

Remerciements

Nos remerciements vont tout d’abord à Dieu Tout-Puissant pour la volonté, la santé et la patience qu’Il nous a accordées durant toutes ces années.

Nous exprimons notre profonde gratitude à nos parents, ainsi qu’à nos frères et sœurs, qui nous ont soutenus par leurs encouragements tout au long de nos études.

Nous adressons également nos plus sincères remerciements à **Dr. Khalil Jouili**, pour son encadrement, ses conseils méthodologiques et sa disponibilité tout au long de ce projet.

Enfin, nous remercions toute personne, de près ou de loin, qui a contribué à rendre ce travail réalisable et présentable.

Résumé

SOMMAIRE

[Remerciements I](#_Toc209285417)

[Résumé II](#_Toc209285418)

[Introduction générale : V](#_Toc209285419)

[Chapitre I État de l'art 1](#_Toc209285420)

[1.1 L’évolution des stratégies de maintenance industrielle 2](#_Toc209285421)

Liste des figures

[Figure 1 Typologie des stratégies de maintenance. 4](#_Toc209343944)

Liste des tableaux

[Tableau 1 Panorama des stratégies de maintenance (Sources : EN 13306 [1], ISO 17359 [2], Jardine [7], Lee [8], Mobley [9]). 5](#_Toc209343952)

Liste des symboles

Introduction générale :

# État de l'art

**Introduction**

Dans le contexte de l’Industrie 4.0, la maintenance prédictive s’affirme comme un levier essentiel pour améliorer la disponibilité des équipements et réduire les arrêts non planifiés. Elle prolonge la maintenance conditionnelle en exploitant l’analyse des données de fonctionnement — **notamment les vibrations** — et des méthodes d’intelligence artificielle pour détecter précocement les comportements anormaux.

Toutefois, le déploiement de solutions complètes reste difficile pour de nombreuses entreprises en raison des coûts, de la complexité d’intégration et de la dépendance à des infrastructures réseau.

Dans ce cadre, le paradigme **TinyML** — exécuter des modèles d’IA directement sur des microcontrôleurs — offre une alternative intéressante pour analyser **au plus près de la machine**, avec une faible latence, une meilleure confidentialité et des coûts contenus.

Ce chapitre présente les bases théoriques (terminologie, analyse vibratoire, IA pour la détection d’anomalies, TinyML) et se conclut par une revue critique de la littérature afin d’identifier les lacunes et positionner la suite du mémoire.

### L’évolution des stratégies de maintenance industrielle

La maintenance industrielle a progressivement évolué du réactif vers l’anticipatif, à mesure que la terminologie s’est normalisée, que la mesure en service s’est diffusée et que l’analytique des données s’est imposée.

Le cadre de référence adopté dans ce mémoire est celui de la norme EN 13306 (version européenne), qui définit la maintenance comme l’ensemble d’actions techniques, administratives et de management destiné à maintenir ou rétablir un bien dans l’état lui permettant d’assurer la fonction requise, et distingue notamment les catégories corrective, préventive, conditionnelle et prédictive [1].

#### Du réactif au prédictif : un continuum de pratiques

* **Maintenance corrective** (*run-to-failure*) : L’intervention est réalisée **après** la panne. Cette stratégie, encore utilisée pour des actifs peu critiques, reste exposée aux arrêts non planifiés et aux risques de dommages collatéraux.

Les définitions et distinctions associées sont cadrées par **EN 13306** [1].

* **Maintenance préventive systématique** (*calendaire/usage*) : Les interventions sont planifiées en fonction du **temps** ou de l’**usage**.

Elle réduit certains aléas mais peut conduire au **sur-entretien** lorsque les intervalles ne reflètent pas la dégradation réelle (terminologie et catégories selon EN 13306) [1].

* **Maintenance conditionnelle (CBM, condition-based maintenance)**: Les décisions sont fondées sur des **indicateurs d’état mesurés** en service (p. ex. vibrations, température, analyses de lubrifiants).

La **norme ISO 17359** fournit les **lignes directrices** pour établir un programme de surveillance : objectifs, choix des variables, fréquence d’acquisition, critères d’alarme et revue périodique du dispositif [2].

Les revues de référence montrent que la CBM a structuré le diagnostic/prognostic des machines et ouvert la voie à l’analytique avancée [7], [8], [27], [28].

* **Maintenance prédictive (PdM)** : Elle exploite l’**analyse de données** (statistique, apprentissage automatique) pour **anticiper** l’apparition d’anomalies et **optimiser** la planification des interventions.

Les ouvrages et revues de référence décrivent la PdM comme l’extension analytique de la CBM (capteurs → extraction de caractéristiques → modèles de diagnostic/prognostic), trajectoire amplifiée par l’**IIoT** et l’**IA** au sein d’**Industrie 4.0** [9], [8], [10], [11], [27], [28].

#### Enjeux économiques & opérationnels

Les arrêts non planifiés constituent un poste majeur de pertes dans l’industrie, d’où l’intérêt de stratégies fondées sur les données pour améliorer la disponibilité et la planification des interventions.

Des analyses industrielles rapportent que, selon les contextes, la maintenance prédictive peut réduire le temps d’arrêt de 30 à 50 % et prolonger la durée de vie des actifs de 20 à 40 % (ordre de grandeur consolidé par McKinsey [35]).

Ces bénéfices restent dépendants de la qualité de mise en œuvre (gestion des faux positifs, gouvernance des données) [36].

Par ailleurs, des études sectorielles mettent en évidence le coût élevé d’une heure d’arrêt (ordre de grandeur fourni par le rapport industriel Siemens/Senseye 2024) [37], ce qui motive des approches au plus près de la machine mieux maîtrisée localement.

Enfin, pour les PME, des obstacles récurrents (compétences, capital, infrastructures, cybersécurité) freinent l’adoption de solutions lourdes et justifient des alternatives edge/TinyML plus frugales [38].

#### Facteurs récents d’évolution

Trois leviers structurent la diffusion des approches conditionnelles et prédictives :

* **Normalisation & bonnes pratiques.** **EN 13306** fournit une terminologie partagée de la maintenance, **ISO 17359** décrit le déploiement opérationnel d’un programme de surveillance d’état (objectifs, variables, fréquence, critères d’alarme, revue) [1], [2].
* **Instrumentation & données.** La généralisation des capteurs (p. ex. vibration) et des systèmes d’acquisition a permis de passer du **seuil** aux **modèles** de diagnostic/prognostic, comme l’attestent les revues CBM/PdM [7], [8], [27], [28].
* **Numérisation (Industrie 4.0) & Edge.** L’IIoT connecte les actifs, tandis que l’**edge computing** rapproche l’analyse de la machine (latence réduite, trafic moindre, meilleure confidentialité), préparant l’**embarqué** (TinyML) détaillé plus loin [10], [11], [12], [31].

#### Pont vers l’analyse vibratoire (normes applicables)

Pour les machines tournantes, la **surveillance vibratoire** constitue une modalité majeure d’observation.

L’évaluation de la **sévérité vibratoire** s’appuie sur **ISO 20816-1**, qui établit les conditions générales de **mesure** et d’**évaluation** des vibrations de machines (successeur de la série 10816) [3].

Cette référence normative sera mobilisée pour situer les niveaux et indicateurs pertinents avant d’aborder l’analyse fréquentielle (FFT) et les signatures de défaut, voir **ISO 10816-3** pour des cas d’usage industriels courants [4].

A diagram of maintenance and maintenance

AI-generated content may be incorrect.Des ressources récentes synthétisent les principes et pratiques de l’analyse vibratoire pour la maintenance conditionnelle (tutoriel et panorama capteurs) [32], [33], en complément des revues et manuels de référence [13], [9].

Figure 1 Typologie des stratégies de maintenance.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Paradigme | Déclencheur d’intervention | Atouts | Limites |
| Corrective | Panne avérée | Simplicité de planification | Arrêts non planifiés, risques collatéraux |
| Préventive (calendaire/usage) | Échéance/compteur | Réduction d’aléas connus | Sur-entretien possible |
| Conditionnelle (CBM) | Indicateurs d’état mesurés | Intervention ciblée, suivi d’état | Instrumentation & processus à structurer |
| Prédictive (PdM) | Modèles diag./prognostic | Anticipation, optimisation décision | Exigences données / compétences |

Tableau 1 Panorama des stratégies de maintenance (Sources : EN 13306 [1], ISO 17359 [2], Jardine [7], Lee [8], Mobley [9]).

### Concepts fondamentaux

#### Stratégies de surveillance d’état

La maintenance conditionnelle s’appuie sur différentes modalités de mesure (surveillance d’état) dont le choix dépend des mécanismes de défaillance, du coût et des contraintes d’exploitation.

Les lignes directrices pour établir un programme de condition monitoring sont décrites par ISO 17359 (objectifs, variables, fréquence, critères d’alarme) [2].

Les revues confirment l’usage des modalités suivantes dans l’industrie et la recherche récente [13], [27], [28] :

* **Vibration** (accélération/vitesse/déplacement) : sensible aux défauts mécaniques des machines tournantes (balourd, désalignement, roulements), riche en information et **fortement normalisée** pour l’évaluation (ISO 20816-1 / 10816-3) [3], [4], [13], [32].
* **Analyse d’huile / débris** : usure et contamination (métaux, particules), utile pour réducteurs/roulements mais nécessite prélèvements/analyses spécifiques [2], [27].
* **Thermographie / température** : utile pour frottements, défauts d’isolation ou surcharge, moins spécifique à certains défauts mécaniques [2], [27].
* **Acoustique / émissions acoustiques** : sensible aux chocs/naissances de fissures, instrumentation et interprétation plus délicates [13], [27].
* **Signaux électriques (MCSA, courant/tension)** : utile pour défauts moteurs (barres de rotor, excentricité), moins direct pour la chaîne mécanique aval [27], [28].

**Pourquoi la vibration dans notre contexte.**

(i) Couverture de défauts mécaniques dominants des machines tournantes (signatures bien établies), (ii) capteurs **MEMS** abordables et faciles à intégrer, (iii) **cadres normatifs** clairs pour la mesure/évaluation, (iv) chaînes de traitement **compatibles MCU** (FFT + indicateurs) [3], [4], [13], [32].

#### Signatures vibratoires des défauts

Dans les machines tournantes, des **motifs fréquentiels** récurrents guident le diagnostic :

* **Balourd** : pic dominant à **1×fr** (parfois faibles harmoniques) ;
* **Désalignement** : harmoniques marquées (**2×**, **3×**) ;
* **Roulements** : pics aux **fréquences caractéristiques** (BPFO/BPFI/BSF/FTF) et **bandes latérales** ;
* **Jeu / défauts structuraux** : **énergie large bande** accrue.

Ces motifs sont synthétisés dans des tutoriels et revues récentes [13], [32] et s’interprètent dans le cadre d’ISO 20816-1 / 10816-3 pour situer la sévérité [3], [4].

Les formules (FTF, BPFO, BPFI, BSF) et les rappels FFT / résolution spectrale figurent en **Annexe** avec les sources de référence [14], [26], [16], [15].

#### Apprentissage automatique (ML)

Par **apprentissage automatique (ML)**, on désigne des méthodes apprenant des **structures** à partir des données pour assister le diagnostic/prognostic en maintenance [7], [8].

On distingue classiquement :

* **Supervisé** (étiquettes disponibles) : classification/régression (SVM, RF, CNN/LSTM 1-D sur signaux/spectres) — bonnes performances **si** des **données étiquetées** de qualité existent [8], [28].
* **Non-supervisé** (peu/pas d’étiquettes) : **détection d’anomalies** par seuillage/statistique, **clustering** (p. ex. **K-means**, **DBSCAN**), **frontière** (One-Class SVM) ou **reconstruction** (autoencoders).

Ces approches apprennent la **normalité** et signalent les écarts [17], [27], [28], [18].

#### Edge AI et TinyML

L’**Edge AI** exécuté le traitement **au plus près de la machine**, réduisant **latence** et **trafic** et améliorant la **confidentialité** par rapport au cloud [12], [31].

Le **TinyML** cible les **microcontrôleurs** (RAM/Flash/puissance limitées) via des **optimisations** (quantification, élagage) et des **modèles compacts** [19], [22], [29].

**Runtime & benchmarks :** **TensorFlow Lite Micro (TFLM)** fournit un runtime C/C++ sans OS adapté MCU (opérateurs sélectionnés, mémoire statique) [20].

**MLPerf Tiny** propose des **benchmarks** pour comparer précision/latence/consommation en contexte edge [21].

**Bibliographie**

[1] CEN, “EN 13306:2017 — Maintenance — Maintenance terminology,” European Committee for Standardization, 2017. [Online]. Available: https://standards.cencenelec.eu

(also listed by BSI: https://knowledge.bsigroup.com).

[2] International Organization for Standardization, “ISO 17359:2018 — Condition monitoring and diagnostics of machines — General guidelines,” ISO, 2018. [Online]. Available: https://www.iso.org/standard/71194.html

[3] International Organization for Standardization, “ISO 20816-1:2016 — Mechanical vibration — Measurement and evaluation of machine vibration — Part 1: General guidelines,” ISO, 2016. [Online]. Available: https://www.iso.org/standard/63180.html

[4] International Organization for Standardization, “ISO 20816-3:2022 — Mechanical vibration — Measurement and evaluation of machine vibration — Part 3: Industrial machinery with a power rating above 15 kW and operating speeds between 120 r/min and 30 000 r/min,” ISO, 2022. [Online]. Available: https://www.iso.org/standard/78311.html

[5] International Organization for Standardization, “ISO 18436-2:2014 — Condition monitoring and diagnostics of machines — Requirements for qualification and assessment of personnel — Part 2: Vibration condition monitoring and diagnostics,” ISO, 2014. [Online]. Available: https://www.iso.org/standard/50447.html

[6] International Organization for Standardization, “ISO 15243:2017 — Rolling bearings — Damage and failures — Terms, characteristics and causes,” ISO, 2017. [Online]. Available: https://www.iso.org/standard/59619.html

[7] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,” Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, 2006, doi: 10.1016/j.ymssp.2005.09.012.

[8] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, and D. Siegel, “Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications,” Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 42, no. 1–2, pp. 314–334, 2014, doi: 10.1016/j.ymssp.2013.06.004.

[9] R. K. Mobley, An Introduction to Predictive Maintenance, 2nd ed. Burlington, MA, USA: Butterworth-Heinemann/Elsevier, 2002.

[10] H. Lasi, P. Fettke, H.-G. Kemper, T. Feld, and M. Hoffmann, “Industry 4.0,” Business & Information Systems Engineering, vol. 6, no. 4, pp. 239–242, Aug. 2014, doi: 10.1007/s12599-014-0334-4. [Online]. Available: https://link.springer.com/article/10.1007/s12599-014-0334-4

[11] H. Kagermann, W. Wahlster, and J. Helbig, Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0 — Final Report of the Industrie 4.0 Working Group. acatech, Apr. 2013. [Online]. Available: https://en.acatech.de/publication/recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0-final-report-of-the-industrie-4-0-working-group/

[12] W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li, and L. Xu, “Edge computing: Vision and challenges,” IEEE Internet of Things Journal, vol. 3, no. 5, pp. 637–646, Oct. 2016, doi: 10.1109/JIOT.2016.2579198.

[13] M. Tiboni, C. Remino, R. Bussola, and C. Amici, “A review on vibration-based condition monitoring of rotating machinery,” Applied Sciences, vol. 12, no. 3, 972, 2022, doi: 10.3390/app12030972.

[14] B&K Vibro, “Detecting Faulty Rolling Element Bearings,” Application Note, ca. 2002. [PDF]. Available: https://www.bkvibro.com/fileadmin/mediapool/Internet/Application\_Notes/detecting\_faulty\_rolling\_element\_bearings.pdf

[15] J. W. Cooley and J. W. Tukey, “An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series,” Mathematics of Computation, vol. 19, no. 90, pp. 297–301, 1965, doi: 10.1090/S0025-5718-1965-0178586-1.

[16] A. V. Oppenheim and R. W. Schafer, Discrete-Time Signal Processing, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2010.

[17] V. Chandola, A. Banerjee, and V. Kumar, “Anomaly detection: A survey,” ACM Computing Surveys, vol. 41, no. 3, Art. 15, pp. 1–58, Jul. 2009, doi: 10.1145/1541880.1541882.

[18] J. B. MacQueen, “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” in Proc. 5th Berkeley Symp. on Mathematical Statistics and Probability, 1967, pp. 281–297.

[19] P. Warden and D. Situnayake, TinyML: Machine Learning with TensorFlow Lite on Arduino and Ultra-Low-Power Microcontrollers. Sebastopol, CA, USA: O’Reilly Media, 2019.

[20] R. David et al., “TensorFlow Lite Micro: Embedded machine learning on TinyML systems,” in Proceedings of Machine Learning and Systems (MLSys), vol. 3, 2021, pp. 800–811. [Online]. Available: https://proceedings.mlsys.org/paper/2021

[21] C. Banbury et al., “MLPerf Tiny Benchmark,” NeurIPS Datasets and Benchmarks, 2021. doi: 10.48550/arXiv.2106.07597.

[22] V. J. Reddi, S. Kennedy, L. Moroney, P. Warden, and A. Agarwal, “TinyML: Widening access to machine learning by bringing deep learning to the edge,” Harvard Data Science Review, vol. 4, no. 1, Jan. 2022, doi: 10.1162/99608f92.3e92f91f.

[23] S. Han, H. Mao, and W. J. Dally, “Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding,” arXiv:1510.00149, 2015.

[24] Case Western Reserve University Bearing Data Center, “Bearing Fault Data Sets,” Case School of Engineering, Cleveland, OH, USA. [Online]. Available: https://engineering.case.edu/bearingdatacenter

[25] Paderborn University, “Bearing Data Center — Data sets and download,” Chair of Design and Drive Technology (KAt), Paderborn, Germany. [Online]. Available: https://mb.uni-paderborn.de/kat/forschung/kat-datacenter/bearing-datacenter

[26] R. B. Randall, Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Automotive and Aerospace Applications. Chichester, U.K.: Wiley, 2011.

[27] I. Hector and R. Panjanathan, “Predictive maintenance in Industry 4.0: a survey of planning models and machine learning techniques,” PeerJ Computer Science, vol. 10, e2016, May 2024. doi: 10.7717/peerj-cs.2016

[28] M. Achouch, L. Berrichi, and N. Benhadou, “On Predictive Maintenance in Industry 4.0: Overview, Concepts and Challenges,” Applied Sciences, vol. 12, no. 16, 2022, Art. 8081. doi: 10.3390/app12168081

[29] V. Tsoukas, A. Gkogkidis, E. Boumpa, and A. Kakarountas, “A Review on the Emerging Technology of TinyML,” ACM Computing Surveys, vol. 56, no. 10, Art. 259, 2024. doi: 10.1145/3661820

[30] A. Bala, A. Malhotra, and P. Sharma, “Artificial intelligence and edge computing for machine condition monitoring: a comprehensive review,” Artificial Intelligence Review, 2024. doi: 10.1007/s10462-024-10748-9

[31] L. Kong, Z. Zheng, J. Wu, et al., “Edge-Computing-Driven Internet of Things: A Survey,” ACM Computing Surveys, vol. 55, no. 8, Art. 174, Dec. 2022. doi: 10.1145/3555308.

[32] O. Matania, L. Bachar, E. Bechhoefer, and J. Bortman, “Signal Processing for the Condition-Based Maintenance of Rotating Machines via Vibration Analysis: A Tutorial,” Sensors, vol. 24, no. 2, 2024, Art. 454. doi: 10.3390/s24020454

[33] I. U. Hassan, K. Panduru, and J. Walsh, “An In-Depth Study of Vibration Sensors for Condition Monitoring,” Sensors, vol. 24, no. 3, 2024, Art. 740. doi: 10.3390/s24030740

[34] S. Arciniegas, D. Rivero, J. Piñan, E. Diaz, and F. Rivas, “IoT device for detecting abnormal vibrations in motors using TinyML,” Discover Internet of Things, vol. 5, 2025, Art. 41. doi: 10.1007/s43926-025-00142-4.

[35] McKinsey & Company, “Manufacturing: Analytics unleashes productivity and profitability,” Aug. 2017. [Online]. Available: https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/manufacturing-analytics-unleashes-productivity-and-profitability

[36] McKinsey & Company, “Establishing the right analytics-based maintenance strategy,” Jul. 19, 2021. [Online]. Available: https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/establishing-the-right-analytics-based-maintenance-strategy

[37] Siemens (Senseye), The True Cost of Downtime 2024, 2024. [PDF]. Available: https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:1b43afb5-2d07-47f7-9eb7-893fe7d0bc59/TCOD-2024\_original.pdf

[38] OECD, The Digital Transformation of SMEs, 2021. [PDF]. Available: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2021/02/the-digital-transformation-of-smes\_ec3163f5/bdb9256a-en.pdf

[39] O. Ö. Ersöz, A. F. İnal, A. Aktepe, A. K. Türker, and S. Ersöz, “A Systematic Literature Review of the Predictive Maintenance from Transportation Systems Aspect,” Sustainability, vol. 14, no. 21, 14536, Nov. 2022, doi: 10.3390/su142114536. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2071-1050/14/21/14536