
RAPPORT PUBLIC

21 Avril 2023

Projet Ingénieur n°04

Détection de défauts sur les bobines avant emballage (CoilCheck)

Client:

FRANCOIS Alvin

Encadrant:

MEILLIER Céline

Équipe:

PODVIN Baptiste (Chef de projet)

ROUSSEAU Yann

SEBBANE Kahina

TOUCHTE CODJO Felix

ZAMANI Inas

Avant-propos

Le projet ingénieur dont le présent document constitue le rapport public s'inscrit dans le cadre général de notre formation à Télécom Physique Strasbourg (TPS). Il intervient au cours de notre deuxième année d'étude du diplôme généraliste et s'étendit tout au long de l'année académique 2022-2023.

Le projet ingénieur chez TPS consiste en une formation active des étudiants qui se voient proposer des problèmes concrets de la part d'entreprises. Il s'agit de sortir du cadre purement scolaire des travaux pratiques pour lesquels les solutions aux problèmes proposés sont déjà connues par les enseignants. En effet, dans le milieu professionnel, les connaissances à elles seules ne suffisent point. Ce qui compte dorénavant est la valeur qu'elles permettent de créer. Cette formation est alors un premier contact avec les modes de fonctionnement en entreprise et une initiation par la pratique à la gestion de projet en vue de sa réalisation.

Le scénario dans lequel s'est déroulé notre projet est le suivant : l'ensemble des étudiant-e-s-auteurs de ce rapport, c'est-à-dire nous, constitue une équipe d'ingénieur-e-s de la fameuse entreprise TPS. Elle se voit confier un problème technique de la part d'une entreprise de renommée internationale et décide de faire confiance à sa nouvelle équipe de jeunes ingénieurs (nom de code, PI04).

Nous avons alors été enclin à faire preuve de maturité, de capacité organisationnelle et de gestion pour rendre un livrable acceptable compatible avec le cahier des charges de notre client.

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre gratitude envers les personnes qui ont participé de près ou de loin à ce projet et qui nous ont apporté leur aide et leurs connaissances pour atteindre nos objectifs. Nous sommes particulièrement reconnaissants envers Jelila LABED pour sa disponibilité constante et son expertise, ainsi que Piotr SZYCHOWIAK pour ses présentations et ses remarques/conseils sur nos rapports bimensuels, ainsi que les autres membres de l'équipe de pilotage pour faire tenir ce système de formation par projets à TPS.

Nous remercions sincèrement ArcelorMittal pour nous avoir offert cette opportunité passionnante et innovante, ainsi qu'Alvin François pour sa confiance en notre équipe, sa bienveillance et ses conseils.

Nous sommes également reconnaissants envers l'équipe du Digital Lab pour nous avoir accueilli dans leurs locaux et pour nous avoir présenté des projets inspirants.

Nous tenons à remercier chaleureusement notre encadrante Céline MEILLIER pour sa supervision attentive et ses précieux conseils tout au long du projet. Nous remercions également Maxence Racadot pour son coaching.

Enfin, nous tenons à vous remercier pour votre soutien et espérons avoir l'opportunité de collaborer à nouveau avec vous dans un avenir proche.

Table des matières

Avant-propos	2
Remerciements	3
Table des matières	4
Résumé	5
Abstract	6
I - Présentation générale	7
I.1 L'équipe PI04.....	7
I.2 Sujet et enjeux.....	8
I.3 Cahier des charges.....	9
I.3 Livrable.....	11
II - Développement du projet	12
II.1 Présentation de la base de données.....	12
II.2 Processus.....	13
II.3 Segmentation.....	13
II.4 Traitement d'image.....	16
II. 5 Deep Learning.....	20
II. 6 Halcon.....	24
III - Bilan	26
IV - Gestion de projet	27
IV.1 Le planning prévisionnel.....	27
IV.2 Organisation de l'équipe.....	28
IV.2.1 Moyens de communication.....	28
IV.2.2 Répartition des tâches.....	28
IV.3 Gestion des risques.....	29
IV.3.1 Risques financiers.....	29
IV.3.2 Risques humains.....	29
IV.3.3 Risques techniques.....	29
IV.3.4 Risques liés à la gestion.....	29
IV.4 Budget.....	30
Conclusion	32
Bibliographie	33
Annexe - Dossier industriel	34
A. Éléments techniques.....	34
B. Éléments administratifs.....	34
C. Autres.....	35

Résumé

Dans l'usine d'ArcelorMittal, l'inspection visuelle des bobines est une étape cruciale pour la ligne de production. Mais il ne faut pas négliger la dernière inspection, juste avant l'emballage des bobines. En effet, la vérification de la qualité des bobines est effectuée par un opérateur humain dont l'expertise et la performance peuvent varier grandement. Cependant, il est essentiel que toutes les bobines respectent un cahier de charge défini par l'équipe de qualité. L'automatisation de cette tâche est alors primordiale pour assurer une qualité stable et permanente.

Afin de faire face aux défis technologiques, le Digital Lab de Florange se concentre sur trois sujets : la qualité 4.0, la data intelligence et la maintenance 4.0. Développer un algorithme de computer vision / AI afin de détecter et de classer les défauts de la bobine de façon automatique est parmi les besoins courants de l'entreprise. Ce projet permettrait de concevoir un système d'assistance à la vérification.

Notre projet, proposé par notre client Alvin François, consiste à réaliser un système de détection de défauts utilisant des techniques de vision par ordinateur et de traitement d'images pour analyser les bobines et identifier les défauts tels que les fissures, les bosses et les défauts d'alignement de spires. Les données collectées sont ensuite traitées par un algorithme d'apprentissage automatique pour améliorer la précision de la détection.

Abstract

In the ArcelorMittal factory, the visual inspection of coils is a crucial step for the production line. Indeed, the verification of the quality of the coils is performed by a human operator whose expertise and performance can vary greatly. However, it is essential that all coils respect the specifications defined by the quality team. The automation of this task is then essential to ensure a stable and permanent quality.

In order to face the technological challenges, the Digital Lab of Florange focuses on three subjects: quality 4.0, data intelligence and maintenance 4.0. Developing a computer vision / AI algorithm to detect and classify coil defects automatically is among the current needs of the company. This project would allow us to exploit the expertise of operators who will eventually be retired but also to design a verification assistance system.

Our project, proposed by our client Alvin François, consists in the realization of a defect detection system using computer vision and image processing techniques to analyze the coils and identify defects such as cracks, dents and surface irregularities. The collected data is then processed by a machine learning algorithm to improve the accuracy of the detection.

Keywords : *steel-coils, classification, defect-detection, machine-learning, computer-vision*

I - Présentation générale

ArcelorMittal est un groupe sidérurgique mondial. Comme toutes les grandes entreprises, elle ne reste pas indifférente face à l'avènement de l'industrie 4.0. C'est la raison pour laquelle sa composante régionale, ArcelorMittal France, a créé en 2021 deux Digital Labs. Au sein du département Computer Vision & AI du site de Uckange près de Florange, la question de l'automatisation et de l'uniformisation du final-check des bobines d'acier comme celles de la figure 1 était d'un grand intérêt pour notre client.

Le projet qui nous a alors été proposé avait pour but de développer un algorithme mélangeant Computer Vision et AI afin de détecter et de classifier les défauts visuels d'une bobine de façon automatique. Jusqu'à maintenant, avant d'envoyer une bobine à un client, les opérateurs chargés de l'emballage doivent vérifier la qualité du produit visuellement. La bobine doit respecter un cahier des charges défini par l'équipe qualité. Cependant, la vérification de la qualité de la bobine dépend de l'expérience de l'opérateur qui peut grandement varier. Afin de supporter leur travail, il est proposé de développer un système d'assistance à la vérification.

I.1 L'équipe PI04

Encadrante : Céline MELLIER, Maître de conférence à Télécom Physique Strasbourg

Coach : Maxence RACADOT, étudiant 3A TPS

L'équipe (nous) de jeunes ingénieur-e-s en charge de la réalisation de ce projet est constitué de :



Baptiste PODVIN
(chef de projet)



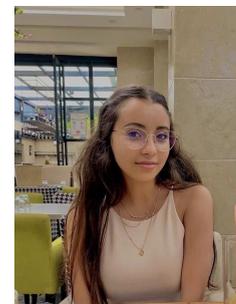
Yann ROUSSEAU



Kahina SEBBANE



**Felix TOUCHTE
CODJO**



Inas ZAMANI

Le client :



Mr Alvin FRANCOIS

- Ingénieur en Computer Vision & AI chez ArcelorMittal
- Manager de la section Computer Vision & AI
- Département de la transformation digitale
- Site de Florange

I.2 Sujet et enjeux

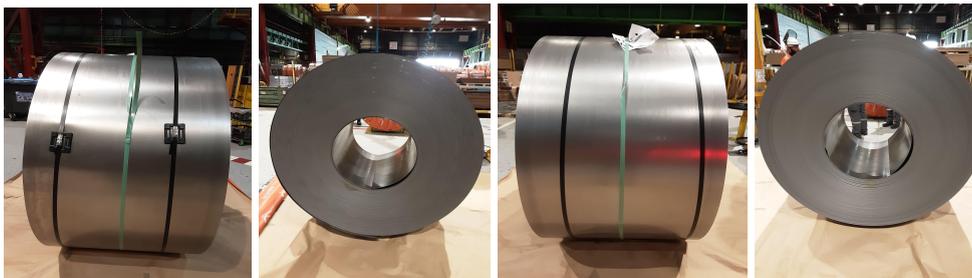


Figure 1 - Bobines du Hall d'emballage d'ArcelorMittal France

L'étude a vocation à supporter le travail des opérateurs pour l'inspection des bobines avant emballage. Le but est de créer un programme qui permettra de classer une bobines en 2 catégories (Défauts/Sans Défauts)

C'est la raison pour laquelle, nous avons choisi comme nom de projet : **Coilcheck**.

Les besoins du client tels qu'énoncés dans la proposition faite à notre entreprise sont, par ordre de priorité :

1. Indiquer si la bobine est valide ou non.
2. Indiquer la localisation du défaut.
3. Classifier le type du défaut, avec un taux de confiance dans le label renvoyé.

Une liste non exhaustive des labels sont présentés dans le tableau 1.



Qualification de l'aspect de surface de la circonférence de la bobine	Qualification de l'aspect de la tranche (rive)
Rouille (OXY)	Alignement en extérieur (ALE)
Salissure	Despirage (DES)
Choc de manutention (MNU)	Choc de manutention (MNU)
Choc de manutention à la dépose	Alignement (ALI)
Griffe (GRI)	Rive abîmée, ripage pince, pli en rive (RIB°)
Pli Mandrin (PLI)	
Conditionnement (COD)	
Marque de stockage	
Tache, tache d'huile (TAC)	
Rayure (ARA)	

Tableau 1 - Quelques labels de défauts en vue d'une classification par type de défaut.
 Source : ArcelorMittal

Nous avons très vite constaté la complexité de la tâche et nous avons proposé au client de restreindre le cadre de l'étude à une classification binaire comme énoncé plus haut. En effet la faible quantité d'images et les différences de points de vue ne permettent pas d'effectuer une classification par type de défauts.

I.3 Cahier des charges

Pour répondre aux attentes de notre client, nous avons construit le diagramme des interactions de la figure 2.

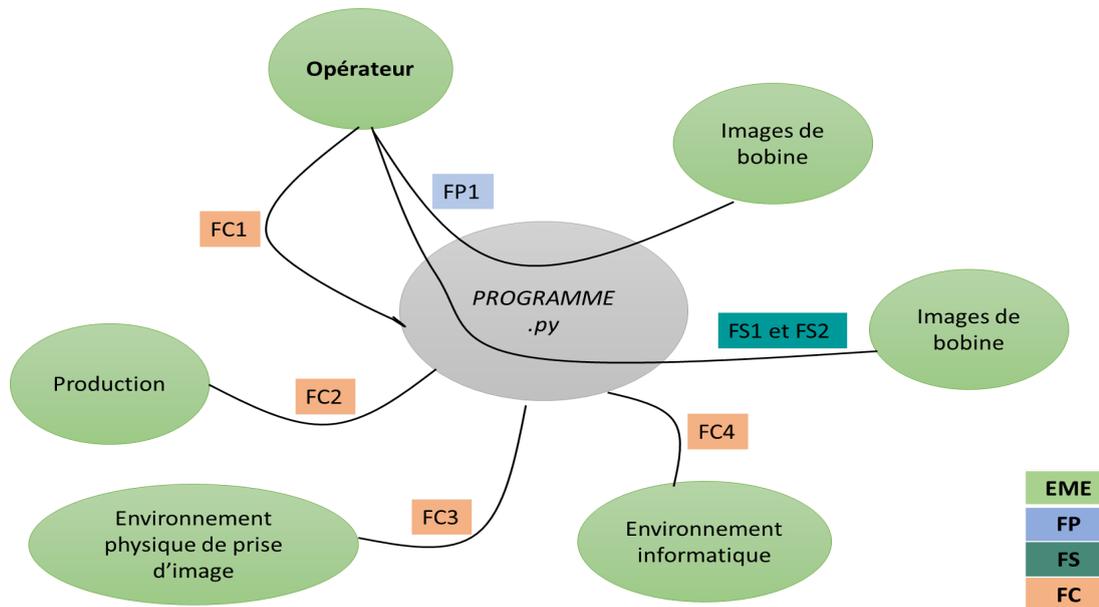


Figure 2 - Diagramme des interactions. Au centre le produit (un programme Python), autour les éléments du milieu extérieur (EME), chaque EME sont reliés au produits par des fonctions principales (FP) ou secondaires (FS). Les fonctions contraintes, elles, relient un EME au produit.

Les principales fonctions et contraintes de notre produit sont listées dans le tableau ci-dessus.

F.	EXPRESSION	MOYEN DE VALIDATION	CRITÈRE
FP1	Permettre à l'opérateur de valider ou de disqualifier la bobine	Test sur 20 % de la base de données - Test du client sur quelques images	Marge d'erreur 10%
FS1	Permettre à l'opérateur de localiser le défaut	Test sur 20 % de la base de données - Test du client sur quelques images	Marge d'erreur 10%
FS2	Indiquer à l'opérateur le type de défaut	Base de données trop faible	Non Définie
FC1	Contrainte pour l'opérateur de respecter des consignes de	Bon cadrage, bon nombre de photos,	Reste à définir

	prise de vues	prise du bon profil	
FC2	Suivre le rythme de production	Le programme doit être assez rapide	Temps d'exécution < 30 sec
FC3	Être robuste face aux conditions d'environnement de prise de vue	Directement lié à la validation de la FP1 au vu de la base de données et aux multiples conditions d'environnement.	
FC4	Environnement informatique du programme	Pas d'implémentation logicielle demandée	

Tableau 2 - Analyse fonctionnelle du besoin

I.3 Livrable

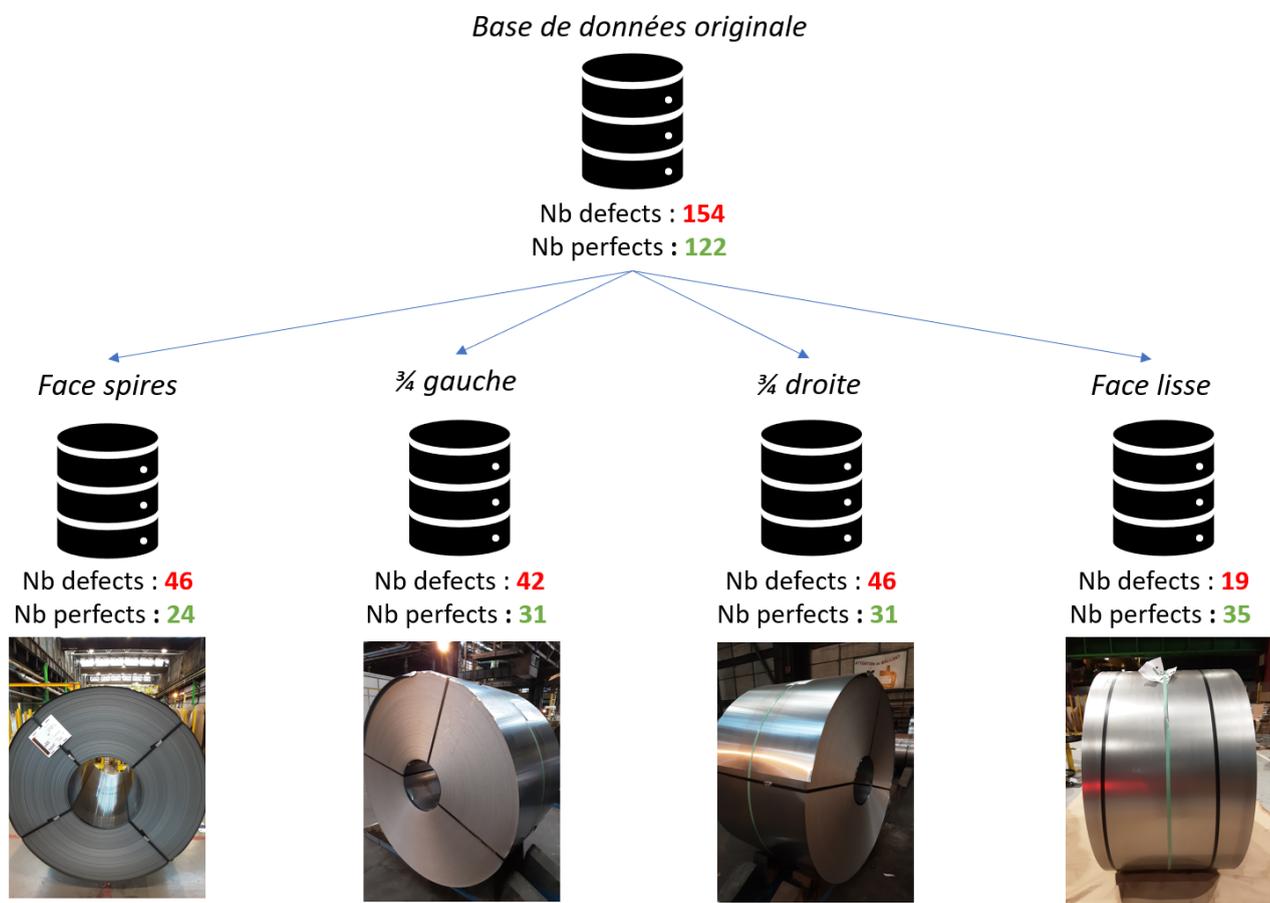
Le livrable attendu est un programme informatique (en Python) permettant la qualification d'une bobine à partir d'images prise par un opérateur.

- Algorithme de computer vision / IA.
- Interface graphique (non destiné à l'opérateur mais au client) pour simplifier l'upload d'images et la vérification de l'efficacité du programme.
- Rapport sur "l'état de l'art" et les méthodes explorées lors du projet.

II - Développement du projet

II.1 Présentation de la base de données

Pour se lancer dans le projet, le client nous a fourni une base de données, cruciale dans la suite des événements. Nous avons rapidement trié cette base de données, en voici un rapide aperçu :

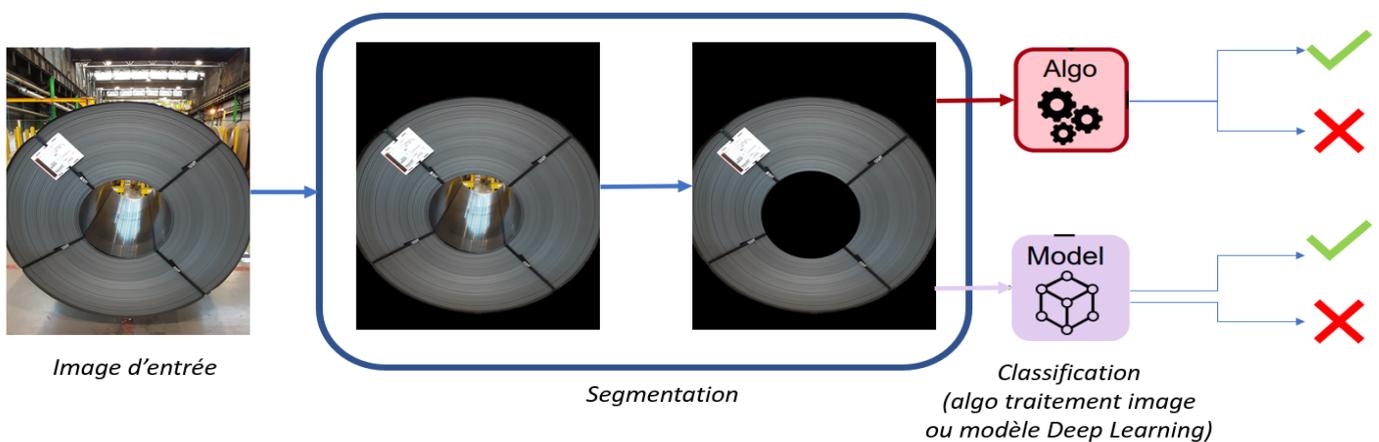


Pour des raisons de difficulté de segmentation et d'exploitation, les deux vues de $\frac{3}{4}$ ont été mises de côté, nous laissant avec deux vues, la face spirale et la face lisse (70 et 50 images respectivement).

Pour rappel (I.2), la deuxième étape du projet aurait été de labelliser les types de défauts détectés. Il ne sera pas présenté le nombre d'images par défauts, beaucoup trop faible pour être une piste d'exploration à ce niveau.

II.2 Processus

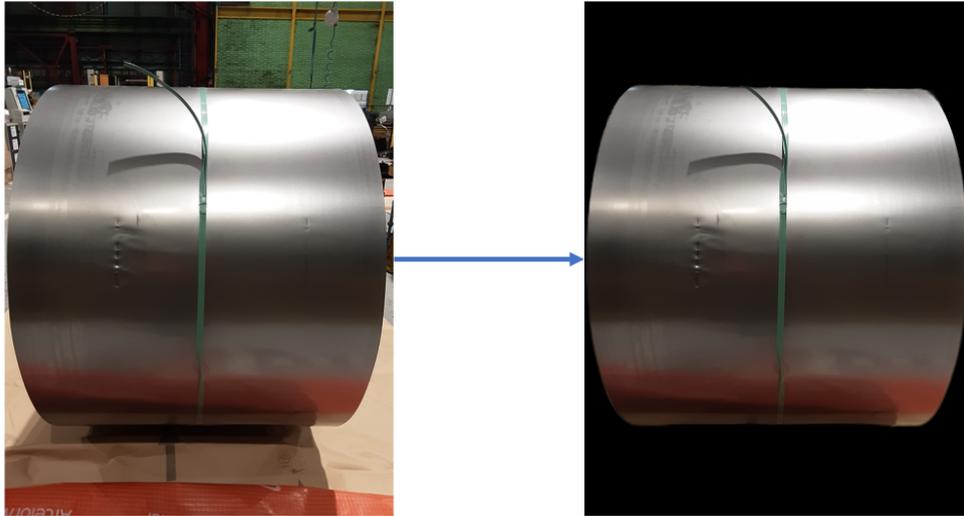
Voici ci-dessous les grandes étapes de la réalisation du projet.



II.3 Segmentation

Il est important de correctement segmenter nos images, pour réduire les caractéristiques d'une image aux informations qui nous intéressent.

Bien que du temps ait été passé sur cette problématique en trifouillant les méthodes offertes par la librairie de traitement d'images OPENCV sur Python (détection de cercles, d'ovales, de rectangles, détection de contours, etc.), la solution nous a été apporté par une API open-source REMBG, disponible sur Github : <https://github.com/danielgatis/rembg>



Cette API Python nous permet de retirer le fond d'une image en une seule ligne de code : `output = remove(img)`

Cette solution est efficace (~95% de bons détourages sur face lisse) mais n'est pas parfaite, notamment sur les face spirales (~75% de bons détourages) à cause des prises de vues particulières.

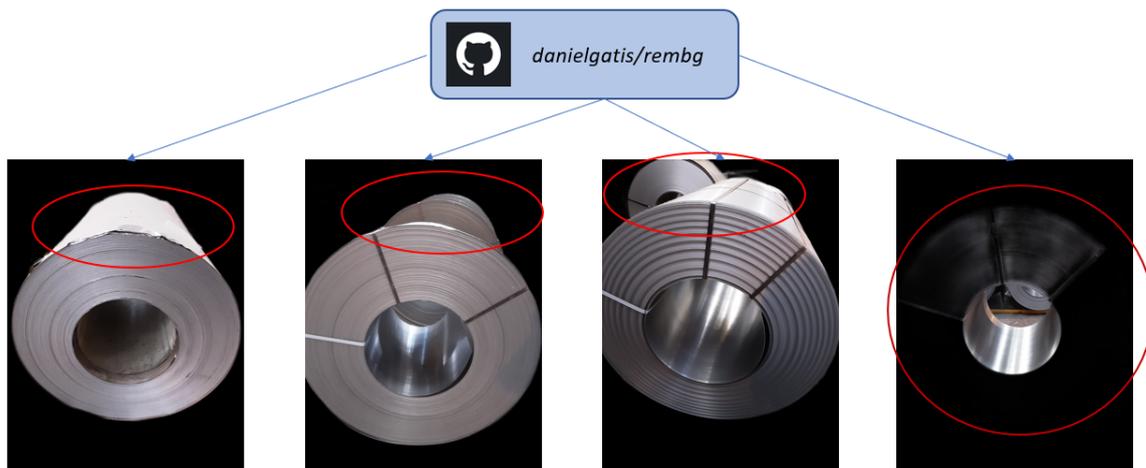


fig : exemple de "ratés". Le problème à droite n'est arrivé qu'une seule fois.

Pour la face spirales, une deuxième étape de segmentation est nécessaire pour encore simplifier les caractéristiques de l'image à analyser, et ce fut de retirer le cœur/centre de la bobine.

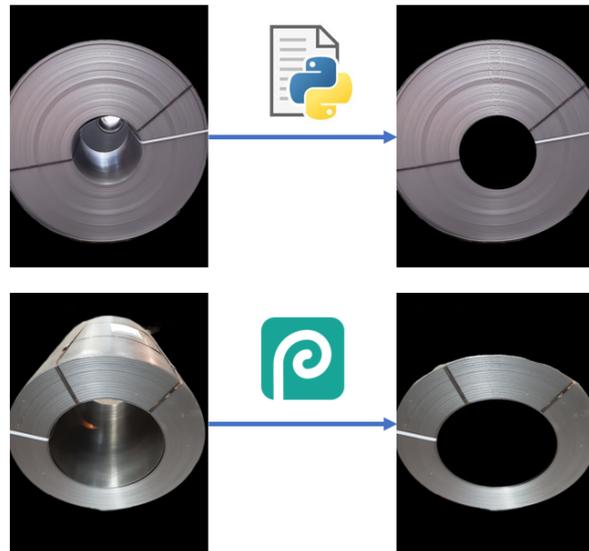


fig : en haut, détections de cercles, en bas, photopea.

En utilisant la méthode de détection de cercles fourni dans la librairie OpenCV de Python, on peut simplement localiser le cœur de la bobine et remplacer cette zone par des pixels noirs (méthode suffisante pour 46% des faces spirales).

Cependant, cette méthode nécessite que le cœur de la bobine ait une vraie forme de cercle. Or suivant l'angle de la photo, et le détourage effectué en amont, il fût nécessaire d'utiliser Photopea pour détourer ces zones à la main.

Bilan de la segmentation :

Cette étape cruciale souligne l'importance de l'angle de la prise de vue. Notre programme de segmentation est robuste dans le cas où l'utilisateur respecte certaines conditions : photo centrée, à bonne hauteur (pas de plongée aberrante), sans être trop éloigné pour ne pas détecter des bobines aux alentours (ce qui peut-être compliqué puisque nous travaillons sur les bobines avant emballage,

disposées

dans

un

hall).

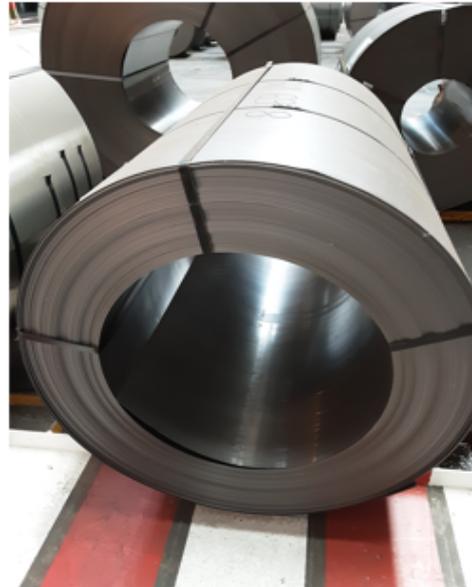


fig : exemple de prise de vue valide pour notre programme automatique de segmentation

Cependant, notre client nous a finalement indiqué que ArcelorMittal a déjà des méthodes pour segmenter proprement l'image. De plus, des outils reposant sur des modèles de Deep-Learning sont disponibles soit en API payante (<https://www.remove.bg/fr>), soit en beta test comme le dernier algorithme de Yann Le Cun (<https://dinov2.metademolab.com/demos?category=segmentation>)

II.4 Traitement d'image

Notre première approche fût d'utiliser des méthodes classiques de traitement d'images (changer les espaces de représentations, filtrer des informations, seuiller nos images). Pour ce faire, nous avons principalement travaillé sur Python avec la librairie OpenCV.

Pour mieux s'organiser, nous avons divisé la tâche en deux parties : détection de défauts sur face lisse et détection de défauts sur face spirales.

La bibliothèque OpenCV de python offre plusieurs fonctions pour effectuer du traitement d'image et extraire les caractéristiques qui nous intéressent.

Pour des fins de gestion de stockage, nous avons travaillé avec des images en niveaux de gris en utilisant la fonction `cvt.convert`. Le filtre Gaussian Blur permet de réduire le bruit dans l'image. L'utilisation d'autres filtres comme Canny était utile pour la détection de contours. En choisissant la bonne valeur de seuillage, ces derniers peuvent refléter des défauts d'alignement des spires ou des griffures.



fig : exemple de détection de griffure sur une bobine en utilisant OpenCV

Cependant, les conditions de prise des photos ne sont pas normalisées, nous ne sommes pas dans un laboratoire, mais dans des conditions réelles d'usage. L'angle de vue et l'éclairage varient fortement. De multiples problèmes en résultent. Dans certains cas, les réflexions lumineuses sont interprétées par nos algorithmes comme étant des défauts.

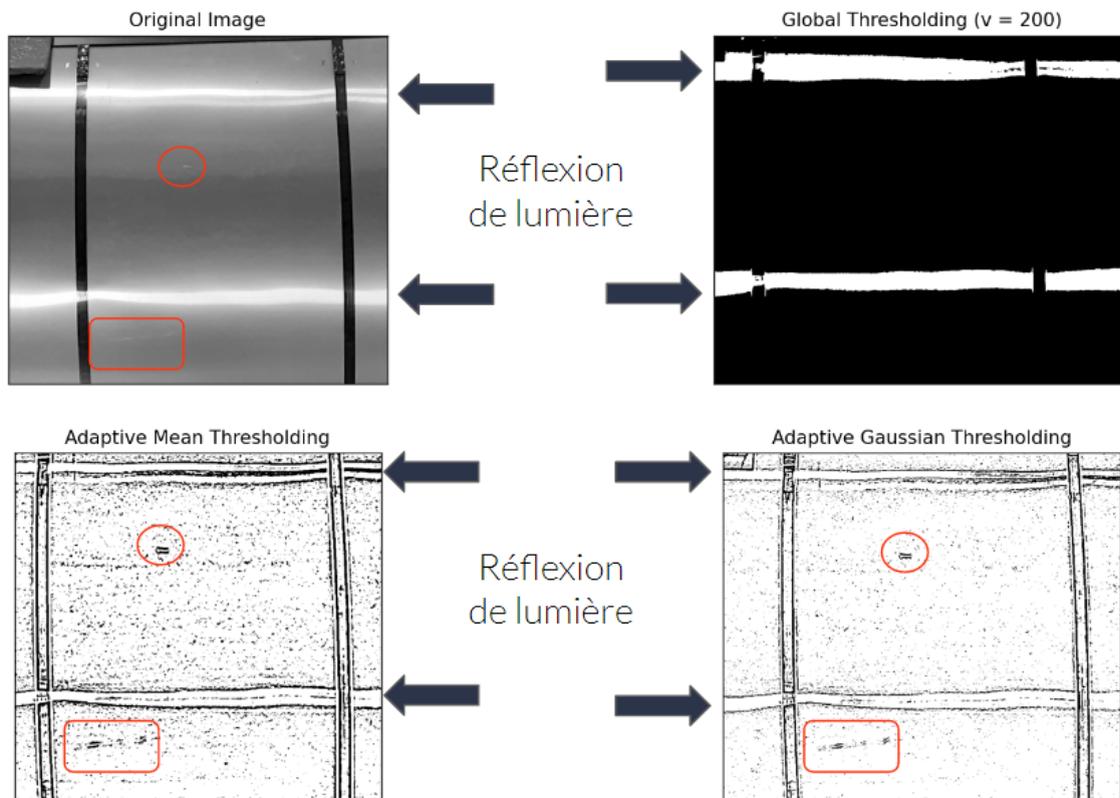


fig : plusieurs méthodes de seuillage mettent en valeur les problèmes de réflexion

Nous avons alors développé un algorithme de traitement de ces réflexions lumineuses.

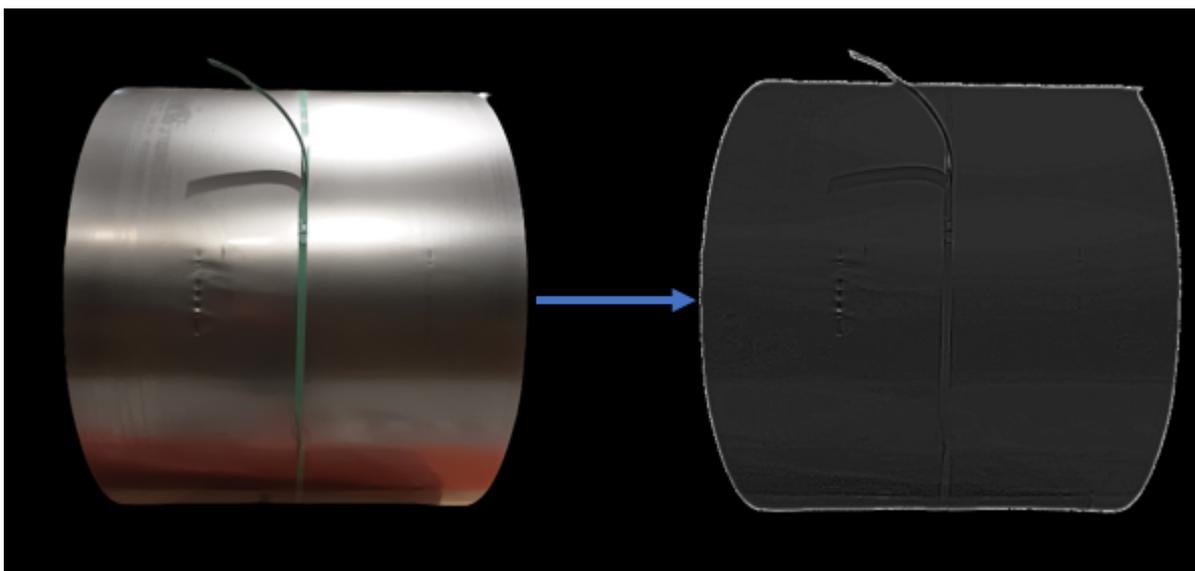


fig : avant-après filtrage, le défaut au milieu à gauche est toujours visible

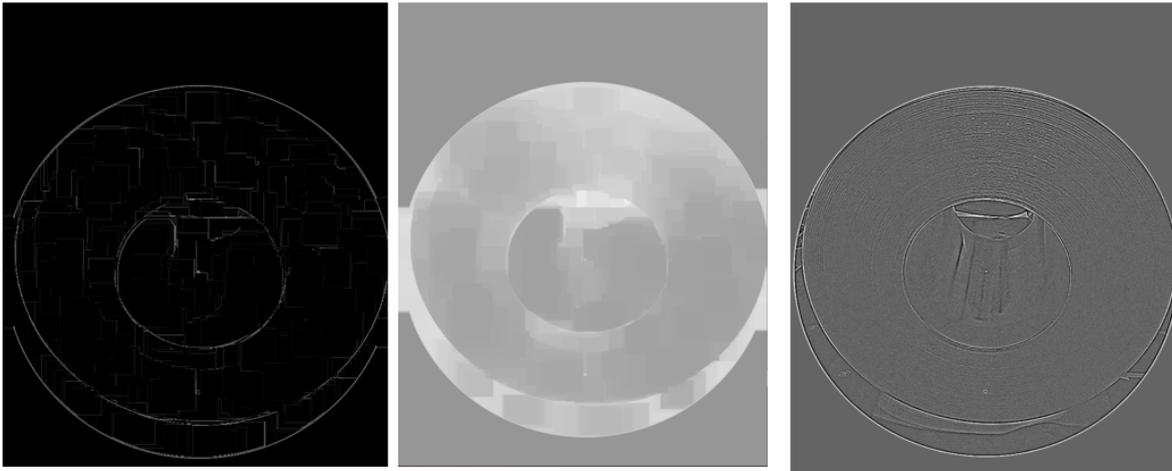


fig : bobine dans différents espaces, avec différents filtres.

Bilan de l'approche traditionnel de traitement d'image :

C'est une approche qui a fait ses preuves dans d'autres domaines, et même dans la détection de défauts sur des surfaces métalliques. Mais elle requiert plusieurs choses : des conditions similaires de prises de vues, un environnement et un sujet qui n'est pas soumis à des variations trop complexes. Par exemple, sur un banc de production, avec une caméra au-dessus de la surface métallique, c'est envisageable.

Or, nos images sont trop complexes. Il faut ajuster les valeurs de seuillage, trouver les bons domaines, trouver les bons filtres, combiner ces méthodes, et une fois qu'une combinaison est valide sur deux images de tests, on l'applique aux autres et ... elle ne marche plus.

De part le manque de robustesse de ces méthodes, un manque de littérature sur le sujet (extrêmement riche sur les surfaces métalliques, donc sur la ligne de production, mais extrêmement faible sur les bobines complètes), il a alors été décidé de passer sur une autre approche : le machine-learning.

II. 5 Deep Learning

Les outils à retenir pour cette partie sont les suivants :



une bibliothèque Python de Machine Learning, en open source.



Microsoft Azure, un système de cloud et de générations de modèles ML, dont l'accès nous a été fourni par ArcelorMittal (machine learning)

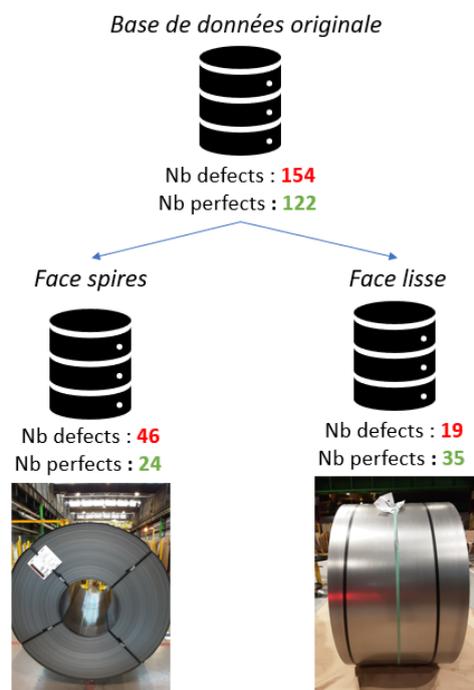


fig : rappel de notre base de départ

Après une lecture sur le sujet, le problème particulier de notre sujet fut immédiat : nous n'avons pas assez d'images. Quand des modèles de machine learning auraient besoin de milliers d'images pour être robuste, des centaines par classe, nous nous retrouvons avec une soixantaine d'images. Or, il n'était pas possible d'obtenir de nouvelles photos. Nous avons donc augmenté le nombre d'images de notre base de données de plusieurs manières.

a) Transformations géométriques

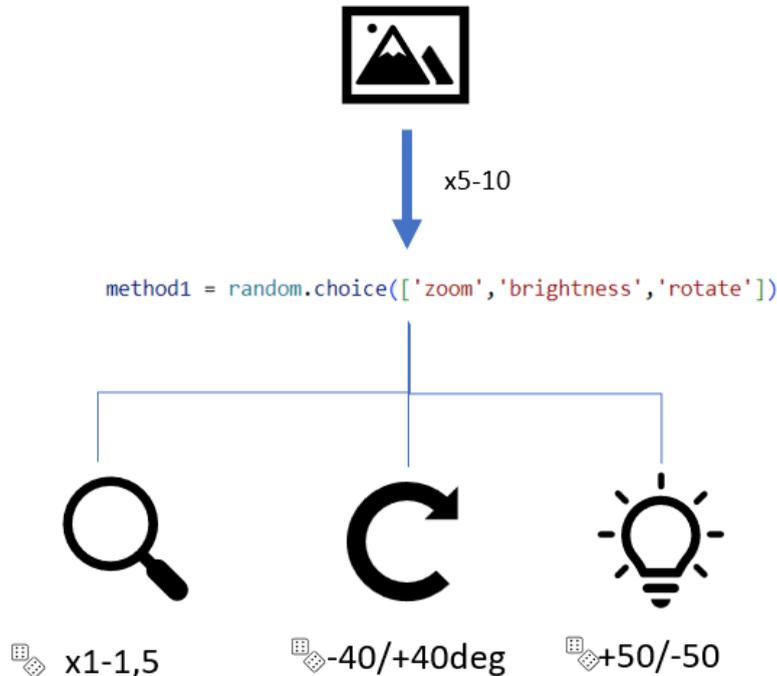


fig : processus de Data Augmentation simple pour la face spirales

- Nous avons des images circulaires, on peut créer de nouvelles bobines en tournant artificiellement la bobine (rotation de +/- 40deg).
- Les prises de photos sont plus ou moins proche de la bobine, on peut faire des zooms artificiels sur les images.
- La lumière varie dans l'entrepôt, on peut faire des changements de luminosité dans l'image.

b) GANs (Generative adversarial network)

Les GANs sont des modèles de générations d'images qui, pendant tout leur déroulé, se comparent avec les images déjà existantes, afin de s'approcher solidement des images existantes.

Cependant, il faut de nombreuses images pour entraîner son propre GAN. C'est pourquoi l'on utilise souvent des modèles pré-entraînés. Après exploration de GANs existants, nous nous sommes orientés vers DALL-E (<https://labs.openai.com/>), le programme d'OpenAI (chatGPT) pour générer des images à partir de texte ou des

variations d'images à partir d'images existantes. Cette méthode a cependant un coût : il faut payer pour générer des images après 50 essais par compte.

c) Base de données externes

Les bases de données de bobines sur internet ont toutes le même problème : elles ne se concentrent que sur des surfaces, très zoomées, et ne contiennent pas des images complètes.

Cependant, nous avons trouvé dans le cloud d'Azure  d'ArcelorMittal une ancienne base de données



fig : exemple de bobines trouvés dans le cloud de l'entreprise.

C'est d'ailleurs ce qui a aussi motivé la segmentation du cœur de la bobine (cf II.3). Nous avons alors pu rajouter 63 face spirales "defects" et 15 face spirales "perfect" à notre base de données.

Maintenant, passons à la génération des modèles. Nous ne rentrerons pas dans les détails techniques.

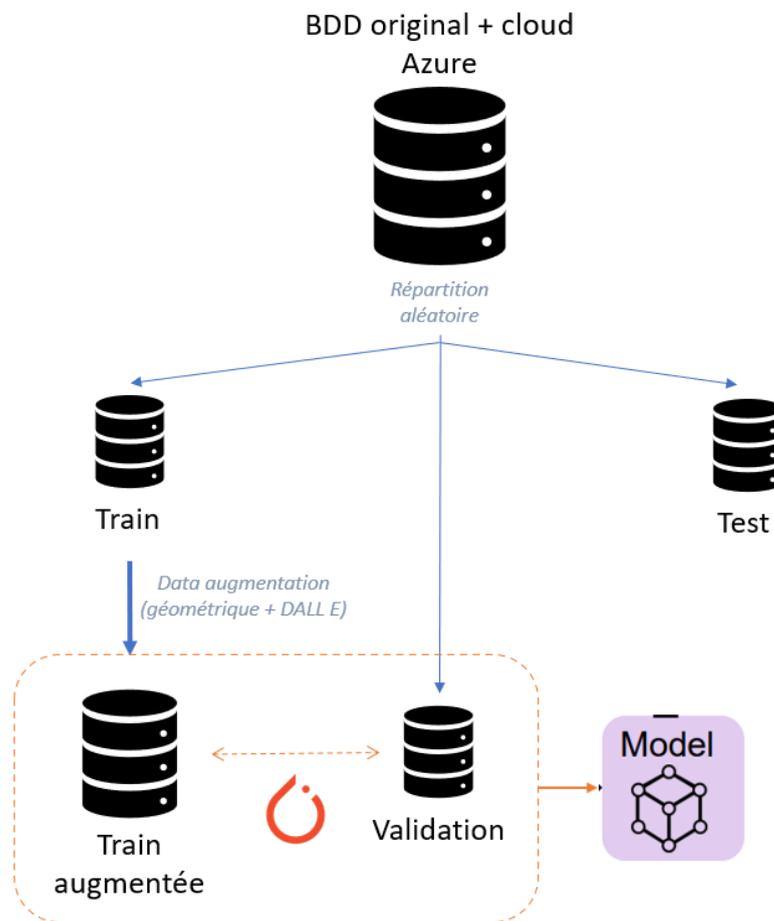


fig : étape de répartition des images dans les trois dossiers et création du modèle sous Pytorch

L'idée est la suivante :

- Le dossier "train" sert à entraîner le modèle. C'est ce dossier que l'on va plus ou moins augmenter artificiellement.
- Le dossier "validation" sert au modèle pendant son entraînement à vérifier si les paramètres qu'il a choisis sont les bons.
- Le dossier "test" nous sert à vérifier, une fois le modèle fixé, s'il est intéressant ou non.

Pour conclure, notre client nous a dernièrement demandé une étude de faisabilité du sujet. Notre idée est d'augmenter le dossier "train" de 50 images, 200 images, 500 images. Et à chaque fois, lancer une centaine de fois l'étape décrite par le schéma ci-dessus, pour faire une moyenne de la précision pour un nombre d'images donnés.

II. 6 Halcon

Halcon de MVTEC est un logiciel de traitement d'image pour la vision industrielle avec un environnement de développement intégré. Il s'agit d'une piste proposée par le client.

De prime abord, Halcon paraît une alternative pratique puisque le client n'aura pas à gérer des soucis de compatibilité de versions qui seront réglés en interne de MVTEC. Contrairement à une solution proposée sur Python (OpenCV ou Deep Learning), la présence d'un ingénieur pour la maintenance ne sera pas nécessaire.

Pour effectuer la détection de défauts sur Halcon, nous avons procédé de deux manières : en utilisant son programme *Anomaly Detection* et son *Deep Learning Tool*.

Anomaly Detection :

Pour le premier, il s'agit d'un programme de détection des anomalies pour le dessous des bouteilles en verre. Il comprend généralement une combinaison de pré-traitement d'images, d'extraction de caractéristiques et d'analyse statistique pour identifier les défauts tels que les fissures, les éclats et les bulles dans le verre. Le programme peut être ré-entraîné sur un ensemble d'images de référence représentant des bouteilles normales et exemptes de défauts, puis utilisé pour identifier les anomalies dans de nouvelles images de bouteilles au fur et à mesure de leur production. Ce programme marche pour la détection de défauts sur la face spires des bobines.

Cependant, sa robustesse n'était pas suffisante. Une piste d'amélioration serait de ré-entraîner le programme sur des images de bobines mais nous avons été bloqués par le manque d'une GPU.

Deep Learning Tool :

Halcon comprend également un outil d'apprentissage profond pour la détection d'anomalies, qui s'appuie sur des réseaux neuronaux pour identifier automatiquement les anomalies dans les images.

L'outil d'apprentissage profond de Halcon pour la détection d'anomalies implique généralement un processus en plusieurs étapes qui comprend la préparation des

données, la sélection de l'architecture du réseau, l'entraînement et le déploiement. Pour utiliser l'outil, vous devez généralement acquérir un vaste ensemble d'images étiquetées représentant à la fois des échantillons normaux et anormaux. Ces images sont ensuite utilisées pour entraîner un réseau neuronal à reconnaître des modèles et des caractéristiques dans les images qui sont associées à des anomalies.

Une fois que le réseau neuronal a été entraîné sur les données étiquetées, en l'occurrence des images de bobines, il peut être déployé pour identifier automatiquement les anomalies dans de nouvelles images. Il s'agit généralement d'envoyer les images au réseau entraîné, qui émet une probabilité ou un score pour chaque image, indiquant la probabilité qu'elle contienne une anomalie. Le seuil d'identification des anomalies peut être ajusté en fonction des exigences de l'application et du niveau de sensibilité requis.

La robustesse de Deep Learning Tool est meilleure que celle du programme Anomaly Detection. Une piste d'amélioration serait d'entraîner le modèle sur une base de données plus riche et normalisée.

III - Bilan

Le projet a été complexe en raison du faible nombre d'images disponibles dans la base de données et de la grande diversité de celles-ci. Malgré les efforts déployés, les résultats obtenus ne sont pas entièrement représentatifs de la réalité et ne sont pas suffisamment robustes pour être utilisés de manière fiable et industrielle malgré les efforts déployés pour augmenter la base de données et la génération d'images.

Cependant, il y a des pistes d'amélioration possibles pour ce projet. Tout d'abord, il serait nécessaire d'augmenter de manière drastique la taille de la base de données afin de pouvoir couvrir un éventail plus large de situations et d'objets, en effet il faudrait un plus grand échantillon de Test pour réaliser des statistiques réalistes. Ensuite, la standardisation de la prise de vue des photos pourrait également aider à améliorer la qualité des données en réduisant les variations dans les conditions de prise de vue et les angles de vue.

En somme, bien que les résultats obtenus jusqu'à présent ne soient pas entièrement satisfaisants, il y a des pistes d'amélioration possibles pour ce projet qui permettraient de mieux représenter la réalité et de rendre les algorithmes plus robustes.

Nous vous renvoyons au dossier industriel pour les études statistiques de la robustesse de nos modèles actuels.

IV - Gestion de projet

IV.1 Le planning prévisionnel

Au tout début du projet, nous avons établi un planning prévisionnel; il s'est vu réviser au fur et à mesure du projet. Certaines tâches que nous pensions réalisables n'avaient pas suffisamment abouties et ont dû être abandonnées.

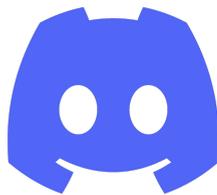
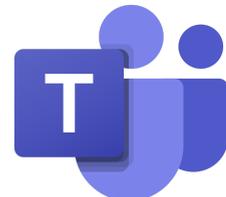
	Octobre					Novembre					Décembre					Janvier				
	01	08	15	22	25	01	06	07	14	21	28	01	08	15	19	31	08	15	22	29
1	Documentation et état de l'art		[Barre orange]																	
2	Pré-traitement - détournage de bobines		[Barre orange]																	
3	Spécifications du cahier des charges																			
4	Algorithmes de traitement des défauts																			
5	Classification binaire des bobines																			
6	Classification et deep learning																			
7	Livraison et rapport final																			

	Février					Mars					Avril					Mai				
	01	09	16	18	25	01	06	07	14	21	28	01	08	15	22	30	09	10	11	22
5	Classification binaire des bobines		[Barre orange]																	
6	Classification et deep learning		[Barre orange]																	
7	Livraison et rapport final																			

Figure 3 - Planning prévisionnel. Le temps accordé pour chaque état du projet est représenté par la barre horizontale de couleur magenta.

IV.2 Organisation de l'équipe

IV.2.1 Moyens de communication



IV.2.2 Répartition des tâches

Au début du projet, les tâches étaient distribuées entre tous les membres de l'équipe afin que chacun puisse contribuer à différents aspects du projet. Cependant, au fur et à mesure que le projet avançait, Yann et Baptiste ont développé une expertise particulière dans l'utilisation de PyTorch et Azure, et ils ont donc commencé à se concentrer davantage sur ces aspects du projet.

Félix a montré de solides compétences en rédaction et en communication, et il a donc été chargé de la rédaction des rapports et des documents de présentation pour le projet. Il a aussi participé à l'élaboration des algorithmes Halcon et OpenCV.

De leur côté, Kahina et Inas se sont spécialisées sur Halcon ainsi que sur la recherche de techniques d'augmentation de la base de données et sur l'amélioration de la qualité des données pour améliorer les performances du modèle.

En fin de compte, cette répartition des tâches a permis à chaque membre de l'équipe de se concentrer sur les aspects du projet où il/elle avait le plus de compétences et de connaissances, ce qui a contribué à la réussite globale du projet.

IV.3 Gestion des risques

IV.3.1 Risques financiers

Risques	Probabilités	Impacts	Actions
Coût supérieur à l'estimation	Faible	Moyen	→ Définir une marge

IV.3.2 Risques humains

Risques	Probabilités	Impacts	Actions
Conflits entre les membres	Moyenne	Fort	→ Communication → Réunions de suivie → Teambuilding
Absence d'un membre	Faible	Moyen	→ Communication → Réattribution des tâches

IV.3.3 Risques techniques

Risques	Probabilités	Impacts	Actions
Ressources inaccessibles	Moyenne/Forte	Fort	→ Se renseigner sur les possibilités offertes par l'école/internet
Base de données insuffisante	Forte	Fort	→ Possibilité de l'enrichir artificiellement

IV.3.4 Risques liés à la gestion

Risques	Probabilités	Impacts	Actions
Répartition des tâches non efficaces	Faible	Moyen	→ Communication régulière
Délai non respecté	Faible	Fort	→ Planning prévisionnel → Anticipation des risques

IV.4 Budget

PI04 - CoilCheck - Budget						
	Prix unitaire	Quantité	Total			
			Fictif	Réel	Courant	Progression
Personnel expenses (Social and employer charges)						
	Par heures	Nb heures	Total			
<i>Ingénieur TPS</i>	40 €	750 h	30000€	0€	0€	100%
<i>Encadrante</i>	60 €	25 h	1500€	1500€	1500€	100%
<i>Équipe de pilotage</i>	60 €	50 h	3000€	3000€	3000€	100%
<i>Coach</i>	40 €	10 h	400€	0€	0€	100%
Subtotal :			34900€	4500€	4500€	100%
Direct costs						
<i>Charges fixes :</i>						
<ul style="list-style-type: none"> - location de salle de travail - coût lié à la communication du projet - fournitures de bureau - eau - électricité - abonnement téléphonique - wifi 			400 €	400 €	400 €	100%
<i>Formation particulière :</i>	Per hour	Nb hours				
<ul style="list-style-type: none"> - Image & vision 	60 €	16 h	960 €	960 €	960 €	100%
<i>Visite d'usine :</i>						
<ul style="list-style-type: none"> - site de Florange 	<ul style="list-style-type: none"> - Carburant : 80€ - Péage : 71 € - Assurance voiture : 10€ 		161 €	161 €	161 €	0%
Subtotal :			1521€	1521€	1521 €	100%
Licences*						
	Per year	Unit	Total			
<i>Python</i>	0 €	5	0 €	0 €	0 €	100 %

<i>Microsoft Azure</i>	0 €	5	0 €	0 €	0 €	100 %
<i>MVtec Halcon</i>	0 €	5	0 €	0 €	0 €	100 %
<i>API Removebg</i>	0 €	5	0 €	0 €	0 €	100 %
Subtotal			0 €	0 €	0 €	100 %
Depreciation and amortization** (1/36)						
<i>Personal computers</i>	800 €	5	111.11 €	0€	0€	100%
<i>TPS desktop computer</i>	500 €	5	69.44 €	0€	0€	100%
Subtotal :			180.55 €	0€	0€	100%
TOTAL :			36601.55 €	6021 €	6021 €	100%

Tableau - Budget prévisionnel

*Version gratuite ou licences étudiantes ou licences du client.

**Nous avons considéré qu'un ordinateur est totalement amorti sur 3 ans.

Conclusion

En conclusion, le projet ingénieur que nous avons mené chez Télécom Physique Strasbourg (TPS) nous a permis de développer des compétences pratiques en matière de gestion de projet et de travailler sur un problème concret proposé par une entreprise renommée. Notre mission consistait à concevoir un système de détection de défauts utilisant des techniques de vision par ordinateur et de traitement d'images pour analyser les bobines et identifier les défauts de façon automatique. Le projet a été nommé "Coilcheck". Le développement de ce programme permettra aux opérateurs d'ArcelorMittal de vérifier la qualité des bobines d'acier plus rapidement et plus efficacement, ce qui garantira une qualité stable et permanente. En fin de compte, le projet a permis de mettre en pratique les connaissances théoriques acquises en classe et de se familiariser avec les modes de fonctionnement en entreprise, offrant une première expérience de travail dans un environnement professionnel.

Bibliographie

- Priyanka Khandelwal and Pankajkumar Gautam (2013) A Review on Various Defect Detection Techniques
- Zhonghe Ren, Fengzhou Fang, Ning Yan, You Wu (2021) State of the Art in Defect Detection Based on Machine Vision
- Image Segmentation: The Basics and 5 Key Techniques on DataGen <https://datagen.tech/guides/image-annotation/image-segmentation/>
- Prahar M. Bhatt, Rishi K. Malhan, et al. (2021) : Image-Based Surface Defect Detection Using Deep Learning: A Review
- Priyanka Khandelwal et Pankajkumar Gautam : A review on various defect detection techniques, International Journal of Current Engineering and Technology
- Zhonghe Ren, Fengzhou Fang, Ning Yan, You Wu : State of the Art in Defect Detection Based on Machine Vision, International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology
- Yannick Faula, Stéphane Bres, Véronique Eglin : Détection et classification One-Class de défauts sur des surfaces bétonnées, Université de Lyon
- Ambroise Marin. Méthodes robustes en traitement d'image pour la détection et la caractérisation d'objets compacts : application à la biologie. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Bourgogne Franche-Comté, 2019. Français
- Documentation pytorch. <https://pytorch.org/docs/stable/index.html>
- Documentation Halcon <https://www.mvtec.com/products/halcon/work-with-halcon/documentation>
- Wang, B., Chen, J., Zhu, L. (2022). Defect Detection Method of Steel Coil End Face Based on Gray Integral Projection. https://doi.org/10.1007/978-981-19-1309-9_180

Annexe - Dossier industriel

Durant toute l'intégralité du projet, nous avons pris le soin de laisser une trace de toutes les actions que nous avons menées. Avec d'autres éléments à venir d'ici la fin du projet, elles constitueront notre dossier industriel. Voici un aperçu de ce qui y aura. S'il y a un **x** dans le nom d'un fichier ou dossier(vers la fin), cela signifie qu'il est cours d'édition au moment de sortie de ce rapport public.

A. Éléments techniques

Noms	Types	Descriptions
Dossier technique -x	pdf	Pour aller plus loin dans ce qui a été exposé dans ce rapport public
Rapport des méthodes explorées -x	pdf	Utile en cas de reprise du projet
Code python	py	Algorithme final

B. Éléments administratifs

Noms	Types	Descriptions
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-A-Proposition.pdf	pdf	Énoncé du sujet
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-B-Cahier des charges -v1.pdf	pdf	Cahier des charges
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-C-Planning prévisionnel.pdf	pdf	Planning prévisionnel
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-D-Budget prévisionnel.pdf	pdf	Budget prévisionnel
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-E-Livrables.pdf	pdf	Livrable
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-F-Plan qualité.pdf	pdf	Plan qualité
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-G-Show R1.pdf	pdf	Diaporamas de la Revue de projet 1 (R1)
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-G-Show R2.pdf	pdf	Diaporamas de la Revue de projet 2 (R2)

TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-I-Show R3 GB.pdf	pdf	Diaporamas de la Revue de projet 3 en Anglais (R3)
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-J-Semaine bloquée-x-.pdf	pdf	Planning de la semaine réservée, entièrement consacrée au projet
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-K-Show R4-x-.pdf	pdf	Diaporamas de la Revue de projet 4 (à venir)
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-L-Rapport public-x-.pdf	pdf	Rapport public
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-M-Poster-x-.pdf	pdf	Poster
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-N-Dossier Technique-x-.pdf	pdf	Dossier technique
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-O-Gestion crise-x-.pdf	pdf	Protocoles en cas de crise
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-P-Video-x-.pdf	pdf	Vidéo de présentation de 3 minutes
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-Q-Bilan de projet-x-.pdf	pdf	Bilan du projet
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-Z-Carte identité-x-.pdf	pdf	Bref récapitulatif de toutes les ressources humaines et matériels ayant participées au projet
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-CR divers	dossier	Contient les rapports de diverses réunions
TPS-PI-Gen-PR24-Projet 04-Bimensuels x 17	dossier	Contient tous les rapports bimensuels

C. Autres

Noms	Types	Descriptions
R1_PI#04.pm4	mp4	Vidéo de la R1
R2_PI#04.pm4	mp4	Vidéo de la R2
R3_PI#04.pm4	mp4	Vidéo de la R3