e-Journal of Nondestructive Testing - ISSN 1435-4934 - www.ndt.net

JOURNEES COFREND 2023 – Marseille du 6 au 8 juin / June 6th to 8th

L'IA au service du contrôle par magnétoscopie et par ressuage

Yannick MAFILLE[1*], Quentin JULIEN[1], Antoine VALENTIN[1], Patrick BOUTEILLE[2]

[1]Cetim, Pôle Industrie du Futur (IDF), Mulhouse, France

[2]Cetim, Pôle Monitoring Contrôle Objets Connectés (MCO), Senlis, France

*contact auteur, Courriel : yannick.mafille@cetim.fr

More info about this article: https://www.ndt.net/?id=28464

Résumé

Dans le cadre de son activité collective destinée à ses cotisants mécaniciens, le CETIM a réalisé une étude de l'utilisation de l'IA (machine learning) pour une sanction automatique des contrôles par magnétoscopie fluorescente. En effet, les systèmes automatiques classiques basés sur la vision atteignent leurs limites dans le cas de fausses indications liées aux méthodes de contrôle par magnétoscopie et ressuage. Un démonstrateur nomade a été réalisé pour permettre aux industriels de découvrir et d'évaluer sur leur production, les performances de la technologie IA pour la détection automatique par Intelligence Artificielle de défauts décelés par magnétoscopie fluorescente. Cette technologie est transposable à d'autres méthodes CND comme le ressuage fluorescent. Ce démonstrateur automatisable comprend 4 modes de fonctionnement permettant d'illustrer la démarche IA appliquée aux CND : acquisition d'images, annotation des images (classification, détection d'objet, segmentation), entrainement d'algorithmes de Machine Learning et contrôle en temps réel. Les travaux ont été réalisés sur 4 types de pièces forgées (bielles, vilebrequins, moyeux de roue et tulipes de transmission) mises à disposition par les industriels, mais sont transposables à d'autres types de pièces. Les algorithmes entrainés permettent de détecter automatiquement les défauts décelés par magnétoscopie fluorescente. L'étude a montré que l'IA est une technologie aujourd'hui accessible pouvant répondre aux besoins des industriels pour fiabiliser et automatiser les contrôles actuels. Ce démonstrateur est aujourd'hui présenté comme un assistant aux contrôleurs CND.

1. Introduction

Dans le cadre de son activité collective destinée à ses cotisants mécaniciens, le Cetim travaille depuis 2018 sur le besoin des industriels d'automatiser leur chaine de production mais aussi le besoin de détecter et d'interpréter de façon fiable les défauts lors des contrôles par magnétoscopie fluorescente.

L'intelligence artificielle (IA) semble être une solution pour répondre à ce besoin.

En effet, les systèmes automatiques classiques de détection de défauts basés sur la vision et le traitement de l'image ne permettent pas de s'affranchir des fausses indications engendrées notamment par les artefacts ou par le bruit de fond lié à l'état de surface des pièces.

Les travaux réalisés à partir de défauts de forge représentatifs, ont permis d'évaluer la capacité de la technique Intelligence Artificielle pour la détection automatique de défauts décelés par magnétoscopie.

Pour permettre aux industriels de découvrir et d'évaluer les performances de l'analyse automatisée par IA de défauts, le Cetim a réalisé un démonstrateur nomade de **M**agnétoscopie **A**ssistée par **I**ntelligence **A**rtificielle (MAIA), déployable en parallèle des postes de contrôle.

Dans cet article, nous verrons au travers de la réalisation du démonstrateur MAIA, comment l'intelligence artificielle peut être utilisée pour améliorer la détection automatique de défauts décelés par magnétoscopie et ressuage fluorescents.

2. Enjeux industriels

Les enjeux industriels des travaux réalisés sont d'augmenter la compétitivité en améliorant la fiabilité et la cadence des contrôles avec un contrôle automatique à 100% de la production.

Une augmentation de la productivité passe par :

- Automatiser la détection des défauts.
  L'automatisation de la sanction du contrôle, notamment pour les pièces de grande série, permet de réduire les coûts de contrôle et donc de production des pièces.
- Réaliser un contrôle fiable et répétable.
  Les contrôles manuels actuels restent assujettis aux facteurs humains que sont la subjectivité de l'interprétation selon les opérateurs ainsi que la baisse de vigilance et la fatigue constatées lors de contrôles répétitifs.
- Augmenter la cadence de contrôle.
  Un contrôle automatique à 100% de la production, réalisé avec un temps de cycle plus court permet d'augmenter directement la productivité.
- Améliorer les conditions de travail.
  Le contrôle automatique permet de limiter les troubles des opérateurs liés aux gestes répétitifs, ainsi que leur éventuelle exposition aux produits chimiques ou au rayonnement UVA.

© 2023 The Authors. Published by NDT.net under License CC-BY-4.0 https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/ https://doi.org/10.58286/28464

3. Contrôles Non Destructifs

Les Contrôles ou Essais Non destructifs regroupent l'ensemble de techniques et procédés permettant de caractériser l'état d'intégrité de structures ou de matériaux, sans les dégrader et ce, à différents stades de leur cycle de vie.
Dans cet article, les travaux réalisés concernent le contrôle au cours de la fabrication de pièces, notamment de pièces forgées. Le contrôle est réalisé en temps réel, sur la ligne de production, pour la détection de défauts et le tri des pièces défectueuses.

3.1. Magnétoscopie fluorescente

La magnétoscopie permet la détection de défauts de surface, débouchant et sous-jacents, sur les matériaux ferromagnétiques uniquement.
La magnétoscopie est une des plus anciennes méthodes de contrôle. Sa fiabilité, sa rapidité et ses dernières évolutions techniques font qu'elle est toujours très employée dans l'industrie pour le contrôle de matériaux métalliques [1].
Principe : La magnétoscopie consiste à aimanter la pièce à contrôler à l'aide d'un champ magnétique suffisamment élevé. En présence d'une discontinuité, les lignes du champ magnétique subissent une distorsion qui génère un "champ de fuite magnétique". Un produit indicateur, coloré ou fluorescent, est alors appliqué sur la surface à examiner. Ce produit indicateur est attiré au droit du défaut par les forces magnétiques pour former des indications. Ces indications d'autant mieux détectées qu'elles se situent perpendiculairement aux lignes de force du champ magnétique, sont observées, dans des conditions appropriées, soit sous lumière blanche sur un fond blanc (magnétoscopie colorée), soit sous rayonnement ultraviolet sur un fond noir (magnétoscopie fluorescente).
Dans cet article, les travaux réalisés concernent le contrôle par magnétoscopie fluorescente de pièces examinées après la magnétisation.

3.2. Ressuage fluorescent

Le ressuage permet la détection de défauts débouchant en surface, uniquement sur des matériaux non poreux.
Le ressuage est une des plus anciennes méthodes de contrôle. Sa simplicité, son faible coût de mise en œuvre et sa capacité à détecter les indications quelle que soit leur orientation font qu'il est toujours très employé dans tous les secteurs d'activité industriels [1].
Principe : le ressuage est par définition la résurgence d'un liquide d'une discontinuité dans laquelle il s'était préalablement introduit au cours d'une opération de pénétration.
Après un nettoyage minutieux, un pénétrant coloré ou fluorescent est appliqué sur la surface à examiner pour pénétrer par capillarité à l'intérieur des discontinuités. Après un temps de pénétration suffisant, l'excès de pénétrant en surface est éliminé. La surface est alors recouverte d'un révélateur qui absorbe le pénétrant contenu dans les discontinuités, faisant ainsi "ressuer" le pénétrant. Les indications sont alors observées en surface, selon le type de pénétrant utilisé, soit sous lumière blanche sur un fond blanc (ressuage coloré), soit sous rayonnement ultraviolet sur un fond noir (ressuage fluorescent).
Dans cet article, les travaux réalisés concernent le contrôle par ressuage fluorescent de pièces.

3.3. Données CND

Les technologies utilisées dans le CND, à l'origine entièrement analogiques, se sont progressivement numérisées. En effet, les évolutions technologiques numériques permettent une traçabilité des contrôles accrue ainsi que la possibilité de post-traiter plus facilement les acquisitions.
Les CND génèrent de nombreuses données numériques qui aujourd'hui peuvent être traitées par l'Intelligence Artificielle.
Dans cet article, les données CND utilisées sont les images issues des photographies numériques réalisées lors de l'observation de la surface des pièces après examen par magnétoscopie ou ressuage fluorescents.

4. Intelligence Artificielle

L'IA est un ensemble de théories et de technologies mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.
L'Intelligence Artificielle est un outil en plein essor du fait de l'augmentation des données disponibles et de la maturité des technologies numériques.
La technologie IA est aujourd'hui accessible et permet de traiter en temps réel des données CND dont la complexité et la quantité ne cessent de croître.
Cet article traite de l'utilisation de l'IA pour la détection automatique de défaut décelés par magnétoscopie et ressuage fluorescents.

4.1. IA et Industrie

Dans le secteur du CND, la nécessité d'atteindre et de maintenir des niveaux élevés de sûreté et de fiabilité, constitue un motif important pour l'introduction des nouvelles technologies comme l'Intelligence Artificielle.
Les industriels commencent à percevoir l'IA comme une source potentielle d'innovation et de création de valeur permettant d'optimiser et de fiabiliser leurs process.
En effet, l'automatisation du traitement des données par IA, permet d'augmenter la productivité en réduisant les coûts et la durée des contrôles tout en améliorant le traitement des données. La qualité est également améliorée en augmentant la répétabilité et la fiabilité des contrôles tout en minimisant les facteurs humains et en pérennisant l'expérience dans des modèles entraînés par les experts.
Il est néanmoins important de noter que, même si l'IA peut remplacer l'homme dans des tâches répétitives et spécialisées, elle est aujourd'hui utilisée comme un assistant artificiel. En effet, l'emploi récent de l'IA dans les CND suscite des interrogations en termes de sécurité

des données, explicabilité, qualification, responsabilité mais aussi réglementation ou normalisation.

4.2. Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une approche mathématique et statistique pour donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre de manière autonome à partir de données. Le système "apprend" à partir d'une grande quantité de données pour prédire et classer les nouvelles informations.
Il existe de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique, qui peuvent être classés en 3 familles :

- Apprentissage supervisé
- Apprentissage non supervisé
- Apprentissage par renforcement

Le choix de l'algorithme se fait en fonction des données disponibles, des contraintes techniques et de l'objectif.
Cet article traite des travaux réalisés en utilisant l'apprentissage supervisé qui est la technique la plus répandue en CND lorsque la base de données est constituée d'images comportant des défauts représentatifs connus.

4.3. Apprentissage supervisé

Les travaux réalisés ont consisté en l'analyse d'images par apprentissage supervisé. Ce cas est le plus fréquent en CND lorsque l'on dispose d'une base d'images de défauts annotées par un contrôleur.
L'objectif est d'entraîner un algorithme avec des images de défauts annotées (étape de labellisation) et des résultats connus, afin qu'il puisse prédire les résultats futurs. L'apprentissage supervisé s'appuie sur l'intervention humaine. C'est le contrôleur CND expérimenté qui apporte les bases de sa connaissance lors des phases de labellisation et de validation.
5 étapes principales sont nécessaires avant le déploiement et la qualification d'un modèle d'algorithme entrainé par apprentissage supervisé :

- Collecte de données représentatives
- Choix du réseau/algorithme
- Préparation des données
- Labellisation des données
- Apprentissage : entrainement, validation, test

Les principaux avantages de l'apprentissage supervisé sont :

- L'algorithme apprend les caractéristiques des pièces conformes et les caractéristiques des pièces non conformes.
- L'algorithme apprend ce qu'est une pièce conforme et ce qu'est un défaut.
- Ce type d'apprentissage semble être le plus robuste quand la quantité de données d'apprentissage est suffisante.

Les principales limitations de l'apprentissage supervisé sont :

- L'algorithme est limité aux classes vues lors de l'apprentissage
- Il nécessite l'utilisation d'images de pièces conformes et de pièces non conforme pour l'apprentissage.
- Lors de la phase d'apprentissage, il faut présenter à l'algorithme tous les types de défaut potentiel, dans diverses situations représentatives.
- L'étape d'annotation des images d'apprentissage est longue et fastidieuse.

5. Démonstrateur MAIA

Dans le cadre de ses travaux collectifs, le Cetim a réalisé le démonstrateur nomade de **M**agnétoscopie **A**ssistée par **I**ntelligence **A**rtificielle (MAIA), déployable en parallèle des postes de contrôle, pour permettre aux industriels de découvrir et d'évaluer les performances de la détection automatisée par IA de défauts décelés par magnétoscopie fluorescente.



Figure 1 : Démonstrateur MAIA.

5.1. Conception

La prise en compte des différents retours d'expérience dans les domaines de l'IA et des contrôles par magnétoscopie fluorescente a permis d'identifier différentes contraintes en termes de types de pièces, types de défauts, contrôles, ergonomie, fonctionnalités, sécurité, vision, éclairage, produits, magnétisation mais aussi automatisation, interface utilisateur et algorithme IA. La réussite de ce projet est liée à la capacité du Cetim de

pouvoir regrouper et synthétiser toutes ces compétences industrielles et scientifiques.
En 2020, une preuve de concept a été réalisée (POC MagnétoBox). Ce POC a permis de vérifier la possibilité de détection automatique en temps réel par Vision & IA de défauts décelés par magnétoscopie fluorescente sur pièces forgées.
Une veille technologique a également été réalisée en consultant les industriels et les fournisseurs de matériel.
Les conditions d'observation ont au préalable été évaluées par des essais réalisés avec différents révélateurs magnétiques fluorescents, éclairages UV, filtres, caméras de différentes résolutions, tout en modifiant la distance et l'angle des prises de vue.
Ces travaux préalables ont permis de définir le niveau de contrainte du cahier des charges et de réaliser une analyse fonctionnelle afin d'identifier et de caractériser les fonctions du démonstrateur.

5.2. Réalisation

La solution retenue pour la réalisation du démonstrateur intègre les éléments suivants :

- Sécurité liée à l'alimentation électrique et à la protection UV
- Mobilité et stockage
- Capacité pièces 500x500x500 mm, 10kg
- Acquisitions et examens automatisables
- Modularité pour s'adapter à la géométrie des pièces (plateau tournant et vireur)
- Modularité pour adapter les conditions d'observation
- Déplacement motorisé des pièces et de la caméra
- Accessibilité pour l'utilisateur avec un IHM convivial

Le logiciel développé en interne au Cetim, est codé en langage Python. Il permet de contrôler l'automate via l'interface homme machine selon 4 modes disponibles :

- Mode configuration : permet d'enregistrer une séquence de paramètres d'acquisition et/ou de contrôle par type de pièce (nombre d'images, module de rotation, niveau d'éclairage UV, position de la caméra)
- Mode acquisition : utilisable suivant une séquence configurée, il permet l'acquisition d'images sur les pièces préalablement magnétisées, afin de générer une banque de données.
- Mode IA : réservé aux experts IA, il permet de réaliser les annotations des images (segmentation et détection d'objet), d'entraîner des algorithmes d'intelligence artificielle (classification, détection d'objet, segmentation), de modifier les paramètres d'apprentissage et d'observer les graphiques de performance.
- Mode contrôle : après avoir choisi la configuration prédéfinie et sélectionné le modèle IA pré-entrainé, ce mode permet de détecter automatiquement, en temps réel, la présence de défauts sur la pièce préalablement magnétisée.

5.3. Démarche IA

La constitution d'une base de données représentatives est une étape impérative à l'élaboration d'un algorithme suffisamment robuste, de détection automatique entrainé par apprentissage supervisé.
Pour ce faire, des industriels ont apporté leur contribution en fournissant près de 500 pièces, notamment forgées, avec défauts représentatifs, réparties en 4 types : bielles, moyeux de roue, tulipes de transmission et vilebrequins.



Figure 2 : Bielle, moyeu, tulipe et vilebrequin.

Le démonstrateur étant dépourvu de moyens de magnétisation, la magnétisation des pièces est effectuée par des contrôleurs certifiés Cofrend MT2 sur un banc de magnétoscopie fluorescente.

L'élaboration des algorithmes entrainés par apprentissage supervisé a ensuite été réalisée selon 5 étapes :

5.3.1. Constitution de la base d'images représentatives

Le démonstrateur MAIA a été utilisé en mode acquisition pour la réalisation de 5000 clichés numériques selon des configurations mécaniques et des séquences d'acquisition propres à chaque pièce.

5.3.2. Choix du réseau/algorithme

Le réseau neuronal convolutif (CNN), sa configuration et son architecture ont été choisis et optimisés en fonction des images d'entrée disponibles et de l'objectif visé.

5.3.3. Préparation des données

La qualité et la quantité des données d'entrée influent directement sur la performance et la robustesse de l'algorithme IA déployé. C'est pourquoi les données d'entrée ont été prétraitées ainsi :

- Choix et tri des images représentatives
- Redimensionnement des images
- Augmentation des données

Pour la phase d'apprentissage, les données sont réparties en 3 catégories :

- Données d'apprentissage (80%)
- Données de validation (10%)
- Données test (10%)

5.3.4. Labellisation des données

Des contrôleurs CND certifiés Cofrend MT2 apportent leurs connaissances en labellisant les images selon 3 méthodes :

- Classification : les images sont classées dans les 2 fichiers correspondants (Conforme / Non Conforme)
- Détection d'objet : encadrement de la zone de défaut dans l'image
- Segmentation : sélection des pixels non conformes dans l'image.

5.3.5. Apprentissage : entrainement, validation, test

Le logiciel MAIA en mode IA, permet l'entraînement supervisé d'algorithmes d'intelligence artificielle de classification, de détection d'objet et de segmentation.

5.4. Résultats

Les algorithmes issus de ces apprentissages réalisés avec le démonstrateur MAIA sont capables de détecter les défauts présents sur de nouvelles pièces test.
Ces algorithmes sont jugés robustes et très peu sensibles aux fausses indications engendrées notamment par les artefacts ou par le bruit de fond lié à l'état de surface des pièces.

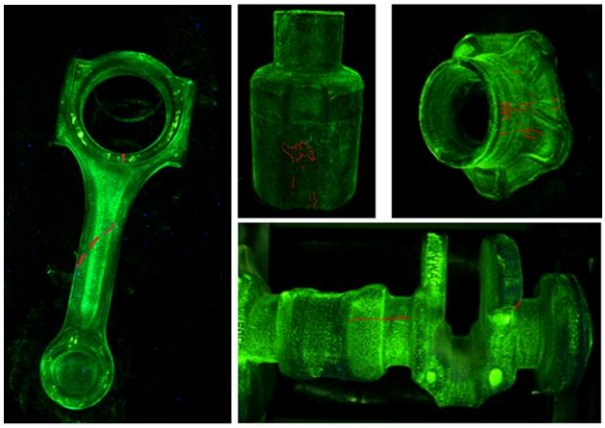


Figure 3 : Détection automatique par segmentation après magnétoscopie fluorescente

6. MAIA suite Ressuage

L'objectif est d'expérimenter avec le démonstrateur MAIA, les performances de l'analyse automatisée par IA de défauts détectés par ressuage fluorescent.
Une démarche identique à celle réalisée sur les pièces examinées par magnétoscopie fluorescente a été réalisée sur les bielles forgées disponibles pour l'élaboration d'un modèle d'algorithme de segmentation entrainé par apprentissage supervisé.

6.1. Travaux réalisés

Après le ressuage fluorescent des bielles, l'algorithme de segmentation pré-entrainé avec les images de magnétoscopie fluorescent a été renforcé avec les nouvelles images de ressuage fluorescent selon les 5 étapes habituelles :

Constitution de la base d'images représentatives :
Sélection de 68 bielles forgées avec défauts représentatifs pour la réalisation d'environ 1500 clichés numériques.

Choix du réseau/algorithme :
Réseau neuronal convolutif (CNN) identique à celui utilisé pour la magnétoscopie fluorescente.

Préparation des données :

- Choix et tri des images représentatives
- Redimensionnement des images
- Augmentation des données

Labellisation des données :
Des contrôleurs CND certifiés Cofrend PT2 ont apporté leurs connaissances en labellisant par segmentation, les 1500 images numérisées.

Apprentissage : entrainement, validation, test :
Le renforcement de l'algorithmes segmentation pré-entrainé avec les images de magnétoscopie fluorescent a été réalisé avec les nouvelles images de ressuage fluorescent (24 images par bielle).

- Phase d'entrainement : 58 bielles avec défauts représentatifs
- Phase test : 8 bielles avec défauts représentatifs et 2 bielles sans défaut.

6.2. Résultats

100% des défauts sont au moins partiellement détectés sur toutes les images des 8 bielles tests avec défauts. Notons que ces résultats sont obtenus malgré le peu d'images disponibles en ressuage et grâce au renforcement de l'algorithme préalablement entrainé avec les images de magnétoscopie.
Les 2 bielles sans défaut sont bien classifiées sans défaut. Néanmoins, 6 faux positifs ont été détectés sur les 48 images des bielles sans défaut mais ils sont principalement dus aux marquages présents en surface des bielles. Ces résultats pourront être améliorés en entrainant l'algorithme avec plus d'images.



Figure 4 : Détection automatique par segmentation après ressuage fluorescent

7. Conclusion

Le démonstrateur MAIA permet d'illustrer de façon pédagogique la preuve du concept d'analyse automatisée par IA de défauts sur 4 types de pièces.
En effet, les algorithmes entrainés détectent automatiquement les défauts décelés par magnétoscopie et ressuage fluorescents. Contrairement aux systèmes automatiques classiques de détection de défauts basés sur la vision et le traitement de l'image, ils sont peu sensibles aux fausses indications liées à la géométrie ou à l'état de surface des pièces.
Ces travaux montrent que l'IA est une technologie aujourd'hui accessible pouvant répondre aux besoins des industriels pour fiabiliser et automatiser les contrôles actuels.

8. Perspectives

Ce démonstrateur est aujourd'hui présenté comme un assistant aux contrôleurs CND et testé depuis 2023 à proximité de postes de contrôles par magnétoscopie ou ressuage fluorescents, pour permettre aux industriels d'évaluer, en temps réel, les performances de la détection automatisée de défauts par IA. Il a démontré ses performances sur des pièces avec des états de surface et des natures de défauts différents de ceux des pièces initialement utilisées pour le développement de MAIA
La sensibilité des algorithmes pourra encore être renforcée avec l'apprentissage sur de nouvelles pièces mais aussi être adaptée en fonction de l'interprétation des contrôleurs et des critères industriels.
La suite de nos travaux concerne la détection automatique par IA de défauts sur des images issues d'autres méthodes CND comme la thermographie infrarouge, la radiographie numérique ou la tomographie.

Remerciements

Le CETIM remercie les industriels qui ont contribué à ce projet en fournissant des pièces avec défauts représentatifs.

Références

[1] Site COFREND, *Confédération française pour les Essais Non Destructifs*, cofrend.com.