

# Module 2 : Vision par Ordinateur et Applications Industrielles 4.0

**Contexte du Cours :** Ce document est le support de cours pour le Module 2, "Vision par Ordinateur", qui s'inscrit dans le cursus "Ingénierie des Systèmes d'IA : De l'Implémentation à la Production".<sup>1</sup> Ce module applique les principes du "Cadre Normatif AFNOR SPEC 2401"<sup>1</sup> aux applications concrètes de la vision industrielle, en préparation des modules de Gouvernance (M4) et en s'appuyant sur les pratiques de MLOps (M1).

## Objectifs Pédagogiques :

À l'issue de ce module, l'étudiant sera capable de :

1. Identifier et différencier les composants matériels (capteurs, optiques) et logiciels (algorithmes) d'un système de vision industrielle 4.0.
2. Analyser les architectures de déploiement (Edge vs. Cloud) et leurs implications en termes de latence et de robustesse.
3. Maîtriser les trois cas d'usage industriels majeurs : Contrôle Qualité (QC), Guidage Robotique, et Maintenance Prédictive (PdM).<sup>1</sup>
4. Évaluer les métriques de performance et le retour sur investissement (ROI) de ces solutions à partir d'études de cas industriels.
5. Appliquer les exigences de conformité (Robustesse, Transparence) de l'EU AI Act<sup>1</sup> à un projet de vision "haut risque".
6. Implémenter un prototype fonctionnel de détection de défauts en utilisant l'architecture YOLOv8.

---

## Partie 1 : Fondamentaux de la Vision par Ordinateur pour l'Industrie 4.0

### 1.1 Introduction : L'Industrie 4.0 et le Rôle de la Vision comme Capteur Stratégique

L'Industrie 4.0, ou quatrième révolution industrielle, se caractérise par la fusion des mondes physique et numérique, créant des systèmes cyber-physiques interconnectés via l'Internet Industriel des Objets (IIoT).<sup>4</sup> Dans cet écosystème, la donnée est la ressource centrale. La vision par ordinateur (Computer Vision) s'impose comme le "capteur" le plus stratégique de

cette révolution.<sup>4</sup> Elle transforme des informations visuelles brutes (pixels) en données structurées et exploitables, permettant l'automatisation, le contrôle et l'optimisation des processus de production en temps réel.<sup>4</sup>

Ce marché est en croissance exponentielle, avec des estimations de valeur atteignant 33 milliards de dollars d'ici 2027 <sup>6</sup>, ce qui témoigne de son adoption massive pour digitaliser les usines et gagner en efficacité.

## 1.2 L'Écosystème d'Acquisition : Composants Clés

Un projet de vision industrielle ne se résume pas à un algorithme de Deep Learning. Son succès ou son échec dépend avant tout de la qualité de la chaîne d'acquisition. Le principe "Garbage In, Garbage Out" (GIGO) est absolu. Un système de vision performant est un équilibre entre plusieurs composants <sup>4</sup> :

- **Caméras** : Le choix du capteur est dicté par l'application.
  - *Caméras matricielles* : Les plus courantes, capturent une image 2D complète.<sup>4</sup>
  - *Caméras linéaires* : Utilisées pour les objets en défilement continu (ex: inspection de textile, acier), elles capturent l'image ligne par ligne.<sup>4</sup>
  - *Caméras 3D* : Capture la géométrie et la profondeur (voir 1.5).<sup>4</sup>
  - *Capteurs Spécifiques* : Caméras SWIR (Short-Wave Infrared) pour voir à travers certains matériaux, ou UV (Ultraviolet) pour des contrastes spécifiques.<sup>4</sup>
- **Optiques (Objectifs)** : Facteur décisif pour la qualité de l'image (netteté, distorsion, champ de vision).<sup>4</sup>
- **Éclairage** : C'est le composant le plus critique et le plus souvent sous-estimé. Un éclairage contrôlé, stable et adapté permet de saturer l'information pertinente (ex: faire ressortir un défaut) et d'éliminer le bruit (ex: reflets). L'objectif est d'obtenir une image numérique facilement exploitable.<sup>9</sup> Des techniques avancées (ex: multi-éclairages) peuvent être utilisées pour différencier les défauts de texture des défauts de géométrie.<sup>10</sup>
- **Matériel d'Acquisition** : Inclut les cartes d'acquisition d'images (*frame grabbers*) qui assurent une capture robuste à haute vitesse, et intègrent souvent des capacités de pré-traitement en temps réel via des FPGAs (Field-Programmable Gate Array).<sup>4</sup>

## 1.3 Architectures de Traitement : L'Arbitrage "Edge Computing" vs. "Cloud Computing"

Une fois l'image acquise, l'inférence (l'exécution du modèle d'IA) doit avoir lieu. Le choix de l'architecture de déploiement est une décision fondamentale.

- **Cloud Computing** : Le traitement et la gestion des données sont effectués à distance,

sur des serveurs dans un datacenter.<sup>5</sup>

- *Avantages* : Puissance de calcul virtuellement illimitée (idéale pour l'entraînement ou le ré-entraînement des modèles), centralisation des données, maintenance logicielle simplifiée.
- *Inconvénients* : Latence réseau, dépendance à la connectivité, coûts de bande passante élevés (flux vidéo HD/4K), enjeux de confidentialité des données de production.
- **Edge Computing** : Le traitement (l'inférence) est réalisé localement, "en périphérie" du réseau, au plus près de la source de données (ex: directement sur une caméra intelligente ou un PC industriel sur la ligne de production).<sup>5</sup>
  - *Avantages* : Latence quasi-nulle (temps réel), sécurité (les données sensibles ne quittent pas l'usine), robustesse (fonctionne même en cas de coupure réseau).
  - *Inconvénients* : Puissance de calcul limitée par le matériel embarqué.

Dans le contexte de l'Industrie 4.0, de nombreuses applications (guidage robotique, contrôle qualité à haute cadence) exigent des décisions en temps réel, souvent en quelques millisecondes.<sup>12</sup> La latence induite par un aller-retour vers le Cloud est rédhibitoire.<sup>5</sup> L'*Edge Computing* n'est donc pas une option, mais une nécessité technique pour ces applications critiques.

De plus, ce choix technique a des implications normatives directes. Le cadre AFNOR <sup>1</sup> et l'EU AI Act (abordé en Partie 5) imposent une exigence de "robustesse".<sup>1</sup> Un système "haut risque" (ex: un robot collaboratif guidé par vision) ne peut dépendre d'une connexion réseau externe, dont la défaillance entraînerait un état dangereux. L'architecture *Edge* est donc l'implémentation technique qui garantit cette exigence légale de robustesse.<sup>14</sup>

**Tableau 1.1 : Comparatif des Architectures : Edge vs. Cloud pour la Vision Industrielle**

Critère	Edge Computing	Cloud Computing
Latence	Très faible (temps réel)	Élevée (dépend du réseau)
Bande Passante	Faible (seules les métadonnées sont envoyées)	Très élevée (flux vidéo brut)
Robustesse (Offline)	Élevée (fonctionne sans connexion)	Nulle (dépendant de la connexion)
Sécurité des Données	Élevée (données restent en	Moyenne (transit des

	local)	données)
<b>Cas d'Usage Typique</b>	Inférence, QC temps réel, Guidage robot	Entraînement/Ré-entraînement, Analyse Big Data
<b>Conformité (Robustesse EU AI Act)</b>	Conforme pour les systèmes critiques	Non-conforme pour les systèmes critiques

## 1.4 Panorama des Techniques de Traitement

Les méthodes d'analyse d'image ont évolué, mais les approches traditionnelles restent pertinentes pour les problèmes simples et contrôlés.

- **Approches "Traditionnelles" (Traitement d'image classique) :**
  - *Pré-traitement* : Amélioration du contraste (étirement d'histogramme), réduction du bruit (filtres passe-bas/moyenne spatiale), amélioration de la netteté (filtres passe-haut).<sup>15</sup>
  - *Compensation* : Correction des variations de luminosité (normalisation) ou de la non-uniformité du capteur (étalonnage).<sup>15</sup>
  - *Segmentation* : Séparation de l'objet du fond, souvent par simple seuillage si l'éclairage est bien contrôlé.<sup>15</sup>
  - *Analyse de Blob* : Analyse des formes géométriques (surface, périmètre, circularité) après segmentation.<sup>4</sup>
- **Approches "Modernes" (Deep Learning / IA) :**
  - Nécessaires pour les problèmes complexes, les motifs variables (ex: défauts cosmétiques) ou les environnements non structurés.<sup>16</sup>
  - *Classification* : L'image entière est-elle "conforme" ou "non conforme"?.<sup>4</sup>
  - *Détection d'objets* : Localiser où sont les défauts ou les objets (ex: YOLO).<sup>4</sup>
  - *Segmentation (Sémantique/Instance)* : Délimiter au pixel près la zone du défaut ou de l'objet.<sup>4</sup>

## 1.5 Focus Technique : Vision 2D vs. Vision 3D

Le choix entre 2D et 3D est fondamental et dicté par l'application.

- **Vision 2D** : Capture les axes  $XX$  et  $YY$ . Elle analyse l'image comme une "photographie" plate.<sup>19</sup>
  - *Usage* : Idéal pour l'inspection de surfaces planes (contrôle d'impression, détection de rayures<sup>1</sup>), lecture de codes (OCR/Barcode<sup>4</sup>).

- *Limites* : Ne mesure pas la hauteur ou le volume. Sensible aux ombres, aux contrastes et aux variations de position sur l'axe  $Z$  (profondeur).<sup>19</sup>
- **Vision 3D** : Capture les axes  $X$ ,  $Y$  et  $Z$  (profondeur).<sup>19</sup>
  - *Usage* : Mesure de volume, vérification dimensionnelle, et surtout, guidage robotique (ex: "bin picking").<sup>1</sup>
  - *Résultat* : Un "nuage de points" (*point cloud*), qui est un ensemble de coordonnées  $(x, y, z)$  représentant la surface 3D de l'objet.<sup>19</sup>
  - Techniques 3D Clés<sup>19</sup> :
    1. *Vision Stéréo* : Utilise deux caméras (comme la vision humaine) pour trianguler la profondeur. La "Projected texture stereo vision" projette un motif lumineux sur l'objet pour fiabiliser la stéréovision, même sur des surfaces lisses.<sup>22</sup>
    2. *Lumière Structurée* : Projette un motif connu (lignes, grille) et analyse sa déformation par la géométrie de l'objet.<sup>19</sup>
    3. *Temps de Vol (ToF)* : Mesure le temps aller-retour d'une impulsion lumineuse (laser/LED) pour calculer la distance.<sup>19</sup>
    4. *Triangulation Laser* : Un laser projette une ligne, une caméra observe sa position ; la triangulation donne la hauteur.<sup>19</sup>

La vision 3D n'est pas une "meilleure" vision 2D ; c'est une technologie habilitante pour une classe entièrement différente d'applications robotiques qui nécessitent une compréhension de la géométrie de la scène.<sup>19</sup>

**Tableau 1.2 : Tableau Comparatif : Vision 2D vs. Vision 3D en Contexte Industriel**

Caractéristique	Vision 2D	Vision 3D
<b>Données Capturées</b>	Axes $X$ , $Y$ (Planar)	Axes $X$ , $Y$ , $Z$ (Profondeur)
<b>Sortie</b>	Image 2D (pixels)	Nuage de points (coordonnées 3D)
<b>Techniques Clés</b>	Traitement de contraste, Analyse de blob	Stéréovision <sup>22</sup> , Lumière Structurée <sup>23</sup> , ToF
<b>Cas d'Usage Typiques</b>	Inspection de surface, Lecture (OCR), Comptage	Guidage robot ("Bin Picking" <sup>22</sup> ), Mesure de volume

<b>Limites</b>	Sensible aux ombres/contrastes, Pas de mesure de hauteur	Plus complexe, Plus coûteux, Plus lourd en calcul
----------------	--	---

## Partie 2 : Application Majeure 1 - Contrôle Qualité Augmenté (QC)

Le contrôle qualité (QC) est l'application historique et la plus répandue de la vision industrielle.<sup>1</sup> L'objectif est d'automatiser l'inspection pour tendre vers le "zéro défaut" <sup>15</sup>, en surpassant l'humain en vitesse, endurance et précision.

### 2.1 Cas d'Usage

Les systèmes de vision remplacent l'inspection manuelle, subjective et coûteuse <sup>25</sup>, pour des tâches variées <sup>26</sup> :

- **Détection de Défauts de Surface** : Identification de rayures, bosses, mauvais alignements <sup>1</sup>, fissures <sup>27</sup>, piqûres, ou défauts cosmétiques.<sup>16</sup>
- **Vérification Dimensionnelle** : Mesurer si les pièces respectent les cotes et tolérances.<sup>25</sup>
- **Vérification d'Assemblage** : Confirmer que tous les composants sont présents, au bon endroit, et dans le bon sens.<sup>25</sup>
- **Lecture et Vérification (OCR/OCV)** : Lecture de numéros de série (OCR) ou vérification de la qualité d'impression d'une date d'expiration (OCV).<sup>26</sup>

### 2.2 Approche Supervisée : Détection de Défauts Spécifiques

C'est l'approche la plus courante lorsque les types de défauts sont connus et récurrents.

- **Principe** : Le système est entraîné sur un grand dataset d'images *étiquetées* (annotées par des humains), où chaque type de défaut (ex: "rayure", "fissure") a été localisé, souvent par une *bounding box*.<sup>30</sup>
- **Outil de Prédilection : YOLO (You Only Look Once)**
  - Les architectures YOLO (v5, v8, v11) sont devenues un standard industriel pour la détection d'objets en temps réel, grâce à leur excellent compromis vitesse/précision.<sup>18</sup>
  - Étude de Cas (Agroalimentaire) <sup>12</sup> : Une usine de production de pizzas devait assurer

la qualité de la répartition des garnitures, avec une cadence de 1 pizza toutes les 600 ms. L'inspection humaine était impossible. En intégrant un modèle YOLO, le système a pu identifier, compter et vérifier les garnitures en **moins de 250 ms** par pizza, avec une **précision supérieure à 95 %**.

### 2.3 Approche Non Supervisée : Détection d'Anomalies Inconnues

L'approche supervisée a une faiblesse majeure : elle ne peut détecter que ce qu'elle a appris. Si un *nouveau type de défaut*, jamais rencontré, apparaît sur la ligne, le modèle YOLO l'ignorera. C'est un risque critique pour la production.<sup>33</sup>

- Principe (Détection d'Anomalie)<sup>34</sup> :
  1. On entraîne le modèle (typiquement un *Autoencoder*<sup>35</sup> ou un modèle similaire) *uniquement* sur des images "normales", "conformes", sans aucun défaut.
  2. Le modèle apprend à "reconstruire" parfaitement une image normale.
  3. En production (inférence), on lui soumet chaque nouvelle image. Si l'image est normale, l'erreur de reconstruction sera très faible. Si l'image présente une *anomalie* (un défaut, connu ou inconnu), le modèle échouera à la reconstruire, générant une erreur de reconstruction élevée, ce qui déclenche une alerte.
- Outils et Datasets :
  - La librairie open-source **Anomalib**<sup>33</sup> est une boîte à outils de référence pour ces méthodes non supervisées.<sup>33</sup>
  - Le dataset académique de référence est le **MVTec Anomaly Detection Dataset**.<sup>34</sup>

Tableau 2.1 : Tableau Comparatif : Approches de Détection de Défauts (QC)

Approche	Principe	Données Requises	Modèles Typiques	Avantages	Inconvénients (Robustesse)
Supervisée	Apprend à reconnaître des classes de défauts spécifiques .	Grand dataset étiqueté (Normal + Défauts A, B, C...). <sup>30</sup>	YOLO <sup>18</sup> , CNNs (RetinaNet). <sup>36</sup>	Très précis sur les défauts connus. <sup>12</sup> Rapide à l'inférence.	<b>Non-robuste aux inconnus.</b> Ne détecte pas les nouveaux types de défauts.

<b>Non Supervisée</b>	Apprend à reconnaître l'état "Normal". Tout ce qui n'est pas "Normal" est une "Anomalie".	Dataset contenant <i>uniquement</i> des échantillons normaux (conformes ). <sup>33</sup>	Autoencoders <sup>35</sup> , GANs <sup>35</sup> , Anomalib. <sup>33</sup>	<b>Robuste aux inconnus.</b> Détecte tout type de déviation.	Peut être sensible aux variations normales (ex: reflets) si non apprises.
-----------------------	---	--	---	--	---

Pour un système de QC industriel robuste, conforme aux exigences de l'EU AI Act (Art. 15, "robustesse aux erreurs... ou aux incohérences" <sup>14</sup>), une approche hybride est souvent nécessaire : un modèle supervisé pour l'efficacité sur les défauts récurrents, et un modèle non supervisé en parallèle pour la sécurité (détection d'anomalies inconnues).

### 2.4 Études de Cas et Métriques (ROI)

Pour un ingénieur, la justification d'un projet de vision se fait par le Retour sur Investissement (ROI).

- Cas 1 : Pièces de Précision (Fabrication) <sup>25</sup>
  - *Défi* : Inspection manuelle lente, incohérente, avec un taux de détection moyen de 76 %.
  - *Solution* : Système de Vision AI en temps réel pour l'inspection à 100% des pièces (défauts de surface, erreurs d'assemblage, dimensions).
  - *Résultats Métriques* :
    - Taux de détection des défauts : **99.3 %** (contre 76 % manuellement).
    - Réduction des retours clients : -91 %.
    - Réduction des coûts de main-d'œuvre QC : -64 %.
    - Augmentation du débit de production : **+28 %** (le QC n'étant plus un goulot d'étranglement).
- Cas 2 : Panneaux de Contreplaqué (Fabrication) <sup>28</sup>
  - *Défi* : 2 % des produits avaient un défaut de densité de feuille centrale, indétectable manuellement, affectant la résistance.
  - *Solution* : Modèles basés sur OpenCV (détection de contours) et TensorFlow (RCNN) pour mesurer la densité et la taille en temps réel.
  - *Résultats Métriques* :
    - Taux de défauts : Réduit de 2 % à **0.1 %**.
    - Économies annuelles (revenus sauvés) : **6.87 millions \$**.
    - Investissement initial : 1.8 million \$.
    - **ROI (Année 1) : 281.67 %**.



---

## Partie 3 : Application Majeure 2 - Guidage Robotique et Automatisation

La deuxième application majeure de la vision est de donner des "yeux" aux robots, leur permettant de passer de tâches aveugles et répétitives à des actions intelligentes et adaptatives.<sup>1</sup>

### 3.1 Cas d'Usage

- "Pick-and-Place" <sup>13</sup> : La tâche robotique la plus courante. La vision 2D ou 3D identifie un objet et son orientation sur un convoyeur pour que le bras robotique le saisisse et le déplace (ex: emballage, palettisation).
- "Bin Picking" (Préhension en Vrac) <sup>19</sup> : Le cas le plus complexe. Les objets sont en vrac, non triés, dans un bac. La vision doit identifier un objet saisissable parmi l'enchevêtrement.<sup>22</sup>
- Vérification d'Assemblage <sup>29</sup> : La vision guide le robot pour assembler des pièces, puis vérifie que l'assemblage est correct.
- Navigation et Collaboration (Cobots) <sup>38</sup> : La vision permet aux robots (AGV/AMR) de naviguer dans l'usine <sup>4</sup> et aux robots collaboratifs (Cobots) de percevoir la présence humaine pour garantir la sécurité.<sup>38</sup>

### 3.2 Techniques de Localisation 3D pour la Préhension ("Bin Picking")

Le "Bin Picking" est impossible avec la vision 2D. Pour saisir un objet dans un tas, le robot a besoin de connaître sa pose 3D (position  $x, y, z$  et orientation  $\text{roll}, \text{pitch}, \text{yaw}$ ).<sup>22</sup>

1. **Acquisition 3D** : Un système de vision 3D (stéréo, lumière structurée) scanne le bac et génère un nuage de points.<sup>19</sup> La technique de "Projected texture stereo vision" <sup>22</sup> est particulièrement efficace car elle fonctionne même sur des objets métalliques ou plastiques sans texture propre.
2. **Analyse d'Image** : Des algorithmes 3D (souvent basés sur le Deep Learning) analysent le nuage de points pour reconnaître la forme des objets et identifier les candidats "saisissables".

3. **Guidage** : Le système de vision transmet les coordonnées 3D de l'objet et un point de saisie valide au contrôleur du robot.
4. **Action** : Le contrôleur du robot génère une trajectoire de mouvement sans collision pour saisir l'objet.<sup>22</sup>

### 3.3 IA de Vision pour l'Adaptabilité et la Collaboration

Avant l'IA, les robots industriels étaient "aveugles", limités à des trajectoires fixes. Si une pièce était décalée de 2 mm, le robot échouait.<sup>29</sup> L'IA de Vision (Vision AI) change radicalement ce paradigme.

- **Adaptabilité** : Les robots peuvent "voir" leur environnement.<sup>29</sup> Un modèle comme YOLO peut détecter des pièces dans différentes orientations, permettant au robot d'ajuster sa prise "à la volée".<sup>29</sup>
- **Collaboration (Cobots)** : La vision est la clé de la collaboration Homme-Robot. Elle permet au robot de percevoir son environnement et la présence d'opérateurs humains, adaptant sa vitesse ou sa trajectoire pour créer un espace de travail collaboratif et sûr.<sup>38</sup>

### 3.4 Étude de Cas : Vérification d'assemblage en temps réel

Les systèmes de vision modernes, comme YOLO, permettent une convergence des tâches. Le même système peut être utilisé simultanément pour le guidage (Partie 3) et l'inspection (Partie 2).<sup>29</sup>

- Application<sup>29</sup> : Ligne d'assemblage automatisée (ex: embouteillage, électronique).
- **Modèle** : YOLOv8/v11.<sup>29</sup>
- **Fonctionnement** : Une caméra équipée de YOLO inspecte l'assemblage à chaque étape.
- Exemple (Ligne de mise en canette)<sup>29</sup> :
  1. *QC (Comptage)* : YOLO détecte et compte les canettes sur la ligne.
  2. *QC (Vérification)* : Le même modèle vérifie qu'elles sont correctement remplies (niveau) et que le sceau (capsule) est correctement positionné.
  3. *Guidage (Pick-and-Place)* : En fin de ligne, le système de vision identifie la position des canettes finies pour guider un robot de palettisation.<sup>13</sup>
- **Résultat** : Une seule infrastructure de vision exécute plusieurs tâches, optimisant les coûts et garantissant la qualité à haute vitesse.

---

## Partie 4 : Application Majeure 3 - Maintenance

## Prédictive (PdM)

La troisième application clé <sup>1</sup> est l'utilisation de la vision pour la maintenance prédictive (PdM). L'objectif n'est plus de *réparer* (maintenance réactive) ou de *vérifier* (maintenance préventive), mais d'*anticiper* les pannes avant qu'elles ne surviennent.<sup>39</sup>

### 4.1 L'Apport de la Vision dans la Stratégie de Maintenance 4.0

La PdM repose sur la surveillance continue des équipements ("condition monitoring" <sup>41</sup>) pour détecter des signes d'usure. La vision, sous forme visuelle et thermique, est une méthode de surveillance non-invasive et riche en informations.<sup>40</sup>

### 4.2 Analyse Visuelle (Non-Thermique) : Détection d'Usure et Fissures

L'utilisation de caméras haute résolution, souvent montées sur des robots ou des drones, permet d'automatiser les inspections visuelles, en particulier dans des zones difficiles d'accès ou dangereuses.<sup>40</sup>

- **Technique** : Des modèles de Deep Learning sont entraînés à détecter des défauts structurels précoces.<sup>40</sup>
- **Cas d'usage** :
  - Détection de *fissures* (cracks) sur des pièces mécaniques, des soudures, ou des infrastructures (pales d'éoliennes, ponts).<sup>40</sup>
  - Détection d'*usure* (wear) anormale sur des composants (ex: dents d'engrenage, courroies).<sup>40</sup>
- Cette approche est une forme de **Contrôle Non Destructif (CND)** assisté par IA.<sup>42</sup>

### 4.3 Analyse Thermique : Imagerie Infrarouge pour la Détection de Points Chauds

C'est le cas d'usage de PdM le plus courant.<sup>1</sup>

- **Principe** : La quasi-totalité des défaillances mécaniques (friction) et électriques (résistance) génèrent un excès de chaleur *avant* la panne.<sup>46</sup> L'imagerie thermique (caméras infrarouges) permet de *voir* ces anomalies de température ("points chauds") invisibles à l'œil nu.<sup>48</sup>
- **Cas d'usage spécifiques** :
  - Panneaux de Contrôle Électriques <sup>47</sup> : Détection de connexions desserrées,

disjoncteurs surchargés, ou fusibles défectueux qui apparaissent comme des points chauds anormaux. Permet d'éviter les pannes et les départs de feu.

- Moteurs et Équipements Rotatifs <sup>47</sup> : Identification de surchauffe due à des paliers usés, un mauvais alignement, ou une ventilation inadéquate.<sup>47</sup>
- Systèmes de Convoyeurs <sup>47</sup> : Détection de friction excessive, de rouleaux ou paliers en surchauffe.<sup>47</sup>
- **Avantage** : L'inspection est **non-contact**, permettant de scanner des équipements sous tension (ex: armoires électriques) ou en mouvement (moteurs) en toute sécurité pour l'opérateur.<sup>47</sup>

## 4.4 Analyse de Rentabilité (ROI) de la PdM par Vision

L'implémentation de la PdM (capteurs thermiques, logiciels d'analyse) représente un investissement. Sa justification est financière et opérationnelle.

**Tableau 4.1 : Synthèse des Métriques (ROI) : Implémentation de la Maintenance Prédictive par Vision**

Métrique (KPI)	Gain Quantifiable	Source / Contexte
Réduction des coûts de maintenance	30 % à 40 %	(par rapport à la maintenance réactive) <sup>50</sup>
Réduction des temps d'arrêt non planifiés	35 % à 50 %	<sup>50</sup>
Retour sur Investissement (ROI)	10x (Ordre de grandeur)	(Investissement vs Économies) <sup>50</sup>
Augmentation durée de vie équipement	20 % à 40 %	<sup>50</sup> (Source : Deloitte)
Amélioration de la Sécurité	Significative	Réduction des risques d'incendies (électrique) ou de pannes catastrophiques (mécanique). <sup>49</sup>

## Partie 5 : Vision Industrielle et Conformité (AFNOR SPEC 2401 & EU AI Act)

Cette section est fondamentale. Elle connecte les applications techniques (Parties 2, 3, 4) aux exigences opérationnelles (Module 1, MLOps) et légales (Module 4, Gouvernance) définies par le cadre AFNOR SPEC 2401.<sup>1</sup> Un ingénieur Système d'IA ne doit pas seulement savoir *faire* fonctionner un modèle, il doit savoir le rendre *conforme*.

### 5.1 La Vision Industrielle face à la Classification "Haut Risque"

L'EU AI Act impose une approche basée sur les risques.<sup>1</sup> Les systèmes "Haut Risque" (High-Risk) sont soumis à des exigences drastiques de documentation, de robustesse et de transparence avant leur mise sur le marché.<sup>53</sup>

Il est essentiel de comprendre que *tous* les systèmes de vision industriels ne sont pas "haut risque". La classification dépend de l'usage.<sup>53</sup>

- **Faible Risque** : Un système de vision qui vérifie l'esthétique d'une étiquette.<sup>16</sup>
- **Haut Risque** :
  - *Application QC* : Un système de vision qui valide un composant de sécurité (ex: une soudure sur un châssis automobile<sup>20</sup>, une pièce de freinage).
  - *Application Guidage* : Un système de vision qui contrôle un robot collaboratif (Cobot)<sup>38</sup> partageant son espace avec un humain.

Les ingénieurs concevant ces systèmes "haut risque" doivent maîtriser les exigences qui suivent.

### 5.2 Application des Exigences Techniques Fondamentales

Le Module 4<sup>1</sup> liste 5 exigences techniques. Voici leur application concrète à un projet de vision :

1. **Gouvernance des données** : Concerne la qualité et la traçabilité des datasets d'entraînement (ex: MVTec, NEU-DET). Sont-ils représentatifs? Non biaisés (ex: couvrent-ils toutes les conditions de luminosité)? La documentation des datasets et de leur "logique" est obligatoire.<sup>53</sup>
2. **Documentation** : Traçabilité complète du cycle de vie du modèle. (Lien avec Module 1 MLOps<sup>1</sup>). Quelles données?<sup>1</sup> Quels hyperparamètres? Quelles versions du modèle?<sup>1</sup>
3. **Transparence (Art. 13)** : Le système doit être compréhensible.<sup>54</sup> (Voir 5.4).
4. **Surveillance humaine** : Un opérateur doit pouvoir superviser, comprendre et *corriger* le

système.<sup>1</sup> Le système de QC ne doit pas être une "boîte noire" totalement autonome ; un opérateur doit pouvoir valider/invalidé un rejet.

5. **Robustesse (Art. 15)** : L'exigence technique la plus critique pour la vision. (Voir 5.3).

### 5.3 Zoom sur la Robustesse (Article 15)

L'Article 15 de l'EU AI Act exige "Précision, robustesse et cybersécurité".<sup>14</sup> Le système doit être "aussi résistant que possible aux erreurs, aux défaillances ou aux incohérences".<sup>14</sup>

En vision par ordinateur, cela se traduit par :

- **Robustesse aux Incohérences Environnementales** : Le modèle doit être robuste aux variations de luminosité, aux vibrations, à la saleté sur l'objectif.<sup>35</sup>
- **Robustesse aux Erreurs Système** : (Voir 1.3) Le système doit être résistant aux pannes réseau. C'est un argument majeur en faveur du *Edge Computing*.<sup>5</sup>
- **Robustesse aux Incohérences de Données (Drift)** : Le modèle doit gérer les "feedback loops".<sup>14</sup> Si un nouveau type de produit (normal) est introduit, le modèle de détection d'anomalies (2.3) ne doit pas le classer comme "défectueux". Cela impose un monitoring constant (MLOps, Module 1<sup>1</sup>) pour détecter ces dérives et déclencher un ré-entraînement.

### 5.4 Zoom sur la Transparence (Article 13)

L'Article 13<sup>57</sup> et l'Article 86<sup>58</sup> exigent que les systèmes "Haut Risque" fournissent des "explications claires et significatives" de leurs décisions.<sup>54</sup> C'est un défi majeur, car les modèles de Deep Learning (CNNs) sont notoirement des "boîtes noires".<sup>58</sup> Nous savons qu'ils fonctionnent (performance), mais pas toujours *comment* (logique interne).

La solution technique à cette exigence légale est l'**Explicabilité (eXplainable AI - XAI)**.<sup>58</sup>

### 5.5 Techniques de XAI pour la Vision par Ordinateur

Le XAI fournit des outils pour interpréter les décisions des modèles de vision, rendant leur logique interne transparente.

- Techniques clés<sup>63</sup> :
  - **LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations)** : Explique une décision *locale* (pourquoi *cette* image précise a-t-elle été classée "défectueuse"?).
  - **SHAP (SHapley Additive exPlanations)** : Calcule la contribution de chaque région

de l'image (super-pixels) à la décision finale.

- **Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping)** : La méthode la plus populaire pour les CNNs. Elle génère une "carte de chaleur" (heatmap) qui se superpose à l'image d'entrée et montre visuellement quelles parties de l'image le modèle a "regardé" (fortes activations de gradient) pour prendre sa décision.<sup>63</sup>

Pour l'ingénieur système d'IA, le XAI a un double rôle crucial :

1. **Rôle Juridique/Conformité** : Fournir les preuves de transparence exigées par les auditeurs et l'Article 13 de l'EU AI Act.<sup>58</sup>
2. **Rôle Technique (Débogage)** : Le XAI est un outil d'ingénierie. Si un modèle de QC (Partie 2) classe mal une image, Grad-CAM <sup>63</sup> montrera *pourquoi*. Si la heatmap indique que le modèle s'est focalisé sur un reflet lumineux (lié à l'éclairage, 1.2 <sup>9</sup>) au lieu du défaut réel, l'ingénieur sait que le problème ne vient pas (seulement) du modèle, mais de la *configuration physique* de la chaîne d'acquisition. Le XAI comble ainsi le fossé entre le modèle d'IA et la physique de l'usine.

**Tableau 5.1 : Grille d'Analyse : Exigences de l'EU AI Act Appliquées aux Cas d'Usage de Vision "Haut Risque"**

Exigence EU AI Act	Application QC "Haut Risque" (ex: Pièce de sécurité)	Application Guidage Robot "Haut Risque" (ex: Cobot)
<b>Robustesse (Art. 15)</b> <sup>14</sup>	Doit gérer les pannes capteur (sauté <sup>35</sup> ). Doit détecter les défauts <i>inconnus</i> (approche non supervisée <sup>33</sup> ). Doit être insensible aux reflets (gouvernance données).	Doit être déployé en <i>Edge Computing</i> (résistance panne réseau <sup>5</sup> ). Doit gérer les occlusions ou les environnements changeants.
<b>Transparence (Art. 13)</b> <sup>58</sup>	Doit fournir une explication du rejet. <i>Outil</i> : Grad-CAM <sup>63</sup> pour visualiser le défaut détecté par le CNN.	Doit pouvoir expliquer une décision de mouvement (ex: arrêt d'urgence). <i>Outil</i> : XAI sur la détection d'humain. <sup>38</sup>
<b>Surveillance Humaine</b> <sup>1</sup>	Un opérateur doit pouvoir superviser les rejets, accéder aux images, et	Un opérateur doit avoir la capacité d'un arrêt d'urgence physique et une

	valider/invalider la décision de l'IA.	supervision constante de la collaboration. <sup>38</sup>
<b>Gouvernance des Données</b> <sup>53</sup>	Le dataset d'entraînement doit être documenté, complet et représentatif de toutes les conditions de production (luminosité, usure normale...).	Le dataset doit inclure des scénarios de sécurité, des interactions humaines et des cas limites (occlusions partielles).

## Partie 6 : Activité Pratique Dirigée (TP/TD - 1 heure)

### 6.1 Objectif Pédagogique

Démystifier l'entraînement d'un modèle de vision SOTA (State-Of-The-Art) pour une application industrielle concrète.

- **Application** : Contrôle Qualité (Partie 2) par détection de défauts.<sup>67</sup>
- **Tâche** : Entraîner un modèle YOLOv8 pour la détection de défauts sur des surfaces métalliques.<sup>68</sup>
- **Outils** : Normes de l'industrie (YOLOv8<sup>18</sup>) dans un environnement académique accessible (Google Colab<sup>69</sup>).
- **Durée** : Conçu pour 1 heure maximum.<sup>2</sup>

### 6.2 Outils

- Google Colab<sup>69</sup> : Environnement de notebook Python basé sur le cloud, fournissant un accès gratuit aux accélérateurs GPU (essentiel pour le Deep Learning).
- Ultralytics YOLOv8<sup>32</sup> : Framework de détection d'objets le plus populaire, réputé pour sa simplicité d'utilisation et ses performances.<sup>70</sup>

### 6.3 Dataset : NEU-DET (Northeastern University surface defect database)



- **Description** : Un dataset public de référence pour l'inspection de surface industrielle.<sup>27</sup>
- **Contenu** : 1 800 images de surfaces d'acier laminé à chaud, avec 6 types de défauts étiquetés (via *bounding boxes*) : 'Crazing', 'Inclusion', 'Patches', 'Pitted\_surface', 'Rolled-in\_scale', 'Scratches'.

## 6.4 Guide d'Implémentation Étape par Étape (Script Colab)

*Ce guide est conçu pour être exécuté cellule par cellule dans un notebook Google Colab.*

### Étape 1 : Configuration de l'Environnement (5 min)

1. Ouvrir un nouveau notebook Google Colab.
2. Vérifier l'accélérateur GPU : (Menu) Exécution -> Modifier le type d'exécution -> Accélérateur matériel -> T4 GPU.
3. Installer la librairie Ultralytics :  

```
Python
# Installer la librairie YOLOv8
```

```
!pip install ultralytics
```

### Étape 2 : Chargement des Données et du Modèle (10 min)

1. Importer les dépendances et vérifier l'installation :  

```
Python
import ultralytics
ultralytics.checks()
```
2. Le dataset NEU-DET est disponible sur des plateformes comme Roboflow. Pour ce TP, nous utiliserons un export direct. .
3. [Alternative : Utiliser un dataset de jouet (ex: 'coco8.yaml') pour tester le pipeline si le téléchargement est trop long].
4. Charger un modèle YOLOv8 pré-entraîné. Nous utilisons 'yolov8n.pt' (version 'nano'), qui est léger et rapide à entraîner, idéal pour un TP.<sup>70</sup>  

```
Python
from ultralytics import YOLO

# Charger un modèle pré-entraîné sur COCO (poids de départ)
model = YOLO('yolov8n.pt')
```

### Étape 3 : Entraînement (Fine-tuning) (30 min)

1. Nous allons "fine-tuner" (ré-entraîner) le modèle pré-entraîné sur notre dataset

spécifique de défauts (NEU-DET).

2. L'entraînement est lancé par une seule commande, qui pointe vers un fichier de configuration data.yaml. Ce fichier (que vous devez fournir avec le dataset) décrit les chemins et les noms des classes.<sup>70</sup>

Python

```
# Lancer l'entraînement
# 'data' pointe vers le fichier.yaml de configuration du dataset NEU-DET
# 'epochs' est le nombre de passes sur le dataset. 25 est un bon compromis pour 1h.
# 'imgsz' est la taille de l'image.
results = model.train(data='neu_det.yaml', epochs=25, imgsz=640)
```

3. *Pendant l'entraînement* : Observez la console. Expliquez les métriques qui s'affichent :
  - loss (fonction de coût) : Doit diminuer.
  - mAP50 (mean Average Precision @ 0.5 IoU) : La métrique de performance principale en détection d'objets. Doit augmenter.<sup>68</sup>

#### Étape 4 : Inférence et Validation (15 min)

1. Une fois l'entraînement terminé, le meilleur modèle est sauvegardé (ex: runs/detect/train/weights/best.pt).
2. Chargeons ce nouveau modèle "expert" en défauts métalliques :

Python

```
# Charger le modèle que nous venons d'entraîner
model_trained = YOLO('runs/detect/train/weights/best.pt')
```

3. Exécuter l'inférence sur une image de test (à fournir) pour voir le résultat :

Python

```
# Faire une prédiction sur une nouvelle image
# 'save=True' sauvegardera l'image annotée dans 'runs/detect/predict/'
model_trained.predict('chemin/vers/image_de_test_defaut.jpg', save=True)
```

4. Afficher l'image résultat (qui se trouve dans le dossier runs/detect/predict/) : les défauts (rayures, inclusions) doivent maintenant être encadrés par des *bounding boxes* avec un score de confiance.

## 6.5 Discussion et Synthèse (Lien inter-modules)

Ce TP n'est pas une fin en soi. C'est le point de départ du travail de l'Ingénieur Système d'IA.<sup>1</sup>

- Lien M1 (MLOps)<sup>1</sup> :
  - Nous avons travaillé dans un *notebook*. Comment ce modèle passe-t-il "du Notebook

à la Production"?

- Réponse : Conteneurisation (Docker), API (Flask/FastAPI), CI/CD, et versionnement des données (DVC) et des modèles (registre).<sup>1</sup>
- Lien M4 (Gouvernance)<sup>1</sup> :
  - Le modèle entraîné (ex: 85% mAP) est-il suffisant pour la production?
  - Est-il **robuste** (Art. 15<sup>14</sup>)? Que se passe-t-il si l'éclairage de l'usine change?<sup>9</sup> Si un nouveau type d'acier est introduit (data drift)?
  - Est-il **transparent** (Art. 13<sup>58</sup>)? Si ce système QC est "Haut Risque", comment justifier un rejet? (Réponse : Nous devrions appliquer des techniques XAI comme Grad-CAM<sup>63</sup> pour visualiser ce que le modèle a regardé).
  - Ce TP démontre la *faisabilité technique*, mais les modules MLOps et Gouvernance déterminent la *viabilité industrielle et légale* du système.

## Sources des citations

1. Ingenierie-des-Systemes-dIA (1).pdf
2. Ressource pédagogique : Détection de points d'intérêt (série : Vision par ordinateur) - Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.enseignementsup-recherche.gouv.fr/ressources-pedagogiques/notice/view/oai%253Awww.unit.eu%253Aunit-ori-wf-1-1449>
3. Ressource pédagogique : Analyse d'images (série : Vision par ordinateur) - Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.enseignementsup-recherche.gouv.fr/ressources-pedagogiques/notice/view/oai%253Awww.unit.eu%253Aunit-ori-wf-1-1443>
4. Quel rôle joue la vision par ordinateur dans l'industrie 4.0 ? | Basler ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://www.baslerweb.com/fr-fr/learning/industrie-4-0/>
5. Le rôle de la vision par ordinateur dans l'innovation de l'industrie 4.0 ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://www.ultralytics.com/fr/blog/the-role-of-computer-vision-in-industry-4-0-innovation-pipelines>
6. Quand l'IA rencontre la vision par ordinateur : Révolution pour l'analyse vidéo - Sopra Steria, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.soprasteria.com/fr/perspectives/details/quand-l-ia-rencontre-la-vision-par-ordinateur-revolution-pour-l-analyse-video>
7. Détection Défauts Laminage Vision AI | PDF | Acier - Scribd, consulté le novembre 11, 2025, <https://fr.scribd.com/document/729864236/These-mentouri-2018>
8. Principes de base de la vision industrielle : définitions, utilisations et avantages | Cognex, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.cognex.com/fr-fr/what-is/machine-vision>
9. Vision industrielle et contrôle qualité - Theses.fr, consulté le novembre 11, 2025, <https://theses.fr/1988ISAL0060>
10. Exploitation d'une information multi-éclairages pour une approche générique de

- l'inspection automatique de la qualité - ResearchGate, consulté le novembre 11, 2025,  
[https://www.researchgate.net/profile/Thomas-Lacombe-4/publication/357736269\\_Exploitation\\_d'une\\_information\\_multi-eclairages\\_pour\\_une\\_approche\\_generique\\_de\\_l'inspection\\_automatique\\_de\\_la\\_qualite\\_visuelle\\_des\\_produits\\_en\\_industrie/links/61f2c0cd9a753545e2fe8d3e/Exploitation-dune-information-multi-eclairage-s-pour-une-approche-generique-de-linspection-automatique-de-la-qualite-visuelle-des-produits-en-industrie.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Thomas-Lacombe-4/publication/357736269_Exploitation_d'une_information_multi-eclairages_pour_une_approche_generique_de_l'inspection_automatique_de_la_qualite_visuelle_des_produits_en_industrie/links/61f2c0cd9a753545e2fe8d3e/Exploitation-dune-information-multi-eclairage-s-pour-une-approche-generique-de-linspection-automatique-de-la-qualite-visuelle-des-produits-en-industrie.pdf)
11. Déploiement rapide et rentable d'un contrôle qualité basé sur la vision par ordinateur - Intel, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.intel.fr/content/www/fr/fr/goal/how-to-improve-quality-control-computer-vision.html>
  12. YOLO AI Inspection Alimentaire : Étude de Cas Spéciale | Ultralytics, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.ultralytics.com/fr/customers/ultralytics-yolo-powers-specialvideos-food-inspection-tool>
  13. Computer Vision in Manufacturing: Better Quality & Automation - Ksolves, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.ksolves.com/blog/artificial-intelligence/computer-vision-in-manufacturing>
  14. Article 15 : Précision, robustesse et cybersécurité | Loi européenne ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://artificialintelligenceact.eu/fr/article/15/>
  15. Cours de vision industrielle - Contrôle qualité par camera ... - J3eA, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.j3ea.org/articles/j3ea/pdf/2005/02/j3ea05033.pdf>
  16. Le contrôle qualité grâce à la computer vision ! - Theodo Data & AI, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://data-ai.theodo.com/fr/parlons-data/parlons-data/controle-qualite-computer-vision>
  17. 2IAisd\_10\_2img Interprétation d'image par IA FIG S10 Pourquoi cette UE ? Éléments constitutifs de - IMT Mines Alès, consulté le novembre 11, 2025,  
[https://www.imt-mines-ales.fr/sites/default/files/media/2025-09/2IAisd\\_10\\_2img\\_Interpr%C3%A9tation%20d%E2%80%99image%20par%20IA.pdf](https://www.imt-mines-ales.fr/sites/default/files/media/2025-09/2IAisd_10_2img_Interpr%C3%A9tation%20d%E2%80%99image%20par%20IA.pdf)
  18. YOLO11 vs YOLOv5 : Une évolution technique dans la détection d'objets - Ultralytics YOLO Docs, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://docs.ultralytics.com/fr/compare/yolo11-vs-yolov5/>
  19. Understanding Machine Vision: Inside Vision System Technologies, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.photoneo.com/inside-machine-vision-systems-2d-and-3d-vision/>
  20. Using 3D Vision for Assembly Robots in Automotive Manufacturing Automation - Mech-Mind, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.mech-mind.com/blog/3d-vision-assembly-robots-automotive-manufacturing-automation.html>
  21. 3D Vision Bolsters Robotic Bin Picking | Features | Spring 2021 | Photonics Spectra, consulté le novembre 11, 2025,  
<https://www.photonics.com/Articles/3D-Vision-Bolsters-Robotic-Bin-Picking/a666>

22. Robot Guidance Using Machine Vision Techniques in Industrial ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4813910/>
23. Controlling an Industrial Robot Using Stereo 3D Vision Systems with AI Elements - MDPI, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/20/6402>
24. Vision par ordinateur | 3DEXCITE - Dassault Systèmes, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.3ds.com/fr/products/3dexcite/commercial-content-creation/computer-vision>
25. Manufacturing Quality Control with Vision AI | Eightgen AI Case ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://eightgen.ai/case-studies/case-study-11>
26. Computer Vision Manufacturing Use Cases: A Guide - Roboflow Blog, consulté le novembre 11, 2025, <https://blog.roboflow.com/computer-vision-in-manufacturing/>
27. Research on a Metal Surface Defect Detection Algorithm Based on DSL-YOLO - PMC - NIH, consulté le novembre 11, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11479047/>
28. ThirdEye Data AI Quality Control in Manufacturing: Case Study, consulté le novembre 11, 2025, <https://thirdeyedata.ai/case-studies/product-quality-control-with-ai-for-the-manufacturing-industry/>
29. Manufacturing Automation Using Vision AI Explained - Ultralytics, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.ultralytics.com/blog/manufacturing-automation>
30. Rapport - Du - Pfe - La Détection Des Défauts Sur La Surface D'acier en Utilisant Des Méthodologies D'apprentissage en Profondeur - Scribd, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.scribd.com/document/776162248/Rapport-du-pfe-La-detection-des-defauts-sur-la-surface-d-acier-en-utilisant-des-methodologies-d-apprentissage-en-profondeur-1>
31. Automatisation de l'inspection de conteneurs maritimes : une preuve de concept, consulté le novembre 11, 2025, [https://pfia23.icube.unistra.fr/conferences/apia/Articles/APIA2023\\_paper\\_3158.pdf](https://pfia23.icube.unistra.fr/conferences/apia/Articles/APIA2023_paper_3158.pdf)
32. An Efficient and Accurate Surface Defect Detection Method for Wood Based on Improved YOLOv8 - MDPI, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.mdpi.com/1999-4907/15/7/1176>
33. Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de ..., consulté le novembre 11, 2025, [https://docnum.univ-lorraine.fr/public/DDOC\\_T\\_2024\\_0265\\_CHOUCHENE.pdf](https://docnum.univ-lorraine.fr/public/DDOC_T_2024_0265_CHOUCHENE.pdf)
34. 19 Computer Vision Projects From Beginner to Advanced | DataCamp, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.datacamp.com/blog/computer-vision-projects>
35. inspection visuelle auTomatique de défauts d'aspects en tEmps réel et en ligne par l'usage de Machines apprenantes : contribution à l'InduStrie 4.0 | ANR, consulté le novembre 11, 2025, <https://anr.fr/Projet-ANR-20-CE10-0004>
36. Autoencoder-Based Unsupervised Surface Defect Detection Using Two-Stage

- Training, consulté le novembre 11, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11121878/>
37. Training-free Anomaly Event Detection via LLM-guided Symbolic Pattern Discovery - arXiv, consulté le novembre 11, 2025, <https://arxiv.org/html/2502.05843v1>
  38. Machine Vision Applications in Manufacturing: 20 Real-World Examples - Elementary, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.elementaryml.com/blog/machine-vision-applications-in-manufacturing-20-real-world-examples>
  39. Maintenance Prédictive & IA : l'industrie 4.0 | Cross Data, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.crossdata.tech/les-pannes-dans-lindustrie-4-0-lenjeu-de-la-maintenance-predictive-resolu-grace-a-lintelligence-artificielle/>
  40. Maintenance prédictive et vision industrielle (maintenance prédictive), consulté le novembre 11, 2025, <https://www.latelierdesdevs.com/comprendre-vision-industrielle/maintenance-predictive-et-vision-industrielle-maintenance-predictive/>
  41. What is condition monitoring? A beginner's guide to preventative maintenance - Flir, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.flir.com/discover/professional-tools/what-is-condition-monitoring-guide/>
  42. Multi RobotcollaborativemanufacturingdrivenbydigitaltwinsAdvancementschallengesandfuturedirections | PDF | Simulation | Perception - Scribd, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.scribd.com/document/938580347/Multi-RobotcollaborativemanufacturingdrivenbydigitaltwinsAdvancementschallengesandfuturedirections>
  43. Multi-robot collaborative manufacturing driven by digital twins Advancements, challenges, and future directions - ResearchGate, consulté le novembre 11, 2025, [https://www.researchgate.net/publication/393027397\\_Multi-robot\\_collaborative\\_manufacturing\\_driven\\_by\\_digital\\_twins\\_Advancements\\_challenges\\_and\\_future\\_directions](https://www.researchgate.net/publication/393027397_Multi-robot_collaborative_manufacturing_driven_by_digital_twins_Advancements_challenges_and_future_directions)
  44. ALL FACES OF INNOVATION BI-MU AND SUSTAINABILITY THE 8 TECHNOLOGICAL THEMES BI-MUpiù THE EVENTS BY THE OR, consulté le novembre 11, 2025, [https://www.bimu.it/wp-content/uploads/2024/10/CARTELLA-STAMPA\\_34-BI-MU-def-OTTOBRE-2024\\_ing.pdf](https://www.bimu.it/wp-content/uploads/2024/10/CARTELLA-STAMPA_34-BI-MU-def-OTTOBRE-2024_ing.pdf)
  45. Ask HN: Freelancer? Seeking freelancer? (September 2025) - Hacker News, consulté le novembre 11, 2025, <https://news.ycombinator.com/item?id=45093191>
  46. L'imagerie thermique au service de la maintenance des data centers - Smart Building, consulté le novembre 11, 2025, <https://smartbuildingmag.fr/technical-articles/91139-imagerie-thermique-pour-data-centers>
  47. Using thermal imaging for industrial equipment maintenance, consulté le novembre 11, 2025,

- <https://www.hikmicrotech.com/en/explore/industrial-blog/Using-thermal-imaging-for-industrial-equipment-maintenance/>
48. Maintenance prédictive : comment la mettre en place ? - Mobility Work, consulté le novembre 11, 2025, <https://mobility-work.com/fr/blog/deployer-maintenance-predictive/>
  49. Infrared Thermography: A Key Tool in Predictive Maintenance, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.cornerstonemechanical.com/blog/blog-infrared-thermography-for-electrical-inspection-dallas-tx/>
  50. How Thermal Imaging Improves Predictive Maintenance in 2025, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.lightpath.com/posts/how-thermal-imaging-solutions-improve-predictive-maintenance>
  51. 7 Reasons Why Thermal Imaging Cameras Are a Must-Have Tool for Industrial Applications, consulté le novembre 11, 2025, <https://tempsens.com/blog/7-reasons-why-thermal-imaging-cameras-are-a-must-have-tool-for-industrial-applications/>
  52. Résumé de haut niveau de la loi sur l'IA - EU AI Act, consulté le novembre 11, 2025, <https://artificialintelligenceact.eu/fr/high-level-summary/>
  53. Artificial Intelligence Standards in Conflict: Local Challenges and ..., consulté le novembre 11, 2025, <https://www.mdpi.com/2305-6703/5/4/27>
  54. Transparent AI: The Case for Interpretability and Explainability - arXiv, consulté le novembre 11, 2025, <https://arxiv.org/html/2507.23535v1>
  55. 5 industries that are ripe for AI disruption - Stacker, consulté le novembre 11, 2025, <https://stacker.com/stories/technology/5-industries-are-ripe-ai-disruption>
  56. The Future of Artificial Intelligence | IBM, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.ibm.com/think/insights/artificial-intelligence-future>
  57. Article 13 : Transparence et fourniture d'informations aux déployeurs | Loi européenne sur l'intelligence artificielle - EU AI Act, consulté le novembre 11, 2025, <https://artificialintelligenceact.eu/fr/article/13/>
  58. Explainable AI for EU AI Act compliance audits, consulté le novembre 11, 2025, <https://mab-online.nl/article/150303/>
  59. A Comprehensive Review of Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Computer Vision, consulté le novembre 11, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12252469/>
  60. Complying with the EU AI Act: Innovations in Explainable and User-Centric Hand Gesture Recognition - arXiv, consulté le novembre 11, 2025, <https://arxiv.org/html/2503.15528>
  61. EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE - European Data Protection Supervisor, consulté le novembre 11, 2025, [https://www.edps.europa.eu/system/files/2023-11/23-11-16\\_techdispatch\\_xai\\_en.pdf](https://www.edps.europa.eu/system/files/2023-11/23-11-16_techdispatch_xai_en.pdf)
  62. The Role of Explainable AI (XAI) in EU Law Compliance - statworx, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.statworx.com/en/content-hub/interview/the-role-of-explainable-ai-x>



[ai-in-eu-law-compliance](#)

63. Interpreting Computer Vision Models - Paperspace Blog, consulté le novembre 11, 2025, <https://blog.paperspace.com/interpreting-computer-vision-models/>
64. Machine Explainability: A Guide to LIME, SHAP, and Gradcam | by Suryansh Raghuvanshi, consulté le novembre 11, 2025, <https://suryansh-raghuvanshi.medium.com/machine-explainability-a-guide-to-lime-shap-and-gradcam-60f6265f365f>
65. A Comparative Study of Explainable AI Methods: Model-Agnostic vs. Model-Specific Approaches - arXiv, consulté le novembre 11, 2025, <https://arxiv.org/html/2504.04276v1>
66. Advancing malware imagery classification with explainable deep learning: A state-of-the-art approach using SHAP, LIME and Grad-CAM - PMC - NIH, consulté le novembre 11, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12118971/>
67. Formation Vision industrielle avec IA : Détection de défauts et, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.nobleprog.fr/cc/icvai>
68. YOLO-RFF: An Industrial Defect Detection Method Based on Expanded Field of Feeling and Feature Fusion - MDPI, consulté le novembre 11, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/24/4211>
69. Fina Aaaaaaaaaaaaaaaaaa AI | PDF | Véhicules | Transport - Scribd, consulté le novembre 11, 2025, <https://fr.scribd.com/document/861576122/Fina-Aaaaaaaaaaaaaaaaaa-AI>
70. ultralytics/ultralytics: Ultralytics YOLO - GitHub, consulté le novembre 11, 2025, <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
71. Enhance YOLO with HyperGraph Computation for Industrial Defect Detection - arXiv, consulté le novembre 11, 2025, <https://arxiv.org/html/2412.03969v1>