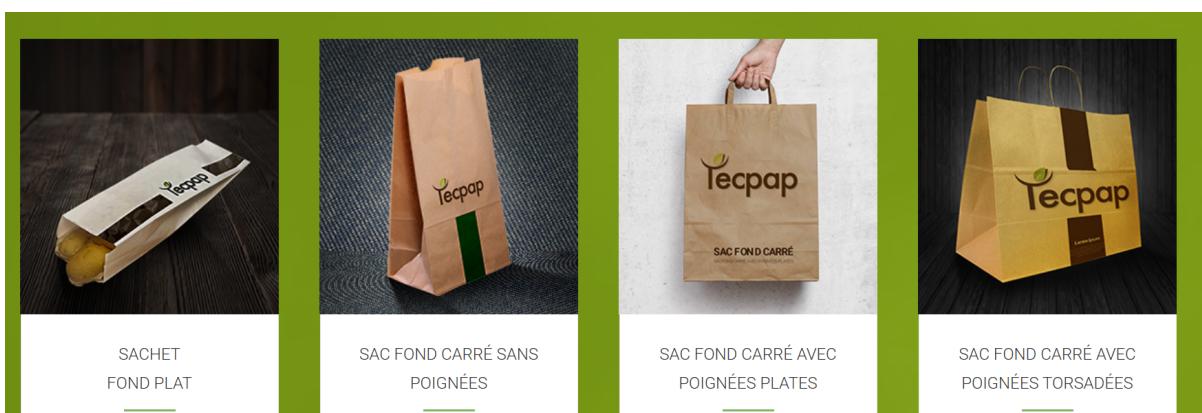


Figure 3: Les produits de TECPAP SA

## 5.2 Fiche technique

Attribut	Valeur
Nom du groupe	Imma Holding
Nom de l'entreprise	Tecpap
Date de création	2016
Directeur général	Mamoune Mechiche Alami
Siège social	Casablanca, Bouskoura
Secteur d'activité	Fabrication d'emballages et conteneurs
Produits	Sacs et sachets en papier kraft
Forme juridique	Société Anonyme
Certifications	ISO 9001 V 2015, FSSC 22000 V 5.1 , FSC , PEFC
Production annuelle	900 000 000 sacs
Téléphone/Fax	+212 (0)5 22 86 56 83 / +212 (0)5 22 59 22 51
Site web	<a href="http://www.tecpap.ma">www.tecpap.ma</a>
Mail	<a href="mailto:info@tecpap.net">info@tecpap.net</a>

Table 1: Informations sur l'entreprise Tecpap

## 5.3 Organisation

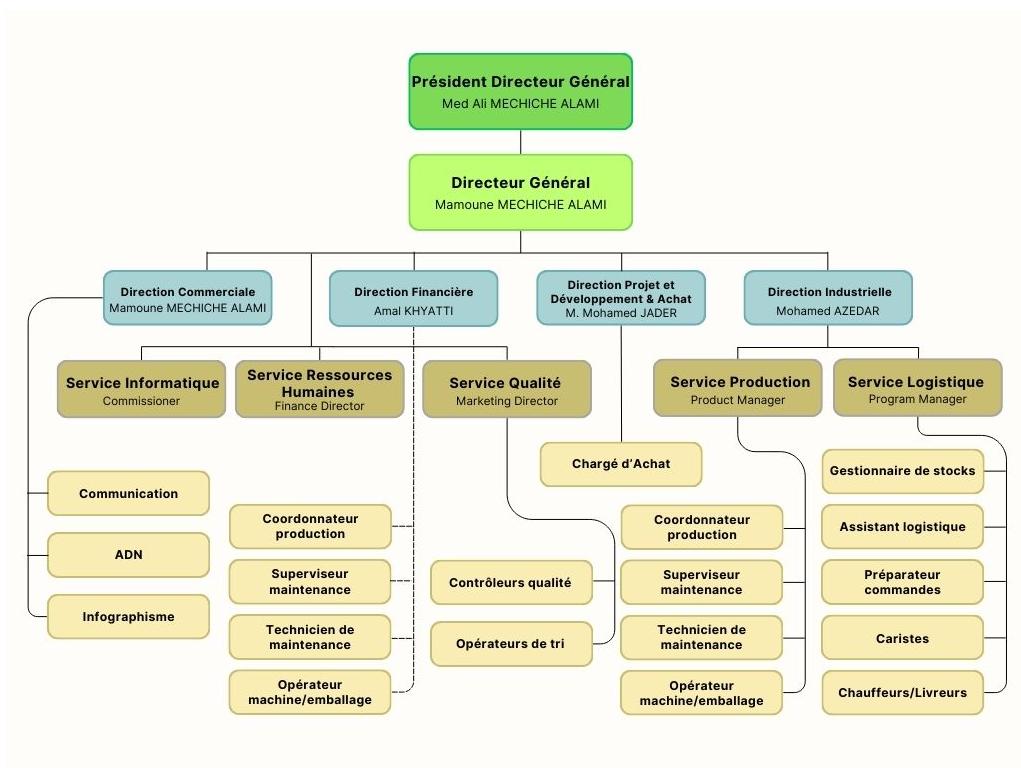


Figure 4: Organigramme de l'entreprise Tecpap

## 5.4 Positionnement sur le marché

Selon le responsable commercial, Tecpap est bien positionnée à la fois sur le marché national et international.

## 5.5 Marché national

- **Marjane** : 30 % de la vente des produits de Tecpap sont réalisés pour Marjane.
- **Carrefour** : 20 % de la vente des produits de Tecpap sont réalisés pour Carrefour.
- **Label’Vie** : Label’Vie est l’un des clients les plus importants de Tecpap.



Figure 5: Marché national

## 5.6 Marché international

Tecpap réalise 70 % de ses ventes sur le marché international, notamment avec des clients prestigieux tels que :

- KFC (Kentucky Fried Chicken)
- Burger King
- Adidas



Figure 6: Marché international

## 6 Problèmes de TECPAP

Au cours de mes premiers jours chez Tecpap SA, j'ai identifié divers problèmes nécessitant des solutions innovantes. Parmi ceux-ci figurent des erreurs d'impression, des incidents de sécurité au travail, des problèmes dans la procédure de séchage, des difficultés lors des changements de format, ainsi que des interruptions de production causées par des ruptures de rouleaux. Ces problèmes se répartissent principalement en trois catégories : sécurité, qualité et planification.



### 6.1 Problème du changement de format

Le changement de format est un cas particulier de changement de commande qui intervient dans la fabrication des sacs en papier lorsque les dimensions des sacs de la nouvelle commande diffèrent de celles des sacs de la commande précédente. Chez Tecpap en particulier, on parle de changement de format quand la largeur des sacs à produire varie d'une commande à une autre. Cela requiert donc de reconfigurer la machine de production pour la rendre apte à la fabrication des nouveaux sacs. Chez Tecpap, ce processus de reconfiguration n'est pas standardisé et conduit donc à de longues heures d'indisponibilité de la machine de production. L'entreprise cherche donc à optimiser ce processus afin d'augmenter son temps de production et son TRS.

### 6.2 Taux Élevé de Sacs Non Conformes

Chez Tecpap, le nombre élevé de sacs non conformes, résultant principalement des opérations de collage et d'impression, pose un problème majeur. Cette situation entraîne un taux élevé de chute de production, ce qui conduit à des pertes significatives pour l'entreprise.

- **Défauts de Collage:** Les problèmes de collage, tels que des zones mal collées ou des bords qui se détachent, compromettent l'intégrité des sacs.
- **Erreurs d'Impression:** Des défauts d'impression, comme des taches d'encre, des couleurs incorrectes, ou des impressions floues, affectent l'apparence et la lisibilité des sacs.

### **6.3 Problème d'impression**

J'ai constaté que la détection des erreurs chez Tecpap est actuellement réalisée manuellement par un opérateur. Celui-ci doit surveiller la machine d'impression en continu tout au long de la journée. À mesure que la fréquence de fonctionnement de la machine augmente, la tâche de l'opérateur devient de plus en plus exigeante, ce qui accroît la probabilité d'erreurs humaines. Cette méthode de surveillance continue expose les opérateurs à une fatigue accrue, réduisant ainsi leur efficacité et augmentant le risque de défaillances dans le processus de détection des erreurs.

### **6.4 Focus sur la maîtrise de l'impression chez TECPAP SA**

En tant qu'entreprise spécialisée dans la fabrication de sacs en carton, TECPAP SA se doit d'assurer une qualité irréprochable à ses clients tout en garantissant une planification efficace des processus de production. Cette exigence découle de l'importance considérable de la qualité de l'impression sur la perception du produit par les clients et sa valeur. Par conséquent, nous avons décidé de focaliser notre attention sur cet aspect de qualité, en accordant une attention particulière à la détection des erreurs dès le début du processus de fabrication des produits, afin de ne pas gaspiller d'énergie, de coûts ou de temps sur des produits défectueux.

Nous avons spécifiquement ciblé les problèmes relatifs à la détection des erreurs d'impression en utilisant les nouvelles technologies.

## **7 Objectifs et Enjeux**

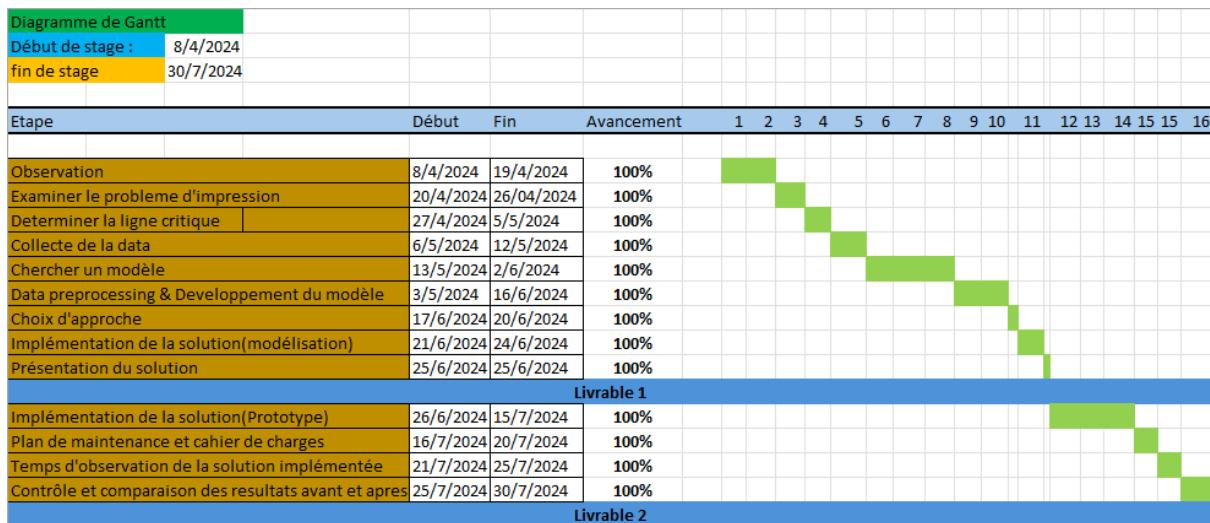
Alignée avec sa stratégie de digitalisation, Tecpap a pour objectif de suivre l'évolution technologique et de s'intégrer dans le monde de l'intelligence artificielle pour en tirer les bénéfices. C'est dans ce contexte que mon encadrant et moi avons convenu de travailler sur un projet d'application de l'intelligence artificielle, ciblant l'un des aspects les plus critiques du département qualité de l'entreprise : la détection automatique des erreurs d'impression.

Avant de commencer à travailler sur ce projet spécifique, j'ai d'abord mené une période d'observation et d'analyse pour identifier d'autres opportunités de transformation digitale susceptibles de résoudre des problèmes liés au processus d'impression. Mon premier objectif était donc de présenter diverses pistes d'amélioration de l'impression, en déterminant tous les problèmes et les causes sous-jacentes des défauts d'impression. Ensuite, j'ai évalué les différentes solutions existantes et les technologies de l'industrie 4.0 pouvant résoudre ces problèmes, avant d'aborder celles basées sur l'intelligence artificielle (IA).

Il est important de noter que le défi majeur de l'intelligence artificielle réside dans les données utilisées pour entraîner les algorithmes de Machine Learning ou de Deep Learning. En effet, plus les données sont variées et significatives, plus le modèle sera performant et les résultats obtenus seront précis. À l'inverse, même si l'algorithme est réputé performant, des données insuffisantes ou non représentatives entraîneront des résultats insatisfaisants.

## 8 Planification du stage

Mon stage en tant qu'assistant ingénieur a débuté le 8 avril 2023 et se terminera le 30 juillet 2023. Cette période a été structurée autour de deux livrables principaux : la "modélisation de la solution proposée" et le "prototypage de cette solution". Le diagramme de Gantt ci-dessous illustre les différentes étapes de ma feuille de route.



## 9 Missions préliminaires

Les quatre premières semaines de mon stage ont été consacrées à l'identification et à la compréhension des problèmes majeurs rencontrés par Tecpap, avec un focus particulier sur ceux liés à l'impression. Cette phase préliminaire était essentielle pour poser les bases de ma mission principale qui est le développement d'un système de détection d'erreur.

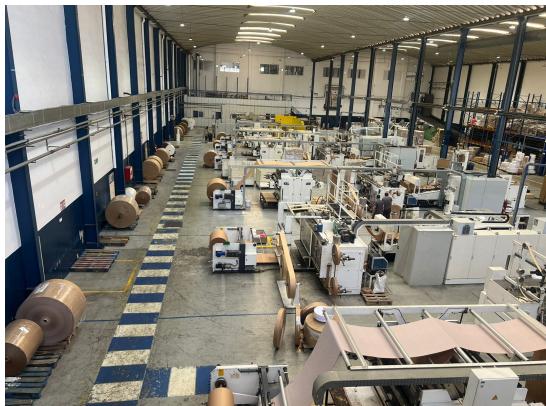
- **Découverte des Problèmes Majeurs** : Durant ces premières semaines, j'ai eu l'opportunité de me familiariser avec l'ensemble des processus de production de Tecpap, et plus spécifiquement avec les machines d'impression utilisées dans l'atelier. J'ai passé du temps à observer les opérations quotidiennes, à interagir avec les opérateurs et à analyser les données disponibles pour identifier les problèmes récurrents et leurs impacts sur la qualité des produits.
- **Assimilation du Fonctionnement des Machines** : Comprendre le fonctionnement de chaque machine d'impression a été une étape cruciale. J'ai étudié les caractéristiques techniques, les protocoles de maintenance, et les spécifications opérationnelles de chaque équipement. Cette connaissance approfondie m'a permis de repérer les variations de performance et les dysfonctionnements potentiels qui pourraient contribuer aux erreurs d'impression.
- **Identification des Causes Racines** : Après avoir assimilé le fonctionnement des machines, j'ai entrepris une analyse détaillée pour identifier les causes racines des problèmes d'impression. Cette étape impliquait de collecter et d'analyser des données sur les pannes, les arrêts de production, et les défauts constatés sur les produits finis. J'ai utilisé

des méthodologies telles que l'analyse des 5 pourquoi et le diagramme d'Ishikawa pour structurer cette investigation.

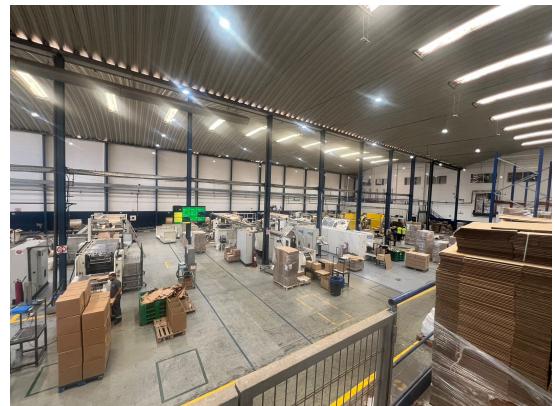
- **Recherche des Solutions Existantes:** Avant de développer ma propre solution, il était impératif de comprendre les technologies déjà disponibles sur le marché. J'ai effectué une recherche approfondie sur les solutions existantes en matière de détection d'erreurs d'impression, en analysant leurs fonctionnalités, leurs coûts, et leur compatibilité avec les infrastructures de Tecpap. Cette recherche m'a fourni des insights précieux et a orienté le développement de ma propre solution en intégrant les meilleures pratiques et technologies éprouvées.

## 9.1 Atelier Tecpap

Dans l'atelier de Tecpap, on compte environ 14 machines de production. Parmi elles, 12 sont dédiées à la fabrication de produits finis. Ces machines acceptent une bobine de matière première en entrée et produisent un produit fini avec impression et toutes les autres opérations nécessaires. Cependant, une machine se distingue des autres : la LinaFlex. Contrairement aux autres équipements, la LinaFlex est exclusivement consacrée à l'impression. Elle possède la capacité unique d'imprimer en six couleurs, tandis que les autres machines de l'atelier ne peuvent imprimer qu'en trois couleurs. Cette spécificité confère à la LinaFlex un rôle crucial dans le processus de production, permettant d'ajouter des détails et des nuances de couleur qui ne sont pas possibles avec les autres machines.



(a) Atelier Tecpap



(b) Atelier Tecpap



(c) Machine LinaFlex



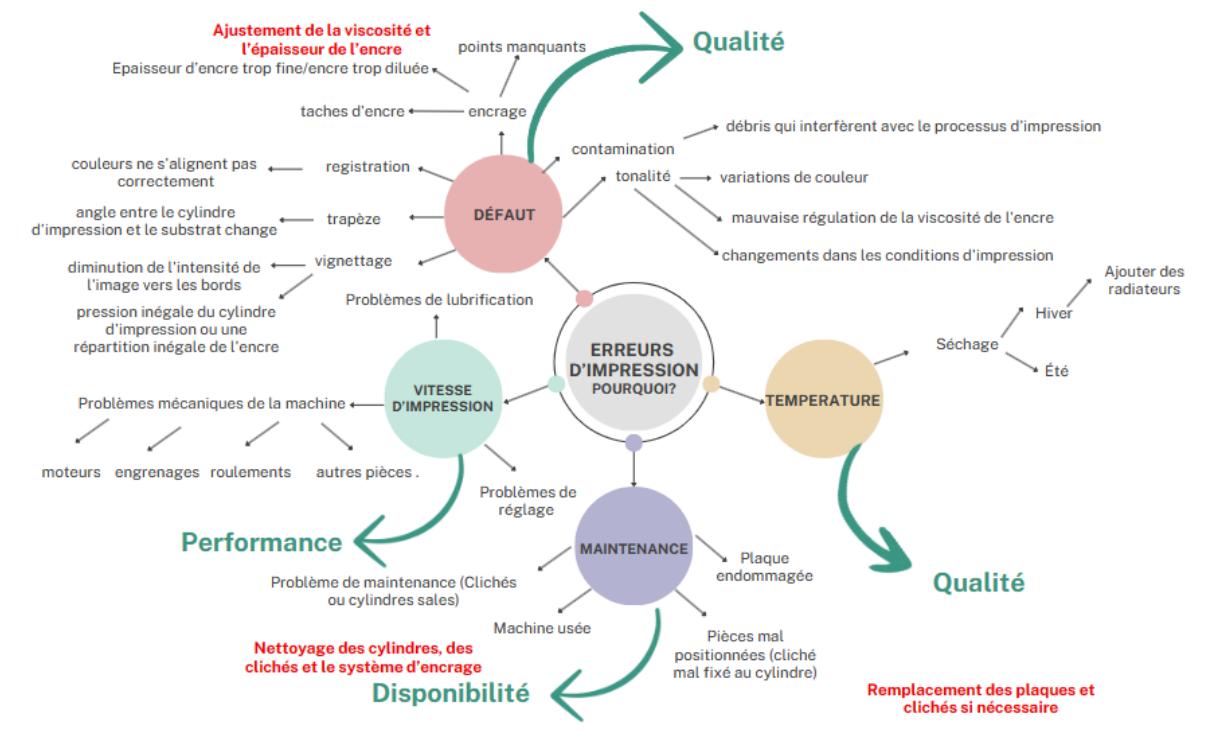
(d) Machine LinaFlex

## 9.2 Brainstorming

Avant de se lancer dans la recherche de solutions techniques spécifiques pour résoudre les erreurs d'impression, nous avons entrepris une phase de réflexion approfondie. Ce brainstorming avait pour but d'identifier les problèmes simples que les opérateurs pourraient avoir négligés.

En examinant attentivement chaque étape du processus, nous avons pu mettre en évidence des aspects cruciaux souvent ignorés. En nous concentrant sur ces détails, nous avons découvert des opportunités d'amélioration susceptibles de contribuer à une résolution plus efficace des problèmes globaux.

Ce processus préliminaire de brainstorming s'est avéré essentiel pour développer des solutions plus ciblées et informées. Les problèmes identifiés et les solutions proposées sont regroupés dans la carte suivante.



Pour les processus d'impression chaque détail compte. Les erreurs peuvent survenir à différentes étapes, de la préparation des sacs de carton. Comprendre ces erreurs et leurs impacts est essentiel pour garantir la qualité, la performance et la disponibilité.

**Erreurs de Qualité** : Lorsqu'il y a des erreurs de qualité, elles apparaissent sous forme de défauts visibles sur le produit imprimé. Des problèmes comme des variations de couleur, des taches d'encre ou des points manquants peuvent compromettre la qualité du résultat final. Pour remédier à ces problèmes, il est essentiel d'ajuster la viscosité de l'encre, de maintenir une encre propre et d'éviter toute contamination. La gestion efficace de ces erreurs est directement liée à la qualité du produit final.

**Erreurs de Performance** : Les erreurs de performance affectent directement l'efficacité opérationnelle. Des problèmes mécaniques, une pression inégale des cylindres ou des défauts liés à l'intensité de l'encre peuvent provoquer des retards et des inefficiencies. La maintenance

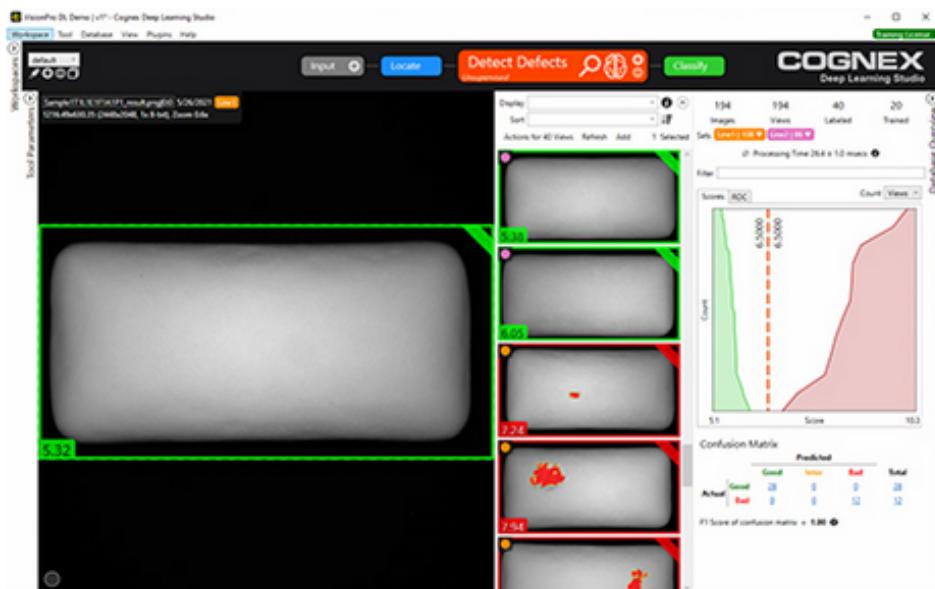
régulière des machines est essentielle pour minimiser ces erreurs et garantir une production fluide.

**Erreurs de Disponibilité :** La disponibilité des machines est cruciale pour maintenir la productivité. Des erreurs telles qu'un nettoyage insuffisant des cylindres ou des clichés sales peuvent entraîner des temps d'arrêt imprévus. Assurer un nettoyage régulier et une surveillance proactive permet de maximiser la disponibilité des équipements et d'éviter ces interruptions non planifiées.

La gestion des erreurs dans le processus d'impression exige souvent une approche proactive, des ajustements précis et une maintenance rigoureuse. En identifiant et en corrigeant ces erreurs avec des solutions adaptées, les opérateurs peuvent assurer des résultats de haute qualité, optimiser les performances et maintenir une disponibilité continue des machines.

### 9.3 VisionPro Deep Learning: Cognex

VisionPro Deep Learning, développé par Cognex, est une solution avancée d'analyse d'images basée sur le Deep Learning, spécialement conçue pour l'automatisation industrielle. Ce logiciel propose une interface utilisateur graphique intuitive qui simplifie l'entraînement des réseaux neuronaux, permettant ainsi une inspection industrielle rapide et précise. Il est particulièrement utile pour les applications complexes où les méthodes traditionnelles de vision industrielle ne suffisent pas.<sup>[3]</sup>



#### 9.3.1 Ensemble d'outils basés sur le Deep Learning

VisionPro Deep Learning comprend plusieurs outils optimisés pour différents types d'inspections visuelles. Voici un aperçu des principaux outils et de leur application :

- **Blue Locate** : Cet outil permet de localiser des pièces avec des caractéristiques variables, même dans des conditions difficiles telles que des arrière-plans encombrés, une faible luminosité ou des pièces de faible contraste. Il est idéal pour la vérification automatisée de l'assemblage et l'indexation.

- **Red Analyze** : Spécialisé dans la détection et la segmentation des défauts, Red Analyze identifie les anomalies sur une large gamme de textures de surface. Il peut s'entraîner à partir d'exemples de pièces bonnes et mauvaises, ou en mode non supervisé pour détecter les écarts par rapport aux pièces normales.
- **Green Classify** : Cet outil robuste de classification permet de distinguer différents types d'objets et de défauts en apprenant à partir d'images étiquetées. Il répartit les produits en catégories basées sur des caractéristiques communes telles que la couleur, la texture, les matériaux et les types de défauts.
- **Blue Read** : Utilisé pour la reconnaissance optique de caractères (OCR), cet outil déchiffre les codes déformés, asymétriques et mal gravés, facilitant ainsi la lecture de texte sur les produits.

### 9.3.2 Avantages pour la détection des erreurs d'impression

Pour le problème spécifique de détection d'erreurs d'impression sur les produits, les outils de VisionPro Deep Learning offrent plusieurs avantages :

- **Précision et Fiabilité** : Les algorithmes de Deep Learning permettent une détection précise et fiable des défauts d'impression, même dans des conditions variables.
- **Facilité d'Entraînement** : Grâce à l'interface graphique intuitive, l'entraînement des réseaux neuronaux peut être réalisé rapidement, avec moins d'images nécessaires par rapport aux méthodes traditionnelles.
- **Flexibilité** : Les outils peuvent être adaptés pour traiter différents types de défauts d'impression, qu'il s'agisse de variations de couleur, de texture ou de structure du logo.
- **Rapidité** : Les inspections automatiques sont beaucoup plus rapides que l'inspection humaine, ce qui permet un gain de temps considérable et une augmentation de la productivité.

### 9.3.3 Conclusion

VisionPro Deep Learning de Cognex représente une solution puissante et adaptable pour la détection des erreurs d'impression dans un environnement industriel. Grâce à ses outils spécialisés et à son interface conviviale, il est possible d'améliorer considérablement la qualité des produits et de réduire les coûts liés aux défauts de fabrication.

## 9.4 Technologie de Système de Vision de KEYENCE

KEYENCE est reconnu pour son développement continu de technologies de systèmes de vision exclusives et avancées. L'entreprise propose une large gamme de produits conçus pour résoudre les divers problèmes rencontrés quotidiennement dans les environnements de production industrielle.<sup>[4]</sup>

### 9.4.1 Caractéristiques et Avantages

- **Caméras Intelligentes Tout-en-un et Contrôleurs Haute Vitesse:**

- **Caméras Intelligentes** : Intègrent tous les composants nécessaires pour le traitement de l'image, simplifiant ainsi l'installation et l'utilisation.
- **Contrôleurs Haute Vitesse** : Capables de traiter rapidement de grandes quantités de données d'image, augmentant ainsi l'efficacité et la précision des inspections.
- **Technologies Exclusives de Caméras Matricielles et Linéaires:**
  - **Caméras Matricielles** : Utilisent une grille de pixels pour capturer des images en deux dimensions, idéales pour la détection de défauts et l'analyse de la qualité.
  - **Caméras Linéaires** : Capturent des images en lignes successives, parfaites pour les inspections continues de surfaces ou d'objets en mouvement.
- **Caméras 3D:**
  - Permettent une analyse en trois dimensions des objets, fournissant des informations de profondeur précieuses pour des applications complexes telles que la mesure de volume ou la détection de formes.
- **Combinaison d'Outils Basés sur Règles et sur IA:**
  - **Outils Basés sur Règles** : Utilisés pour des tâches de vision industrielle classiques, où des critères prédéfinis déterminent la conformité d'un produit.
  - **Outils Basés sur IA** : Exploitent l'intelligence artificielle pour apprendre et s'adapter à de nouveaux types de défauts et de variations de produits, offrant une flexibilité et une précision accrues.
- **Équipements Complémentaires:**
  - **Objectifs et Filtres** : Personnalisables pour chaque application, permettant d'optimiser la capture d'image selon les besoins spécifiques.
  - **Éclairages** : Une large gamme d'options d'éclairage garantit la création de l'image optimale pour chaque situation, assurant ainsi la meilleure qualité possible pour les inspections.

#### 9.4.2 Rôle dans la Détection d'Erreurs d'Impression

Pour notre projet de détection d'erreurs d'impression, la technologie de système de vision de KEYENCE présente plusieurs avantages clés :

- **Détection de Défauts Visibles:** Les systèmes de vision KEYENCE peuvent identifier avec précision des défauts visibles tels que des variations de couleur, des taches d'encre ou des points manquants, qui altèrent la qualité du produit final. Grâce à l'outil **Red Analyze**, il est possible de détecter des défauts subtils sur une large gamme d'arrière-plans et de textures de surface, en tolérant les variations normales d'éclairage et de positionnement des pièces.
- **Segmentation et Classification:** L'outil **Green Classify** peut être utilisé pour distinguer différents types de défauts et classer les produits en fonction de leurs caractéristiques communes. Cela permet de détecter les produits non conformes de manière fiable. En segmentant les zones spécifiques sur une image, l'outil facilite les autres inspections nécessaires pour garantir la qualité du produit.

- **Localisation et Vérification de l'Assemblage:** L'outil **Blue Locate** permet de localiser des pièces d'apparence variable, même dans des conditions de faible éclairage ou sur des arrière-plans complexes. Cela est crucial pour les impressions multi-couleurs, comme celles produites par votre machine LinaFlex.
- **Inspection Automatisée et Réduction des Temps d'Arrêt:** La combinaison d'outils basés sur IA et sur règles permet de réduire la dépendance à l'inspection humaine, augmentant ainsi la vitesse et la cohérence des inspections. Une surveillance proactive et un nettoyage régulier des cylindres et clichés grâce aux capacités de détection des systèmes KEYENCE maximisent la disponibilité des équipements, réduisant les temps d'arrêt non planifiés.

#### **9.4.3 Conclusion**

La technologie de système de vision de KEYENCE représente une solution puissante et adaptable pour l'automatisation industrielle, en particulier pour la détection d'erreurs d'impression. Grâce à ses innovations en matière de caméras, de contrôleurs et d'outils logiciels, KEYENCE permet d'améliorer considérablement la qualité des produits et l'efficacité des processus de fabrication. En intégrant cette technologie, vous pouvez garantir des inspections précises, rapides et fiables, assurant ainsi une performance optimale et une disponibilité continue des machines.

## **10 Présentation de la mission principale**

La détection des erreurs d'impression chez Tecpap est actuellement effectuée manuellement par un opérateur, qui doit rester devant la machine d'impression tout au long de la journée. Cette méthode présente plusieurs inconvénients, notamment une augmentation de la probabilité d'erreurs à mesure que la fréquence de production augmente. Ces erreurs peuvent entraîner la livraison de produits défectueux aux clients, ce qui peut nuire à la réputation de l'entreprise et à sa relation avec sa clientèle.

Dans le cadre de mon stage, ma mission est de travailler sur l'automatisation de cette tâche en utilisant les nouvelles technologies, notamment l'intelligence artificielle (IA) et la vision par ordinateur. L'objectif est de développer un système capable de détecter les erreurs d'impression de manière précise et efficace, en se basant sur des informations spécifiques pour chaque client, telles que le degré de tolérance aux défauts, la quantité demandée et la fidélité du client.

Pour ce faire, je prévois de mettre en place un système de traitement d'image qui analysera les impressions en temps réel, en comparant les résultats obtenus avec les spécifications du produit et les exigences du client. Cette approche permettra de réduire les erreurs humaines et d'améliorer la qualité des produits finis, tout en optimisant les processus de production.

Par ailleurs, je compte également profiter de ce stage pour me familiariser avec la solution Evocon, déjà installée chez Tecpap. Cette solution de gestion de la performance industrielle aidera l'entreprise à améliorer son Taux de Rendement Synthétique (TRS), en identifiant et en réduisant les temps d'arrêt non planifiés, les pertes de production et les inefficacités dans les processus de fabrication.

## 10.1 Automatisation de la détection des erreurs d'impression

La solution de vision par ordinateur consiste à utiliser une caméra déjà installée sur la machine d'impression pour capturer des images des impressions en cours. Ces images sont ensuite analysées par un algorithme de prédiction qui évalue si l'image du logo imprimé contient un défaut ou non. Cependant, au début de la mise en œuvre de cette solution, le modèle de prédiction peut ne pas être suffisamment entraîné en raison du manque de données spécifiques à chaque entreprise, telles que les tolérances et les exigences propres à la qualité de l'impression.

De plus, l'opérateur de la machine possède une expertise précieuse et une connaissance approfondie du processus d'impression, ce qui peut influencer la prise de décision. Par conséquent, dans cette phase initiale, la décision finale est toujours prise par l'opérateur, et cette décision est ensuite utilisée pour ajuster et améliorer le modèle de prédiction. Au fil du temps et avec l'accumulation de données spécifiques à chaque entreprise, le modèle devient plus précis et peut jouer un rôle plus central dans le processus de prise de décision, contribuant ainsi à améliorer la qualité globale de l'impression et à augmenter le TRS de la ligne de production.

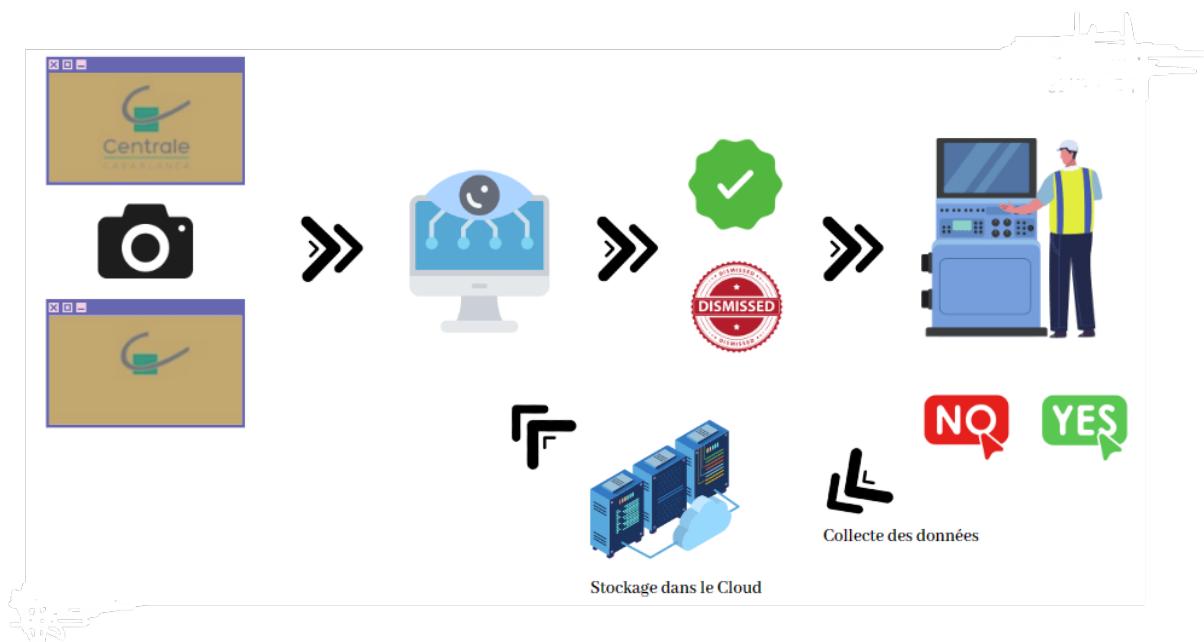


Figure 8: Système automatisé

## 10.2 Feuille de route pour le projet de détection des erreurs d'impression

Pour n'importe quel projet en intelligence artificielle, deux éléments sont cruciaux : les données et l'algorithme ou modèle utilisé. Les données sont le carburant essentiel sans lequel aucun algorithme ne peut être entraîné efficacement.

Dans le cadre de mon projet de détection des erreurs d'impression chez Tecpap SA, j'ai élaboré une feuille de route structurée comme suit :

1. Collecte des images
2. Préparation des données

- 3. Choix de l'algorithme**
- 4. Entraînement de l'algorithme[10]**
- 5. Analyse critique des résultats**
- 6. Implémentation de la solution**

Chacune de ces étapes comprendra une présentation détaillée des méthodes employées, des raisons des choix effectués et des résultats obtenus.

### 10.3 Collecte de la data

La collecte de données a été l'étape la plus difficile de tout mon stage. En effet, j'ai rencontré plusieurs contraintes lors de cette phase. Parmi les problèmes rencontrés: Manque de données : Pour classifier entre deux classes, produit conforme et produit non conforme, il est nécessaire de disposer d'un ensemble de données pour chacune de ces classes. Malheureusement, l'entreprise ne disposait pas d'un système ou d'un outil pour capturer des images de ses produits, bien qu'il y ait une caméra installée sur la machine d'impression. Cette caméra n'était pas capable de capturer l'ensemble du logo, notamment pour les produits de grand format, en raison de sa position sur la machine. J'ai donc été contraint de collecter les données manuellement.

J'ai choisi de travailler sur un produit spécifique, "SUCCES". Ce choix n'était pas aléatoire mais stratégique : ce produit présentait des problèmes d'impression durant notre phase de collecte de données. De plus, sa fabrication était prévue parallèlement à notre phase finale d'implémentation de la solution, ce qui constituait une opportunité pour tester notre système.

Après avoir fait ce choix, j'ai collecté environ 500 images : 270 images de produits conformes et 230 de produits non conformes. J'ai décollé ces produits pour les photographier avec mon smartphone. Par la suite, j'ai ajusté et normalisé ces photos à la même dimension et les ai organisées dans un dossier nommé "data\_ projet", qui contient deux sous-dossiers : "data\_ conforme" et "data\_ non\_ conforme".

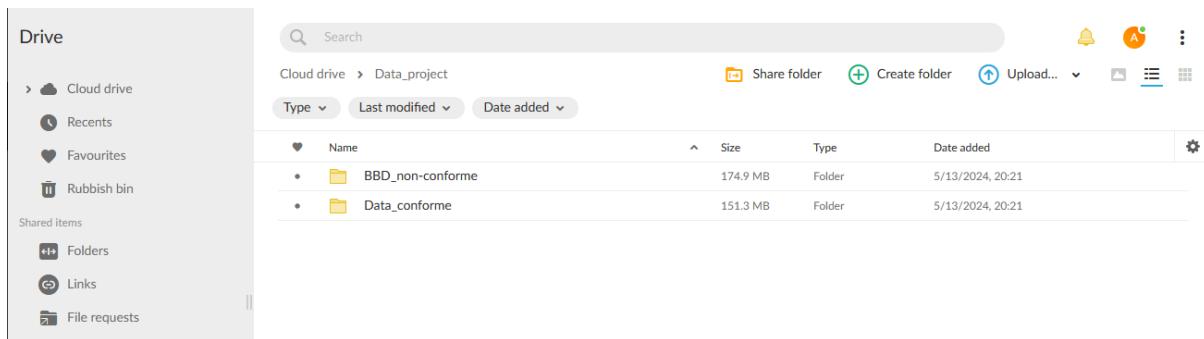


Figure 9: Data\_ project

### 10.4 Préparation de notre données

La préparation des données est une étape cruciale dans le processus de développement de modèles de classification, car la qualité des données a un impact direct sur les performances du modèle. Dans le cadre de mon stage, j'ai commencé par collecter les images conformes, car aucune donnée de produits non conformes n'était disponible. Les images conformes ont été

chargées et redimensionnées à des dimensions uniformes de 256x256 pixels, ce qui a permis de normaliser les données tout en minimisant la perte d'information. Ensuite, ces images ont été normalisées en échelles de gris pour standardiser les valeurs des pixels entre 0 et 1.

Pour pallier le manque de données, j'ai appliqué des techniques d'augmentation des données, telles que la rotation, le zoom, les déplacements horizontaux et verticaux, ainsi que des variations d'éclairage, afin de générer de nouvelles images synthétiques à partir des données conformes existantes. Cela a permis de créer un jeu de données diversifié et suffisamment grand pour entraîner le modèle de manière efficace.

L'ensemble des données a été ensuite divisé en ensembles d'entraînement et de validation pour évaluer les performances du modèle. J'ai veillé à ce que la répartition soit équilibrée afin de garantir que le modèle puisse généraliser correctement et éviter le surapprentissage. Chaque image a été également étiquetée de manière appropriée pour permettre une évaluation précise des performances du modèle à l'aide de métriques telles que l'exactitude, la précision, le rappel et le score F1.

Cette approche méthodique dans la préparation des données a assuré que le modèle de classification soit robuste, précis et capable de différencier efficacement les produits conformes et non conformes une fois le modèle finalisé et déployé.

```
1 # Rpertoire des images conformes et non conformes
2
3 conforme_dir = 'Data_project/Data_conforme'
4 non_conforme_dir = 'Data_project/non_conforme'
5
6 # Dfinir les dimensions des images
7 img_height, img_width = 256, 256
8
9 # Gnrateur d'images pour la normalisation et l'augmentation des
10 # → donnees
11 train_datagen = ImageDataGenerator(
12     rescale=1./255,
13     shear_range=0.2,
14     zoom_range=0.2,
15     horizontal_flip=True,
16     validation_split=0.2
17 )
18
19 # Gnrateur pour les images de validation (uniquement rescale)
20 val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255,
21     → validation_split=0.2)
22
23 # Charger les images de manire itrative pour l'entranement
24 train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
25     'path/to/dataset',
26     target_size=(img_height, img_width),
27     batch_size=32,
28     class_mode='binary',
29     subset='training'
30 )
31
32 # Charger les images de manire itrative pour la validation
```

```

31 validation_generator = val_datagen.flow_from_directory(
32     'path/to/dataset',
33     target_size=(img_height, img_width),
34     batch_size=32,
35     class_mode='binary',
36     subset='validation'
37 )

```

## 10.5 Développement et Sélection des Modèles

La phase de sélection et de développement des modèles a été l'étape la plus longue de mon projet. En effet, j'ai dû rechercher le modèle de classification d'images le plus adapté à ma situation spécifique. Pour cela, j'ai développé et testé plusieurs modèles de classification afin de comparer leurs performances. L'objectif final était de choisir un seul modèle qui réponde aux besoins de l'entreprise en termes de coût et de temps, tout en offrant une performance optimale. Les modèles que j'ai explorés incluent :

- Modèle CNN (Convolutional Neural Network)
- Modèle ResNet50 (Residual Networks)
- Modèle VGG16
- Modèle d'Embedding
- Auto-encoders

Chacun de ces modèles a ses propres avantages et inconvénients, et je les détaillerai individuellement dans les sections suivantes. Cette démarche comparative m'a permis de mieux comprendre les forces et les faiblesses de chaque approche, et de faire un choix éclairé pour la solution finale.

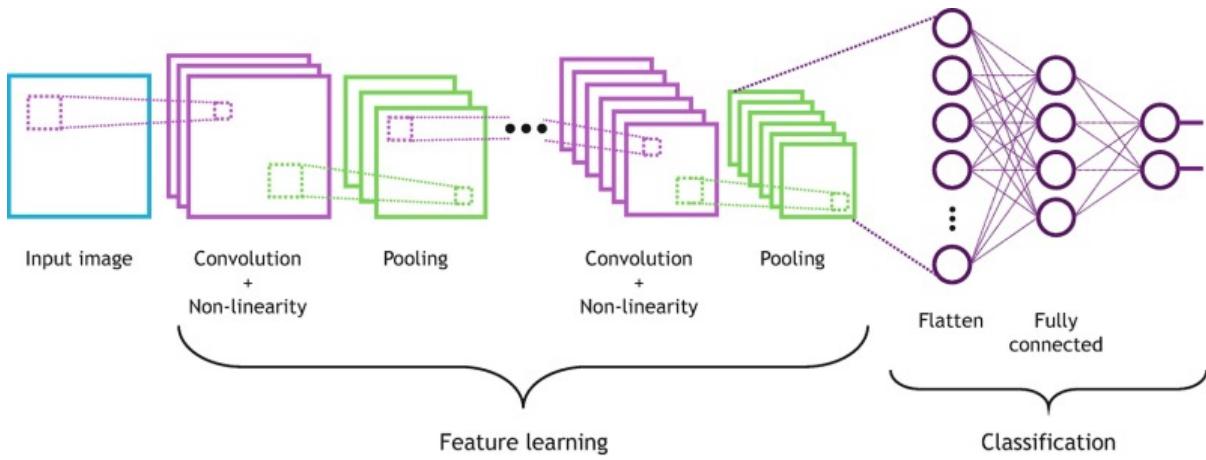
## 10.6 Modèle CNN

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN, pour *Convolutional Neural Networks*) sont largement utilisés pour les tâches de classification d'images en raison de leur capacité à capturer les caractéristiques spatiales et hiérarchiques des images. Un modèle CNN se compose de plusieurs couches, chacune jouant un rôle spécifique dans l'extraction des caractéristiques et la réduction de la dimensionnalité.[\[5\]](#)

### 10.6.1 Architecture du Modèle CNN

Un modèle CNN typique se compose des éléments suivants :

- **Couches Convolutionnelles :**
  - Ces couches appliquent des filtres de convolution sur l'image d'entrée pour détecter des motifs locaux tels que des bords, des textures et des formes. Chaque filtre produit une carte de caractéristiques.
  - Une fonction d'activation non-linéaire, généralement la ReLU (*Rectified Linear Unit*), est appliquée pour introduire des non-linéarités dans le modèle.



- **Couches de Pooling :**

- Les couches de pooling réduisent la dimensionnalité des cartes de caractéristiques, ce qui permet de diminuer le nombre de paramètres et de calculs dans le réseau. Le pooling max (*MaxPooling*) est le plus couramment utilisé, où la valeur maximale est sélectionnée dans une fenêtre glissante.

- **Couches Complètement Connectées :**

- Après plusieurs couches de convolution et de pooling, les cartes de caractéristiques sont aplatises en un vecteur et passent par une ou plusieurs couches complètement connectées. Ces couches fonctionnent comme dans les réseaux de neurones classiques et sont responsables de la classification finale.

- **Couches de Régularisation :**

- Des techniques de régularisation comme le *dropout* sont utilisées pour prévenir le sur-apprentissage (*overfitting*) en désactivant aléatoirement une fraction des neurones durant l'entraînement.

### 10.6.2 Avantages du Modèle CNN

- **Extraction Automatique des Caractéristiques :**

- Contrairement aux méthodes traditionnelles de traitement d'images qui nécessitent une ingénierie des caractéristiques manuelle, les CNN apprennent automatiquement les caractéristiques les plus importantes directement à partir des données brutes.

- **Partage des Paramètres :**

- Les filtres de convolution sont partagés à travers l'image, ce qui permet une grande réduction du nombre de paramètres par rapport aux réseaux complètement connectés.

- **Invariance aux Transformations :**

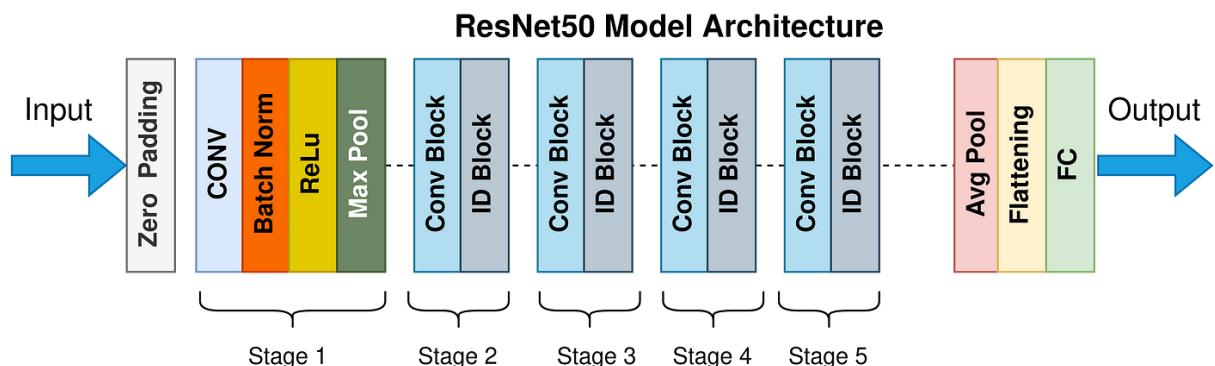
- Les couches de pooling et la structure locale des filtres permettent aux CNN de mieux gérer les variations spatiales des caractéristiques dans l'image, telles que la translation et la rotation.

### 10.6.3 Application dans la Classification d'Images

Dans mon projet, le modèle CNN a été utilisé pour classifier les images en deux catégories : conformes et non conformes. L'architecture du modèle a été spécifiquement conçue pour maximiser la performance tout en minimisant le coût computationnel et le temps de traitement. Le modèle a été évalué sur des métriques telles que l'exactitude (*accuracy*), la précision (*precision*), le rappel (*recall*) et le score F1, pour assurer une performance équilibrée et fiable.

## 10.7 Modèle ResNet50

ResNet50, un réseau de neurones convolutifs (CNN) profond, est réputé pour sa capacité à résoudre le problème de la dégradation des réseaux très profonds grâce à l'introduction de connexions résiduelles. Il est composé de 50 couches et a été largement utilisé dans des compétitions de vision par ordinateur, offrant d'excellentes performances pour diverses tâches de classification d'images.[6]



### 10.7.1 Architecture du Modèle ResNet50

L'architecture de ResNet50 se distingue par :

- **Blocs Résiduels :**
  - Les blocs résiduels sont les éléments de base de ResNet50. Chaque bloc inclut des couches convolutionnelles et une connexion directe (connexion identitaire) qui permet au gradient de se propager facilement pendant l'entraînement, atténuant ainsi le problème de la dégradation dans les réseaux très profonds.
  - Un bloc résiduel typique dans ResNet50 comprend deux ou trois couches convolutionnelles avec des tailles de filtres variées, suivies par une addition de la sortie avec l'entrée non modifiée (*skip connection*).
- **Couches Convolutionnelles Initiales :**
  - ResNet50 commence par une couche convolutionnelle de grande taille, suivie par une couche de pooling pour réduire la dimensionnalité initiale de l'image.
- **Couches de Pooling :**

- À la fin des blocs résiduels, une couche de pooling global (*global average pooling*) est appliquée pour réduire chaque carte de caractéristiques en un seul nombre avant de passer aux couches pleinement connectées.

- **Couches Complètement Connectées :**

- Une couche complètement connectée finale avec une fonction d’activation *sigmoid* est utilisée pour produire les probabilités de chaque classe.

### 10.7.2 Avantages du Modèle ResNet50

- **Résolution du Problème de la Dégradation :**

- Les connexions résiduelles permettent d’entraîner des réseaux extrêmement profonds sans subir de dégradation de la performance.

- **Excellentes Performances :**

- ResNet50 est connu pour ses performances de pointe sur des tâches de classification d’images et est souvent utilisé comme base pour des modèles plus complexes.

- **Flexibilité :**

- Grâce à sa structure modulaire, ResNet50 peut être facilement modifié et ajusté pour diverses applications de vision par ordinateur.

### 10.7.3 Application dans la Classification d’Images

Dans mon projet, le modèle ResNet50 a été utilisé pour classifier les images en deux catégories : conformes et non conformes. L’architecture de ResNet50 a permis de capturer des caractéristiques complexes des images, améliorant ainsi la précision de la classification. Le modèle a été évalué en utilisant des métriques telles que l’exactitude (*accuracy*), la précision (*precision*), le rappel (*recall*) et le score F1 pour assurer une évaluation complète et équilibrée de la performance.

## 10.8 Modèle VGG16

Le modèle VGG16 est un réseau de neurones convolutifs (CNN) profond, développé par l’équipe de recherche de Visual Geometry Group à l’Université d’Oxford. Il est particulièrement reconnu pour sa simplicité et sa puissance dans la classification d’images, utilisant principalement des couches convolutionnelles de petite taille (3x3) et des couches de pooling de taille 2x2. VGG16 a été largement adopté pour diverses tâches de vision par ordinateur en raison de son architecture efficace et de sa capacité à extraire des caractéristiques fines des images.<sup>[7]</sup>

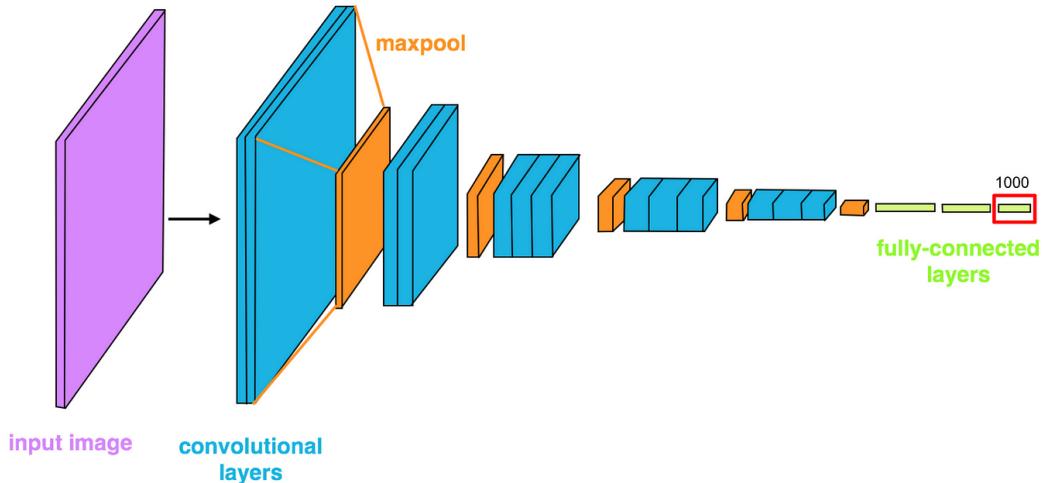
### 10.8.1 Architecture du Modèle VGG16

L’architecture de VGG16 se caractérise par :

- **Couches Convolutionnelles :**

- Le modèle commence par plusieurs couches convolutionnelles de taille 3x3, suivies par des couches de pooling pour réduire la dimensionnalité.

## VGG-16 Architecture



- Ces couches convolutionnelles sont organisées en blocs, avec des filtres augmentant en profondeur au fur et à mesure que l'on avance dans le réseau.
- **Couches de Pooling :**
  - Les couches de pooling de taille 2x2, souvent des max-pooling, sont utilisées après chaque bloc convolutionnel pour réduire la résolution spatiale tout en conservant les informations essentielles.
- **Couches Complètement Connectées :**
  - À la fin du réseau, les caractéristiques extraites sont aplatis et passées à travers plusieurs couches complètement connectées avant d'arriver à la couche de sortie.
  - La dernière couche de sortie utilise une activation *sigmoid* pour les tâches de classification binaire.
- **Régularisation :**
  - Des techniques de régularisation comme le Dropout sont utilisées pour éviter le surapprentissage et améliorer la généralisation du modèle.

### 10.8.2 Avantages du Modèle VGG16

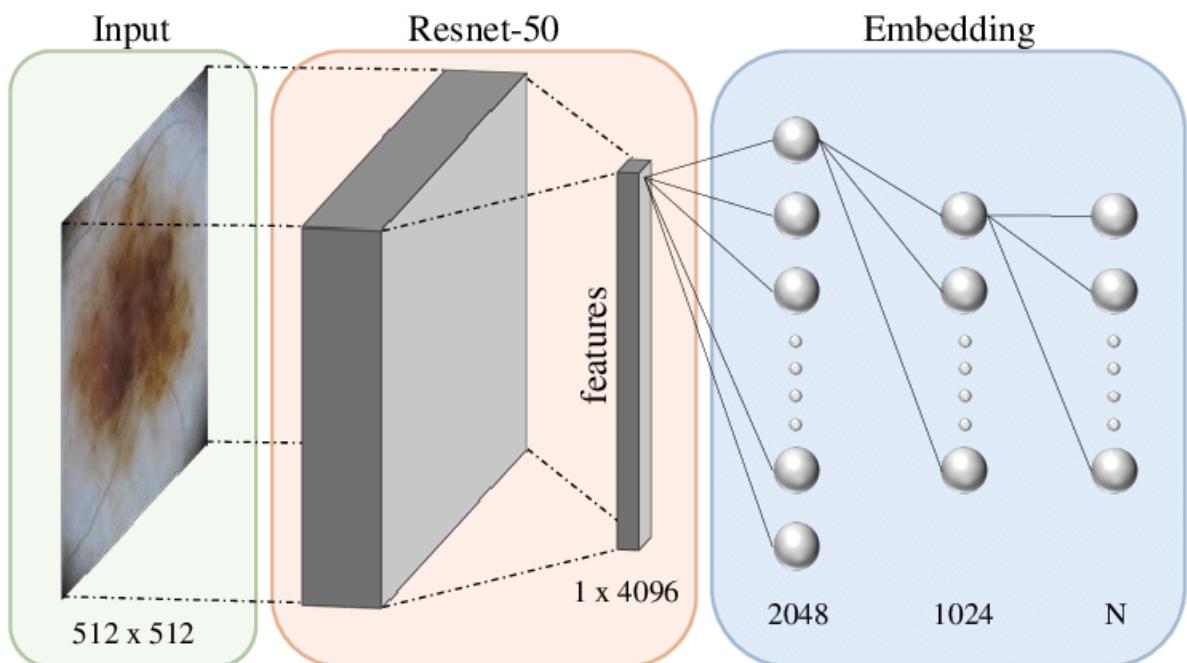
- **Simplicité et Cohérence :**
  - L'architecture régulière et simple de VGG16 permet une mise en œuvre aisée et des ajustements faciles pour diverses applications.
- **Extraction de Caractéristiques Fines :**
  - Les petites tailles de filtres permettent d'extraire des détails fins et complexes, ce qui est crucial pour une classification précise.
- **Performances Solides :**
  - VGG16 est reconnu pour ses bonnes performances sur des jeux de données de grande envergure, offrant une robustesse et une précision élevées dans la classification d'images.

### 10.8.3 Application dans la Classification d'Images

Dans le cadre de mon projet, VGG16 a été employé pour classifier les images en deux catégories : conformes et non conformes. Grâce à sa capacité à extraire des caractéristiques fines et à son architecture cohérente, VGG16 a produit des résultats précis et fiables. Le modèle a été évalué en utilisant des métriques telles que l'exactitude (*accuracy*), la précision (*precision*), le rappel (*recall*) et le score F1, garantissant une évaluation complète et équilibrée des performances.

## 10.9 Présentation du Modèle d'Embeddings

Les modèles d'embeddings sont des techniques de représentation des données, particulièrement utilisées dans le traitement du langage naturel (NLP) et la vision par ordinateur. Dans le contexte de la classification d'images, un modèle d'embeddings est utilisé pour transformer les images en vecteurs de caractéristiques de dimension fixe, permettant une comparaison et une classification plus efficaces.<sup>[8]</sup>



### 10.9.1 Fonctionnement des Modèles d'Embeddings

- **Extraction de Caractéristiques :**
  - Les images sont d'abord traitées par un réseau convolutif profond (par exemple, VGG16 ou ResNet) pré-entraîné sur un large ensemble de données.
  - Les couches supérieures de ce réseau sont souvent utilisées pour extraire des caractéristiques de haut niveau des images.
- **Transformation en Embeddings :**
  - Les caractéristiques extraites sont ensuite transformées en vecteurs d'embeddings de dimension fixe.

- Ces vecteurs sont des représentations compactes des images, encapsulant les informations pertinentes pour la tâche de classification.
- **Utilisation des Embeddings :**
  - Les vecteurs d'embeddings sont utilisés comme entrée pour un classificateur (par exemple, une couche dense suivie d'une activation sigmoïde pour la classification binaire).
  - Cette étape permet de réduire la dimensionnalité des données tout en conservant les informations essentielles pour la classification.

### **10.9.2 Avantages des Modèles d'Embeddings**

- **Réduction de la Dimensionnalité :**
  - Les embeddings permettent de réduire la dimensionnalité des images, facilitant ainsi leur traitement et leur classification.
- **Efficacité et Rapidité :**
  - En utilisant des vecteurs de caractéristiques de dimension fixe, les modèles d'embeddings permettent une classification plus rapide et efficace.
- **Flexibilité :**
  - Les embeddings peuvent être utilisés avec divers algorithmes de classification, augmentant ainsi leur flexibilité pour différentes applications.

### **10.9.3 Application dans la Classification d'Images**

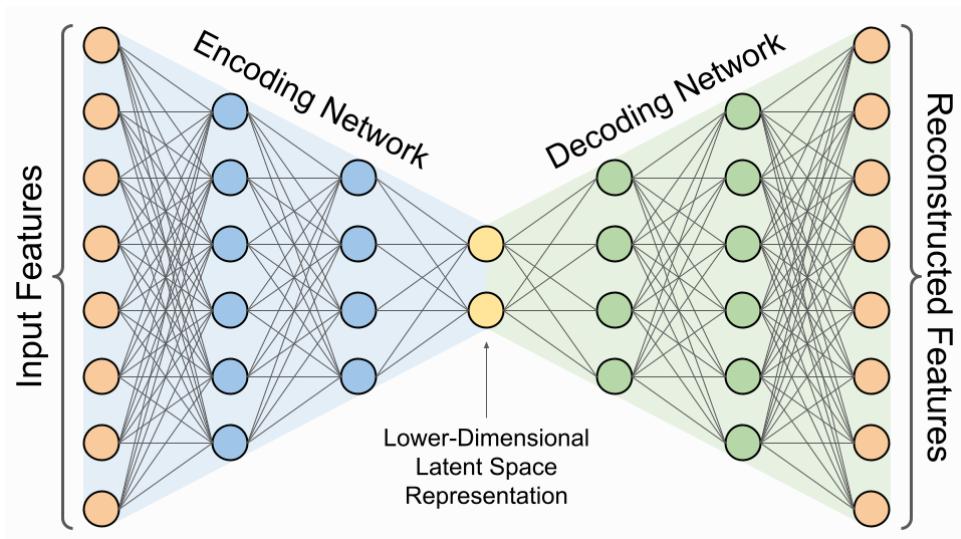
Dans le cadre de mon projet, le modèle d'embeddings a été utilisé pour transformer les images en vecteurs de caractéristiques de dimension fixe, qui ont ensuite été classifiés en images conformes et non conformes. Grâce à leur capacité à réduire la dimensionnalité tout en conservant les informations essentielles, les modèles d'embeddings ont permis une classification rapide et précise.

## **10.10 Présentation du Modèle Auto-encoders**

Le choix du modèle d'auto-encoders a été rendu obligatoire par l'entreprise après une discussion avec mon encadrant. En effet, nous avons constaté un manque de données, notamment pour certains niveaux de produits pour lesquels nous ne disposions d'aucune donnée non conforme, uniquement des données de produits conformes. Les auto-encoders se sont avérés particulièrement adaptés à notre situation, car ils peuvent fonctionner efficacement même avec des données de classe unique pour classifier les images en deux classes.[9]

### **10.10.1 Fonctionnement des Auto-encoders**

- **Architecture du Modèle :**
  - Les auto-encoders sont des réseaux de neurones composés de deux parties principales : l'encodeur et le décodeur.



- L'encodeur transforme les données d'entrée en une représentation de plus faible dimension (embedding).
- Le décodeur tente de reconstruire les données d'origine à partir de cette représentation compressée.

- **Processus d'Entraînement :**

- Le modèle est entraîné de manière à minimiser la différence entre l'entrée et la sortie reconstruite.
- Cela permet au modèle d'apprendre une représentation compacte des données conformes.

- **Détection des Anomalies :**

- Lors de l'inférence, le modèle tente de reconstruire les nouvelles images.
- Les images conformes sont bien reconstruites avec un faible taux d'erreur.
- Les images non conformes, n'ayant pas été vues lors de l'entraînement, sont mal reconstruites, avec un taux d'erreur plus élevé.
- Ce taux d'erreur est utilisé comme critère pour classifier les images en conformes ou non conformes.

#### 10.10.2 Avantages des Auto-encoders

- **Adaptabilité aux Données Limitées :**

- Les auto-encoders sont particulièrement adaptés lorsqu'on dispose uniquement de données d'une seule classe.
- Ils permettent de détecter les anomalies en apprenant à reconstruire fidèlement les données conformes.

- **Réduction de la Dimensionnalité :**

- En apprenant une représentation compacte des données, les auto-encoders réduisent la dimensionnalité et simplifient la classification.

- **Flexibilité et Robustesse :**

- Les auto-encoders peuvent être utilisés dans divers contextes et sont robustes face à des variations dans les données.

### 10.10.3 Application dans la Classification d'Images

Dans le cadre de mon projet, les auto-encoders ont été utilisés pour classifier les images en conformes et non conformes. Grâce à leur capacité à apprendre à partir de données de classe unique, ils ont permis de compenser le manque de données non conformes et de fournir un outil de classification efficace et précis.

## 10.11 Evaluation des modèles et choix du modèle le plus fiable

Pour évaluer ces modèles, surtout dans un contexte de classification binaire comme celui des images conformes et non conformes, plusieurs métriques peuvent être utilisées. Voici quelques-unes des métriques les plus courantes et utiles pour ce type de tâche.

Dans notre cas, la métrique la plus fiable dépend de l'objectif spécifique de l'entreprise :

- **Précision** : Si l'objectif est de minimiser les faux positifs (éviter d'étiqueter un produit conforme comme non conforme), la précision est la métrique à privilégier. Cela est crucial lorsque les coûts associés à un faux positif sont élevés, par exemple, si un produit conforme rejeté entraîne des pertes financières importantes.
- **Rappel** : Si l'objectif est de minimiser les faux négatifs (éviter d'étiqueter un produit non conforme comme conforme), le rappel est la métrique la plus appropriée. Un haut rappel est essentiel lorsque la sécurité ou la qualité est en jeu, par exemple, dans des industries où un produit non conforme peut entraîner des risques pour la santé ou la sécurité des consommateurs.
- **F1-Score** : Pour un bon équilibre entre précision et rappel, le F1-score est recommandé. Cette métrique est utile lorsque vous avez besoin d'un compromis entre minimiser les faux positifs et les faux négatifs. Le F1-score est idéal lorsque les coûts des erreurs de classification sont comparables.
- **ROC-AUC** : Pour une vue globale de la capacité du modèle à distinguer les deux classes, l'ROC-AUC est la métrique à utiliser. Elle donne une indication sur la performance générale du modèle, indépendamment d'un seuil spécifique.
- **Exactitude (Accuracy)** : Si l'objectif est d'évaluer la proportion totale de prédictions correctes par rapport au nombre total de prédictions, l'accuracy est la métrique à utiliser. Toutefois, elle peut être trompeuse en cas de déséquilibre des classes.

Pour déterminer quelle métrique choisir, il est crucial de comprendre les priorités de l'entreprise et les implications des erreurs de classification.

**Minimiser les faux positifs (haute précision)** : Si l'entreprise veut éviter les coûts liés au rejet des produits conformes, la précision doit être maximisée.

**Minimiser les faux négatifs (haut rappel)** : Si l'entreprise veut assurer que tous les produits non conformes soient détectés pour des raisons de sécurité, de qualité ou de conformité réglementaire, le rappel doit être maximisé.

**Équilibre entre faux positifs et faux négatifs (F1-score)** : Si l'entreprise cherche un équilibre entre éviter les faux positifs et détecter les faux négatifs, le F1-score est le meilleur indicateur.

**Vue globale de la performance du modèle (ROC-AUC)** : Si l'entreprise veut une vue d'ensemble de la performance du modèle sans se concentrer sur un seuil particulier, l'ROC-AUC est la métrique la plus informative.

**Proportion totale de prédictions correctes (Accuracy)** : Si l'entreprise veut une vue simple et globale des performances du modèle, l'accuracy peut être utilisée, mais avec précaution en cas de déséquilibre des classes.

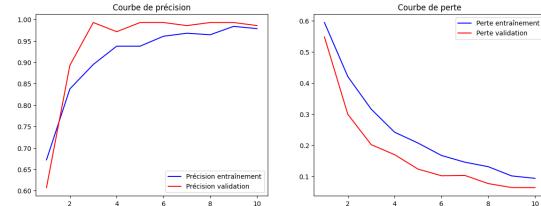
**Durée d'entraînement et coût d'exécution** : En plus des métriques de performance, il est crucial de considérer le temps nécessaire pour entraîner le modèle et son coût d'exécution. Un modèle très performant mais nécessitant un temps d'entraînement excessivement long ou des ressources computationnelles coûteuses peut ne pas être pratique pour l'entreprise. Par conséquent, l'équilibre entre la performance, la rapidité d'entraînement et les coûts associés doit être soigneusement évalué.

**Conclusion** : Pour choisir la métrique la plus adaptée, il est essentiel d'aligner notre choix avec les objectifs et les priorités spécifiques de l'entreprise, tout en tenant compte des contraintes de temps et de coûts.

### 10.11.1 Evaluation du modèle CNN

```
la durée de l'entraînement: 358.38521432876587
18/18 ━━━━━━━━ 225 1s/step - accuracy: 0.8970 - loss: 0.6860
Train loss: 0.6850782036781311
Train accuracy: 0.9001782536506653
5/5 ━━━━━━ 65 1s/step - accuracy: 0.9005 - loss: 0.6980
Test loss: 0.6789859533309937
Test accuracy: 0.9071428775787354
```

(a) Évaluation Numérique



(b) Courbe de Perte et de précision

- **Précision et Perte**

1. Courbe de Précision: La courbe de précision montre que la précision du modèle augmente au fur et à mesure de l'entraînement, atteignant environ 90% pour les ensembles d'entraînement et de validation.
2. Courbe de Perte: La courbe de perte montre une diminution progressive de la perte pour les ensembles d'entraînement et de validation, indiquant que le modèle apprend et généralise bien.

- **Évaluation Numérique:**

1. Précision de l'entraînement: Le modèle a une précision d'entraînement de 90.02% ce qui est un bon indicateur de la capacité du modèle à apprendre les caractéristiques des données.
2. Précision de validation: La précision sur l'ensemble de validation est de 90.71% ce qui montre que le modèle généralise bien aux données qu'il n'a pas vues pendant l'entraînement.

- 3. Perte de l'entraînement et de validation: La perte est légèrement inférieure pour l'ensemble de validation comparé à l'ensemble d'entraînement, ce qui est un bon signe de la robustesse du modèle et de l'absence de surapprentissage significatif.
- **Durée d'entraînement:** La durée totale de l'entraînement est d'environ 358 secondes (environ 6 minutes). Cette durée est raisonnable pour un modèle CNN de cette complexité, bien que l'optimisation du temps d'entraînement pourrait être explorée davantage.

## Conclusion

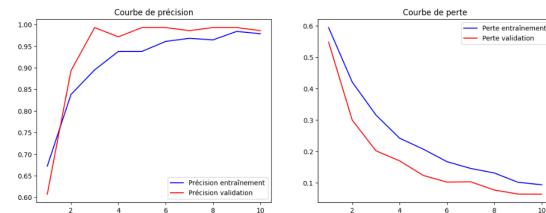
Le modèle CNN montre des performances solides avec une précision de plus de 90% pour les ensembles d'entraînement et de validation. La perte relativement faible et les courbes d'apprentissage stables indiquent que le modèle apprend efficacement et généralise bien. Le temps d'entraînement est raisonnable, ce qui est crucial pour des applications pratiques où les ressources de calcul et le temps peuvent être limités. Dans l'ensemble, ce modèle est performant et bien adapté à la tâche de classification binaire des images conformes et non conformes.

### 10.11.2 Evaluation du modèle VGG16

```

la durée de l'entraînement: 2460.9279034137726
18/18 ━━━━━━ 189s 10s/step - accuracy: 0.9942 - loss: 0.0823
Train loss: 0.08086462318897247
Train accuracy: 0.9964349269866943
5/5 ━━━━━━ 47s 9s/step - accuracy: 0.9831 - loss: 0.0665
Test loss: 0.06355881690979004
Test accuracy: 0.9857142567634583
  
```

(a) Évaluation Numérique



(b) Courbe de Perte et de précision

#### • Précision et Perte

1. Courbe de Précision: La courbe de précision montre que la précision du modèle VGG16 augmente au fur et à mesure de l'entraînement, atteignant environ 99% pour l'ensemble d'entraînement et 98% pour l'ensemble de validation. Cela indique une excellente performance du modèle sur les données connues et inconnues.
2. Courbe de Perte: La courbe de perte montre une diminution continue de la perte pour les ensembles d'entraînement et de validation, ce qui indique que le modèle apprend efficacement et généralise bien. La perte de validation est légèrement inférieure à la perte d'entraînement vers la fin, ce qui est un signe positif de la robustesse du modèle.

#### • Évaluation Numérique:

1. Précision de l'entraînement: Le modèle VGG16 a une précision d'entraînement de 99.64% ce qui est un excellent indicateur de sa capacité à apprendre les caractéristiques des données.
2. Précision de validation: La précision sur l'ensemble de validation est de 98.57% montrant que le modèle généralise très bien aux nouvelles données qu'il n'a pas vues pendant l'entraînement.

- 3. Perte de l'entraînement et de validation: La perte d'entraînement est de 0.0808 et la perte de validation est de 0.0665. Ces valeurs relativement faibles indiquent une bonne convergence du modèle sans surapprentissage significatif.
- **Durée d'entraînement:** La durée totale de l'entraînement est d'environ 2460.93 secondes (environ 41 minutes). Bien que cela soit plus long que pour des modèles moins complexes, cette durée reste raisonnable pour un modèle VGG16 de cette taille et complexité. Des optimisations pourraient être explorées pour réduire davantage ce temps d'entraînement.

## Conclusion

Le modèle VGG16 montre des performances exceptionnelles avec une précision supérieure à 98% pour les ensembles d'entraînement et de validation. La perte relativement faible et les courbes d'apprentissage stables indiquent que le modèle apprend efficacement et généralise très bien. Le temps d'entraînement, bien que plus long que certains modèles plus simples, reste raisonnable pour les applications pratiques. Dans l'ensemble, ce modèle VGG16 est performant et bien adapté à la tâche de classification binaire des images conformes et non conformes.

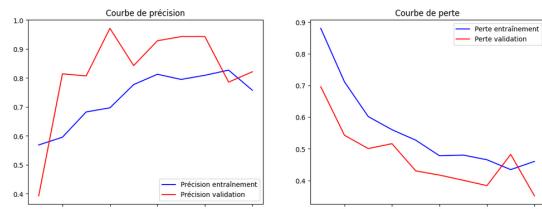
### 10.11.3 Evaluation du modèle Resnet50

```

la durée de l'entraînement: 890.7402060031891
18/18 ━━━━━━━━ 62s 3s/step - accuracy: 0.7858 - loss: 0.4315
Train loss: 0.42491570115089417
Train accuracy: 0.7914438247680664
5/5 ━━━━━━━━ 15s 3s/step - accuracy: 0.8150 - loss: 0.3618
Test loss: 0.3514916002750397
Test accuracy: 0.8214285969734192

```

(a) Évaluation Numérique



(b) Courbe de Perte et de précision

- **Précision et Perte**

1. Courbe de Précision: La courbe de précision montre que la précision du modèle augmente au fur et à mesure de l'entraînement, atteignant environ 80% pour les ensembles d'entraînement et de validation.
2. Courbe de Perte: La courbe de perte montre une diminution progressive de la perte pour les ensembles d'entraînement et de validation, indiquant que le modèle apprend et généralise bien.

- **Évaluation Numérique:**

1. Précision de l'entraînement: Le modèle a une précision d'entraînement de 80%, ce qui est un bon indicateur de la capacité du modèle à apprendre les caractéristiques des données.
2. Précision de validation: La précision sur l'ensemble de validation est de 82% ce qui montre que le modèle généralise bien aux données qu'il n'a pas vues pendant l'entraînement.
3. Perte de l'entraînement et de validation: La perte est légèrement inférieure pour l'ensemble de validation comparé à l'ensemble d'entraînement, ce qui est un bon signe de la robustesse du modèle et de l'absence de surapprentissage significatif.

- **Durée d'entraînement: 890.74 secondes** Le temps d'entraînement est relativement long comparé à d'autres modèles, ce qui pourrait être dû à la complexité et à la profondeur du réseau ResNet

## Conclusion

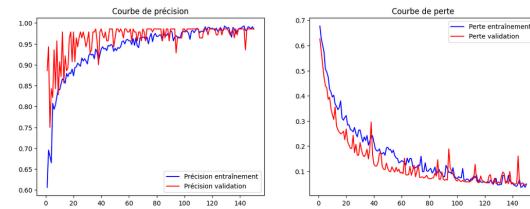
Le modèle ResNet présente des résultats encourageants avec une précision d'entraînement de 79.14% et une précision de validation de 82.14%. Bien que la précision ne soit pas aussi élevée que celle obtenue avec d'autres modèles comme les embeddings, elle est encore raisonnablement bonne.

La différence entre la perte d'entraînement et de validation suggère que le modèle est capable de généraliser et n'est pas en surapprentissage, ce qui est un aspect positif. Cependant, la durée d'entraînement relativement longue pourrait être un inconvénient si les ressources et le temps sont des facteurs critiques.

### 10.11.4 Evaluation du modèle embedding

```
la durée de l'entraînement: 28.34289288520813
18/18 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0350 - accuracy: 0.9929
Train loss: 0.0350273475050926
Train accuracy: 0.9928698539733887
5/5 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0477 - accuracy: 0.9857
Test loss: 0.04766891524195671
Test accuracy: 0.9857142567634583
```

(a) Évaluation Numérique



(b) Courbe de Perte et de précision

- **Précision et Perte**

1. La précision d'entraînement et de validation augmente rapidement au début des itérations, atteignant presque 1 (100%) après environ 20 itérations.
2. La courbe de précision reste stable et élevée, montrant une légère fluctuation mais globalement proche de 1
3. La perte d'entraînement et de validation diminue rapidement au début des itérations et continue à diminuer, atteignant des valeurs très basses après environ 20 itérations.
4. Les pertes d'entraînement et de validation sont presque nulles, indiquant que le modèle s'entraîne bien sans surapprentissage notable.

- **Durée d'entraînement:** 28.34 secondes

Le temps d'entraînement est assez rapide, ce qui est avantageux pour itérer rapidement sur les modèles et les hyperparamètres.

## Conclusion

Le modèle basé sur des embeddings montre une performance exceptionnelle en termes de précision et de perte, tant pour l'ensemble d'entraînement que pour l'ensemble de validation. Le temps d'entraînement rapide est également un avantage significatif. Cependant, il est

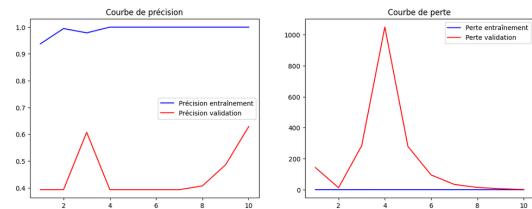
crucial de vérifier ces résultats avec d'autres métriques comme le rappel, la précision, le F1-score et l'AUC pour s'assurer que le modèle fonctionne bien pour les cas spécifiques d'utilisation dans le contexte de l'entreprise.

Si les embeddings ont été bien choisis et extraits correctement, ce modèle est très prometteur pour la classification des images de produits conformes et non conformes, répondant ainsi aux besoins de l'entreprise en termes de coût et de temps.

#### 10.11.5 Evaluation du modèle autoencoders

```
la durée de l'entraînement: 1964.0329945087433
18/18 43s 2s/step - accuracy: 0.9589 - loss: 0.0839
Train loss: 0.09823384135961533
Train accuracy: 0.9572192430496216
5/5 11s 2s/step - accuracy: 0.6075 - loss: 1.0373
Test loss: 1.0012686252593994
Test accuracy: 0.6285714587102966
```

(a) Évaluation Numérique



(b) Courbe de Perte et de précision

- **Précision et Perte**

1. Courbe de Précision:

- La courbe de précision montre une performance presque parfaite pour l'ensemble d'entraînement avec une précision proche de 1.0.
- La courbe de précision de validation montre une grande variabilité avec une précision beaucoup plus basse, atteignant un maximum de 0.6 vers la fin

2. Courbe de Perte:

- La courbe de perte pour l'ensemble d'entraînement reste très basse tout au long de l'entraînement, ce qui suggère que le modèle apprend bien sur les données d'entraînement.
- La courbe de perte de validation montre une perte très élevée, particulièrement autour de l'époque 4, ce qui est un signe de surapprentissage significatif et d'une mauvaise généralisation du modèle.

- **Évaluation Numérique:**

1. Précision de l'entraînement: Le modèle a une précision d'entraînement de 95.72% ce qui est un indicateur que le modèle a bien appris les caractéristiques des données d'entraînement.
2. Précision de validation: La précision sur l'ensemble de validation est de 62.86%, montrant une grande différence avec la précision d'entraînement, ce qui indique un problème de surapprentissage.
3. Perte de l'entraînement et de validation: La perte d'entraînement est extrêmement basse à 0.0839, mais la perte de validation est beaucoup plus élevée à 1.0373, confirmant que le modèle ne généralise pas bien aux nouvelles données.

- **Durée d'entraînement:** La durée totale de l'entraînement est de 1964 secondes (environ 32.7 minutes). Ce temps est relativement long et pourrait nécessiter une optimisation pour une meilleure efficacité.

## **Conclusion**

Le modèle autoencodeur montre des signes de surapprentissage significatif. La grande différence entre les précisions d'entraînement et de validation, ainsi que la perte de validation élevée, indiquent que le modèle ne généralise pas bien aux nouvelles données. Bien que la précision d'entraînement soit élevée, la performance globale du modèle doit être améliorée pour une meilleure robustesse et généralisation

### **10.12 Conclusion**

Le modèle VGG16 s'est révélé être le plus performant parmi ceux testés. Son excellente précision et sa faible perte, tant pour les ensembles d'entraînement que de validation, démontrent sa capacité à apprendre et à généraliser efficacement. Bien que son temps d'entraînement soit plus long, il reste raisonnable compte tenu de la complexité du modèle. Par conséquent, le modèle VGG16 sera implémenté dans la solution, répondant ainsi aux besoins de l'entreprise en termes de coût et de temps

## **11 Prolongements de la mission**

À l'approche de la fin de mon stage, il est crucial de détailler la phase d'implémentation de la solution, même si celle-ci est toujours en cours. Selon le planning établi, l'implémentation devait débuter le 26 juin, et nous sommes actuellement en train de mettre en place la solution proposée.

### **11.1 Commande et sélection du matériel**

La première étape de cette phase a consisté à commander le matériel nécessaire. Le choix du matériel devait respecter plusieurs critères d'exigence pour garantir une efficacité optimale et une intégration harmonieuse avec notre système de production existant.

#### **11.1.1 Caméra**

Pour un système d'inspection automatisée basé sur l'intelligence artificielle et le traitement d'image dans un environnement de production, la caméra joue un rôle crucial. Elle doit non seulement capturer des images de haute qualité, mais aussi synchroniser avec la vitesse de la machine d'impression et fonctionner efficacement dans les conditions spécifiques de notre environnement de travail. La caméra sélectionnée répond à ces exigences strictes, assurant ainsi une capture d'image fiable et précise pour l'analyse par notre algorithme de détection d'erreurs

#### **11.1.2 Matériel et microcontrôleurs**

Le choix du matériel et des microcontrôleurs dépend de la complexité de l'algorithme choisi, de la vitesse de traitement requise, et de l'environnement industriel. Voici les composants sélectionnés :



**Basler ace series**

- 1.2 MP à 20 MP
- 750 fps
- GigE
- USB 3.0



**FLIR Blackfly**

- 1 MP à 20 MP
- 120 fps
- GigE
- USB 3.0



**Cognex In-sight**

- 0.3 MP à 5 MP
- 200 fps
- GigE
- USB 3.0



**OpenMV**



**Raspberry Pi**

### 11.1.3 Serveur de stockage

Pour digitaliser la collecte de données et stocker les images détectées, nous avons mis en place un serveur dédié. Ce serveur joue un rôle crucial en assurant non seulement le stockage sécurisé des images, mais aussi leur accessibilité pour une analyse ultérieure et l'amélioration continue de notre algorithme.

Nous utiliserons le serveur de l'entreprise Tecpap, ce qui présente plusieurs avantages. Tout d'abord, l'utilisation des infrastructures existantes permet de réduire les coûts et d'accélérer la mise en place de la solution. Ensuite, le fait de stocker les images sur le serveur interne de l'entreprise assure une intégration fluide avec les autres systèmes et processus en place, garantissant ainsi une gestion centralisée et sécurisée des données.

L'entreprise apprécie particulièrement cette approche car la solution permet de collecter et d'organiser les données visuelles de leurs produits. Ces données, stockées de manière systématique et sécurisée, pourront être exploitées pour d'autres fonctions au sein de l'entreprise, telles que



l’analyse de la qualité, le suivi de la production et la recherche et développement. En disposant de cette base de données d’images, Tecpap pourra améliorer ses processus internes et prendre des décisions éclairées basées sur des données précises et à jour.

## 12 Difficultés Rencontrées

Au cours de ces trois mois de stage, j’ai été confronté à plusieurs défis qui ont nécessité une adaptation et des solutions créatives :

1. **Manque de données:** L’un des principaux obstacles a été l’insuffisance de données disponibles pour entraîner les modèles de classification d’images. L’entreprise ne disposant pas d’un système ou d’un outil dédié pour capturer des images de ses produits, j’ai dû collecter les données manuellement. Cela a impliqué l’utilisation de mon propre smartphone pour photographier les produits et la normalisation des images pour garantir une qualité et une dimension cohérentes. Cette étape laborieuse a été essentielle pour créer un ensemble de données représentatif et pertinent.
2. **Problème de transport:** Le trajet entre l’école et le lieu de stage s’est avéré long et contraignant, affectant parfois mon efficacité et ma ponctualité. Ces déplacements quotidiens ont également été une source de fatigue supplémentaire, impactant la productivité.
3. **Manque d’informations sur l’entreprise:** Trouver des informations détaillées sur l’entreprise sur Internet s’est révélé difficile. Cette absence de ressources accessibles a compliqué ma compréhension initiale des processus internes et des produits de l’entreprise, nécessitant une période d’adaptation plus longue pour me familiariser avec mon environnement de travail.

Malgré ces difficultés, j’ai su m’adapter et surmonter ces obstacles grâce à la persévérance, la créativité et le soutien de mon encadrant et de l’équipe. Ces expériences ont contribué à mon développement personnel et professionnel, renforçant ma capacité à gérer des situations complexes.

## **13 Conclusion**

Ce stage a représenté une opportunité inestimable pour appliquer les connaissances théoriques acquises au cours de ma formation à l'École Centrale Casablanca dans un contexte professionnel concret. Travailler sur un projet de classification d'images m'a permis d'explorer et de comparer différentes architectures de réseaux de neurones afin d'identifier la solution la plus adaptée aux besoins de l'entreprise.

Cette expérience m'a non seulement permis de développer des compétences techniques approfondies en machine learning et en traitement d'images, mais aussi d'affiner mes capacités analytiques et ma résolution de problèmes dans un environnement réel. La collaboration avec mon encadrant et l'équipe de l'entreprise a été particulièrement enrichissante, offrant des perspectives pratiques sur les défis industriels et les solutions possibles.

En somme, ce stage a été une expérience extrêmement formatrice, consolidant mes compétences et renforçant ma préparation pour une carrière dans le domaine de l'intelligence artificielle. Je suis reconnaissant pour le soutien reçu et je me sens désormais prêt à aborder de nouveaux défis et à apporter une contribution significative dans mes futures initiatives professionnelles.

## References

- [1] Charika.ma, *Imma holding*, URL: <https://www.charika.ma/societe-imma-holding-419094>, Consulté le: avril 2024.
- [2] *Tecpap*, URL: <https://www.tecpap.ma/>, Consulté le: avril 2024.
- [3] Cognex Corporation, *VisionPro Deep Learning*, URL: <https://www.cognex.com/products/machine-vision/deep-learning/visionpro-deep-learning>, Consulté le: Juin 2024
- [4] KEYENCE Corporation, *Vision Systems*, URL: <https://www.keyence.com/products/vision/>, Consulté le: Juin 2024.
- [5] Datascientest, *Convolutional Neural Network*, URL: <https://datascientest.com/convolutional-neural-network>, Consulté le: Juin 2024.
- [6] K Keras, *Resnet50*, URL: <https://keras.io/api/applications/resnet/>, Consulté le: Juin 2024.
- [7] Datascientest, *VGG16*, URL: <https://datascientest.com/quest-ce-que-le-modele-vgg>, Consulté le: Juin 2024.
- [8] Pinecone, *Choosing an Embedding Model*, URL: <https://www.pinecone.io/learn/series/rag/embedding-models-rundown/>, Consulté le: Juin 2024.
- [9] Visio ia, *Autoencoder in Computer Vision – Complete 2024 Guide*, URL: <https://viso.ai/deep-learning/autoencoder/>, Consulté le: Juin 2024.
- [10] Code complet du stage, *Automatisation de la détection d'erreur d'impression*, URL: <https://github.com/Ayyoubenrguig/Automatisation-de-la-d-tection-d-erreurs-d-impression->, Consulté le: Juin 2024.