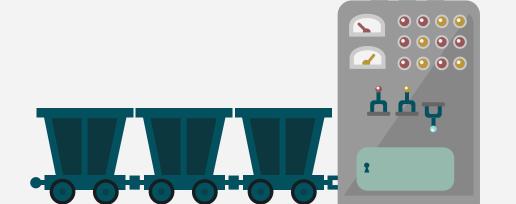


Gestion de crise

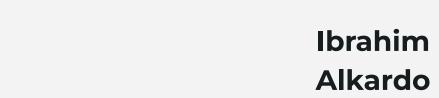


Notre équipe

Jiek Ruan

Guillaume Le Dez Adrien Formoso







Sommaire

O] Mise en contexte

○4 Perspectives



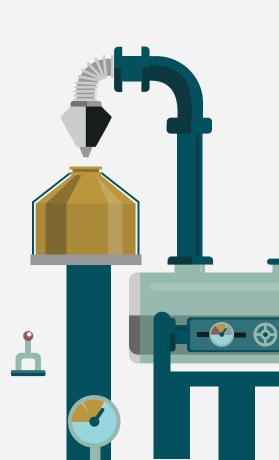
O2 Travail réalisé



Comparaison



Mise en contexte



Contexte générale

Objectif stratégique:

Mettre en place un modèle d'IA, pour détecter automatiquement tout défaut sur les vis.



Vis rayée (défectueuse)

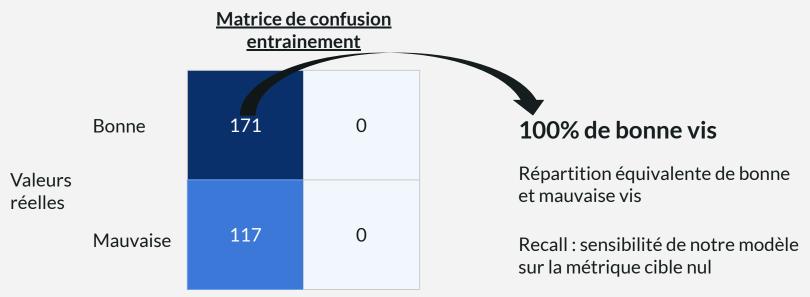


Vis de bonne qualité





Problématiques rencontrées lors de l'entraînement



Mauvaise

Valeurs predites

Bonne

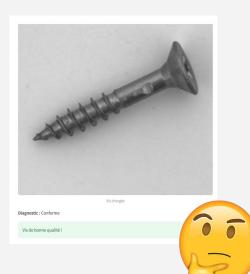


Problématiques rencontrées lors des tests

Le modèle prédit pour tout types de défauts un résultat positif.











Mission confiée

Objectifs

01

Comprendre pourquoi le modèle ne détecte pas les anomalies. 02

Proposer et tester une solution pour fiabiliser la détection des défauts. 03

Documenter l'ensemble de la démarche et des résultats.

Contraintes

O

Un délai de 4 jours pour explorer, implémenter et présenter la solution 02

Besoin d'un diagnostic argumenté et de recommandations concrètes pour sécuriser la chaîne de production

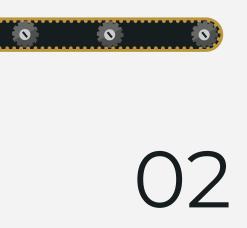


Ressources disponibles (l'existant)

- Code d'entraînement de l'ancien modèle
- Une application front Streamlit de démonstration
- Dataset contenant 285 images de mauvaises vis et 867 de bonnes vis

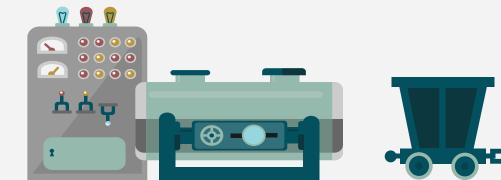






Travaux réalisés



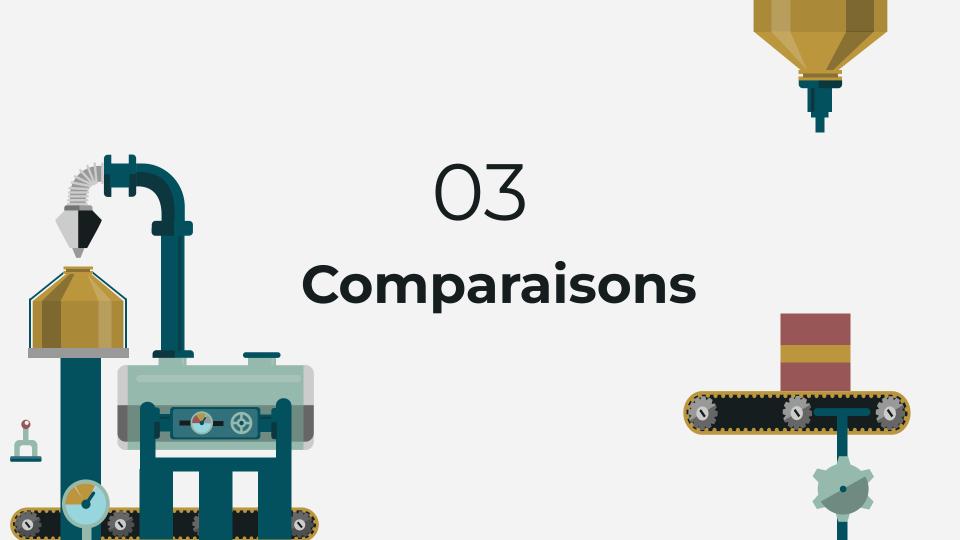


Nos propositions

| Modifications | Ajouts | |
|--|---|--|
| Fonction d'activation : Elle détermine si un neurone doit s'activer ou non en fonction des données qu'il reçoit. | LRonPlateau : Ajuste le taux d'apprentissage quand le modèle cesse d'améliorer ses performances, pour l'aider à mieux converger. | |
| ● Softmax → Sigmoid | Early Stopping : Arrête l'entraînement quand les performances du modèle cessent de s'améliorer sur les | |
| Fonction de perte (Loss function) : Elle mesure | données de validation, pour éviter le surapprentissage. | |
| l'écart entre la prédiction du modèle et la réalité, comme une note sur ses erreurs. | Split du dataset : Divise les données en plusieurs ensembles (généralement entraînement, validation et | |
| MSE → Binary Cross-Entropy | test) pour évaluer correctement le modèle. | |
| Seuil de tolérance du modèle : Il détermine à partir de quel point une prédiction est considérée comme correcte ou incorrecte. | Loss/Accuracy: La loss mesure l'erreur du modèle, tandis que l'accuracy indique la proportion de prédictions correctes. | |
| Courbe ROC | Shuffle du dataset : Mélange les données avant de les diviser en ensembles d'entraînement et de test pour | |

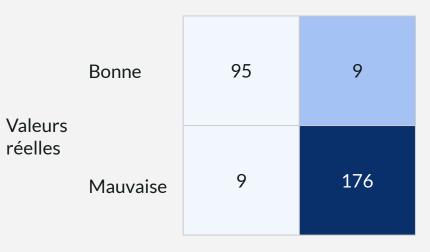
éviter tout biais.

diviser en ensembles d'entraînement et de test pour



Résultat de notre entrainement

Matrice de confusion entrainement



Bonne

Mauvaise

Valeurs predites

- => La vis est **bonne** mais prédite comme **mauvaise** donc retour à la fonderie
- => Impact la marge
- => La vis est mauvaise et elle est correctement prédite comme mauvaise donc retour à la fonderie
- => Impact l'image de l'entreprise

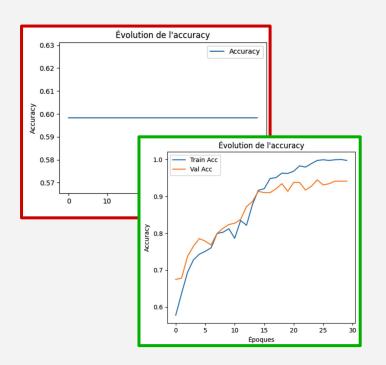
| 171 | 0 |
|-----|---|
| 117 | 0 |

Petit rappel des résultat du modèle initial





Accuracy - performance de notre modèle



Les CNN sont souvent utilisés pour des tâches de classification d'images, et l'accuracy est une métrique de base pour voir si le modèle apprend à bien reconnaître les objets/éléments sur les images.

Mesure de la proportion de prédictions correctes faites par le modèle.

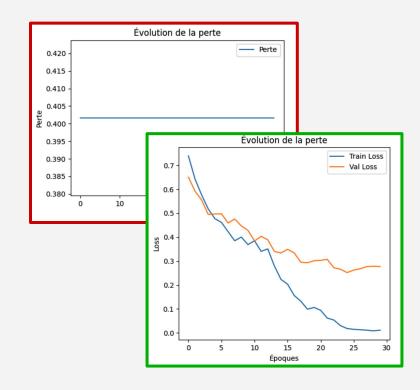
- Représente le pourcentage d'exemples où la prédiction du modèle correspond à la vraie valeur.
- Plus l'accuracy est élevée, mieux le modèle effectue ses prédictions.



Loss - perte

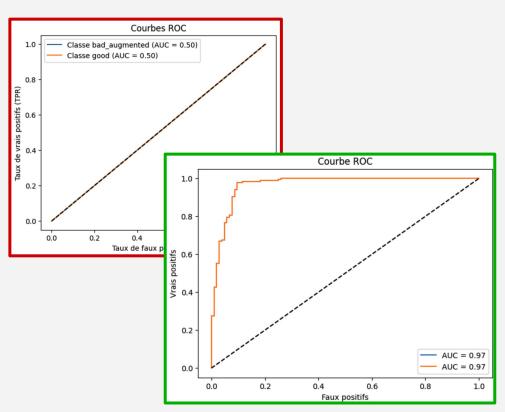
Mesure de l'erreur commise par le modèle lors de la prédiction.

- Quantifie à quel point les prédictions du modèle s'éloignent des vraies valeurs.
- C'est la quantité que le modèle cherche à minimiser pendant l'entraînement pour améliorer ses performances.





ROC



Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic): Un graphique qui illustre le comportement d'un modèle de classification binaire.

- Exemple : Bonne / Mauvaise.
- Montre l'évolution des performances du modèle lorsque l'on change le seuil de tolérance.
- Permet de comparer le taux de vrais positifs (TP) et le taux de faux positifs (FP) à différents seuils.

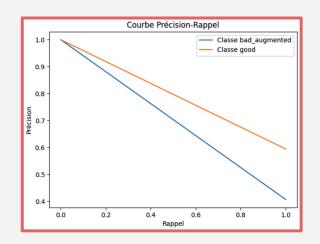
Les deux courbes sont confondu donc le modèle est aléatoire. 50/50

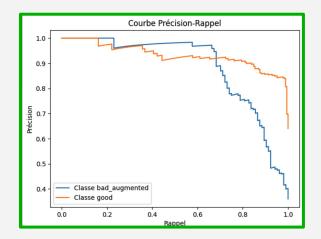


Précision-Rappel

Courbe précision-Rappel : Un graphique qui montre les performances d'un modèle de classification binaire.

- Exemple : Classifier un email comme spam ou non-spam.
- Permet de visualiser la performance du modèle à différents seuils de probabilité.
- Compare les taux de vrais positifs (TPR) et les taux de faux positifs (FPR).



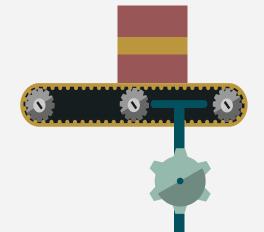








04 Perspectives



Perspectives

Dataset

Collecter de nouvelles images en conditions réelles et utiliser des GANs (Generative Adversarial Networks) pour générer des données synthétiques permettrait d' équilibrer le dataset et d'améliorer la robustesse du modèle en production.

Architectures

Explorer d'autres architectures et optimiser les hyperparamètres permettrait d'améliorer la détection des défauts et l'adaptabilité du modèle en production.





Extension du modèle à plusieurs classes

Utiliser plusieurs classes pour détecter plus précisément le type de non conformité.

Exemple:

Classe 0: vis conforme

Classe 1: vis avec impact

Classe 2 : vis avec le bout plié

Classe 3: vis sans bout

Ce qui permettrait une analyse plus fine et une gestion optimisée des problèmes de qualité.

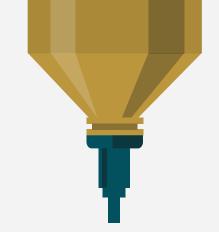
Application Streamlit

Refonte de l'application pour améliorer son interface et son ergonomie, avec un accent sur la simplification de l'expérience utilisateur et l'intégration de visualisations plus intuitives.

Permettre de pouvoir tester plusieurs photos en même temps.









Avez-vous des questions?

