

Fusionner N'est Pas Additionner Une Architecture Multi-Capteurs Orientée Objectif Pour La Détection Précoce et Le Pronostic Industriel

Jean Claude Mukaz Ilunga¹, Olivier Mulagizi Basheberek²

¹Professeur Dr Ir, Maintenance, Institut Supérieur des Techniques Appliquées (ISTA) Kinshasa

²Etudiant en Master 2, Réseaux et cybersécurité/ Ingénierie Biomédicale, Institut Supérieur des Techniques Appliquées (ISTA) Kinshasa

Résumé

La fusion multi-capteurs est souvent présentée comme un moyen automatique de dépasser le meilleur capteur individuel. Cette affirmation est incomplète : le gain dépend de l'indépendance partielle des informations, de la corrélation des erreurs, de la qualité de préparation des données et du critère optimisé. Cet article propose une analyse structurée des configurations et niveaux de fusion, puis évalue deux indicateurs construits à partir de six descripteurs simulés sur quarante actifs suivis jusqu'à la défaillance. La fusion non supervisée par analyse en composantes principales produit l'indicateur le plus monotone et le plus pronosticable, mais reste médiocre en détection précoce ($AUC=0,632$). À l'inverse, la fusion supervisée de Fisher atteint une AUC de 0,890, supérieure au meilleur descripteur individuel (0,859), sans dominer sur toutes les métriques de pronostic. L'apport de l'auteur est le cadre DOPI Diversité informationnelle, Objectif explicite, Préparation cohérente et Interprétabilité qui transforme la fusion en une architecture multi-objectifs : un indicateur pour détecter, un autre pour pronostiquer, tandis que les descripteurs individuels restent disponibles pour expliquer et vérifier l'alerte.

Mots-clés: fusion multi-capteurs ; maintenance prédictive ; indicateur de santé ; détection précoce ; pronostic ; sélection de descripteurs ; interprétabilité.

Abstract

Multi-sensor fusion is frequently portrayed as an automatic way to outperform the best individual sensor. This claim is incomplete: gains depend on partially independent information, error correlation, data preparation and the criterion being optimized. This article structures fusion configurations and levels, then evaluates two health indicators built from six simulated descriptors across forty assets monitored to failure. Unsupervised PCA fusion yields the most monotonic and prognosable indicator but performs poorly for early detection ($AUC=0.632$). Supervised Fisher fusion reaches $AUC=0.890$, above the best individual descriptor (0.859), yet does not dominate all prognostic metrics. The author contributes the DOPI framework Information Diversity, Explicit Objective, Coherent Preparation and Interpretability turning fusion into a multi-objective architecture: one indicator detects, another supports prognosis, while individual descriptors remain available to explain and verify alerts.

Keywords: multi-sensor fusion; predictive maintenance; health indicator; early detection; prognostics; feature selection; interpretability.

1. Introduction

corriger la promesse de la fusion

Aucune technique de surveillance ne couvre l'ensemble des défaillances d'une machine. Vibration, émission acoustique, thermographie, analyse d'huile et courant moteur observent des phénomènes différents, à des stades différents. Leur combinaison paraît donc naturelle. Mais additionner des voies ne crée pas mécaniquement de l'information : des capteurs soumis aux mêmes perturbations reproduisent les mêmes erreurs, des variables mal alignées créent des corrélations artificielles, et une méthode optimisée pour la variance finale peut ignorer les signaux précoces.

La question de recherche est la suivante : dans quelles conditions la fusion multi-capteurs améliore-t-elle réellement la détection et le pronostic, et comment organiser cette fusion pour qu'elle reste interprétable ? L'objectif est de proposer une architecture qui distingue clairement couverture, détection précoce et estimation de durée de vie. L'hypothèse est qu'aucun indicateur fusionné unique ne peut optimiser simultanément ces fonctions antagonistes [1–4].

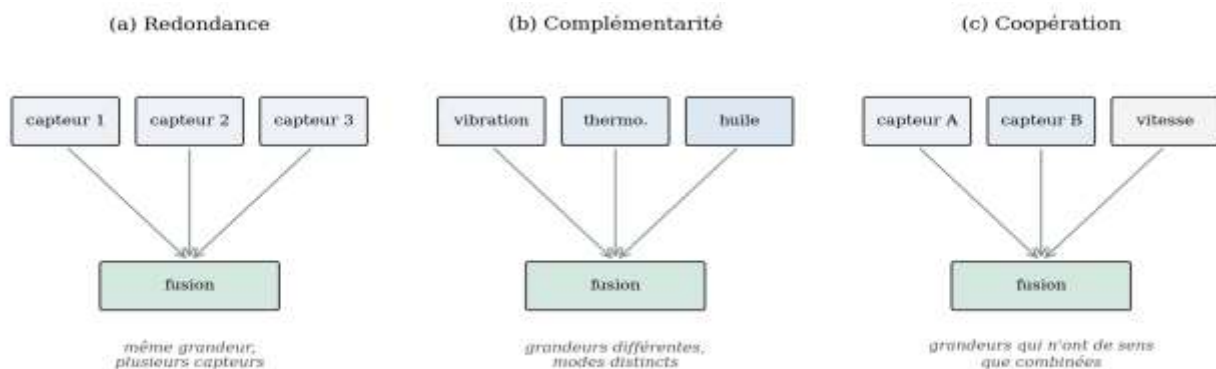
2. Méthodologie

L'étude combine analyse théorique, simulation d'une population d'actifs et comparaison de méthodes. Quarante actifs sont suivis de l'état sain à la défaillance. Six sources produisent chacune un descripteur représentatif : activité d'émission acoustique, amplitude d'enveloppe vibratoire, kurtosis, particules d'huile, valeur efficace vibratoire et température. Les instants de réponse, le bruit, la dérive et les gains propres à chaque actif sont simulés. Chaque variable est normalisée sur les douze premiers points réputés sains.

Deux fusions sont comparées : l'analyse en composantes principales (ACP), non supervisée, maximise la variance ; la direction de Fisher, supervisée, maximise la séparation entre l'état sain et un défaut naissant situé entre 40 et 55 % de la vie consommée. L'évaluation combine courbe ROC/AUC pour la détection, monotonie, tendance et pronosticabilité pour le pronostic [5–8].

3. Pourquoi fusionner : trois bénéfices distincts

Figure 1 Configurations redondante, complémentaire et coopérative. Source : conception de l'auteur.



La fusion redondante combine plusieurs estimations de la même grandeur afin de réduire la variance et d'accroître la tolérance aux pannes. Le gain théorique s'effondre lorsque les erreurs sont corrélées. La

fusion complémentaire associe des principes physiques différents afin d'étendre la couverture des modes de défaillance. La fusion coopérative crée une information nouvelle : localisation par différences de temps d'arrivée ou représentation angulaire obtenue en combinant vibration et tachymétrie.

4. Choisir le niveau de fusion

Figure 2 Fusion au niveau du signal, des descripteurs et des décisions. Source : conception de l'auteur.

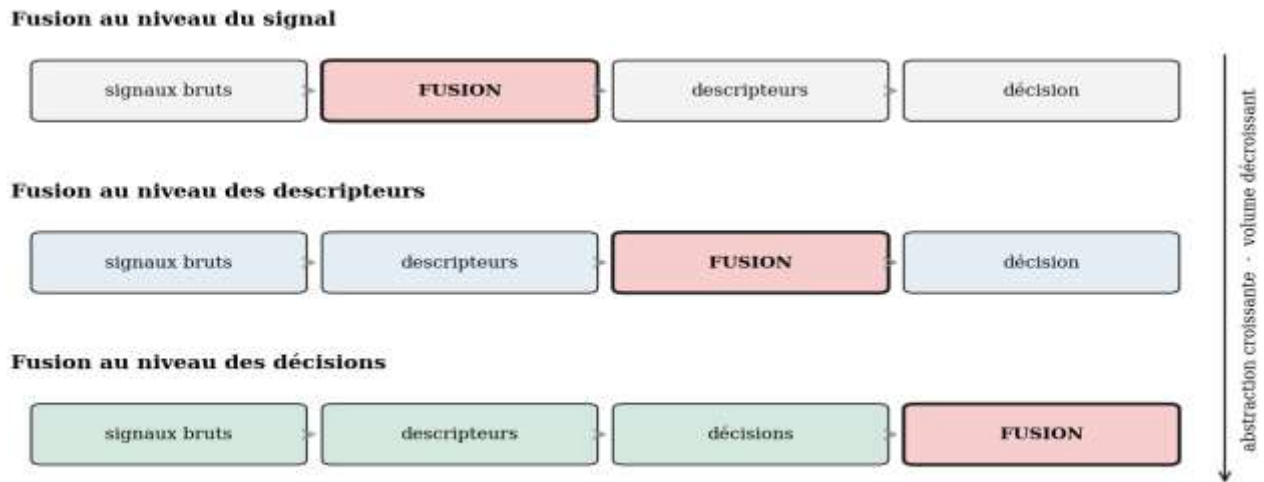


Table 1 Propriétés des niveaux de fusion. Source : synthèse de l'auteur.

Niveau	Information conservée	Exigence principale	Usage privilégié
Signal	Formes d'onde, phase, temps d'arrivée	Synchronisation fine et débit élevé	Localisation, formation de voies
Descripteurs	Signatures extraites de sources hétérogènes	Fenêtres alignées et normalisation	Diagnostic et pronostic multi-capteurs
Décisions	Classe ou alarme par module	Calibration des confiances	Systèmes modulaires et robustes
Scores continus	Marge et confiance	Échelle commune	Compromis recommandé

La fusion de descripteurs offre le compromis le plus utile en maintenance : elle accepte des sources hétérogènes et préserve davantage d'information que la décision binaire. Lorsque l'architecture impose des modules autonomes, la remontée de scores continus assortis d'une confiance est préférable à un simple verdict sain/dégradé.

5. Préparer les données avant de les combiner

5.1 Synchronisation et cadence

Une vibration acquise toutes les dix minutes, une température chaque minute et une analyse d'huile mensuelle ne décrivent pas exactement le même instant. L'interpolation peut inventer une dynamique absente ; l'agrégation perd de l'information mais reste prudente. La statistique d'agrégation doit correspondre au phénomène : le maximum conserve un transitoire que la moyenne efface. L'horodatage doit être celui de l'acquisition et non celui de l'insertion en base.

5.2 Normalisation par état sain

Des grandeurs exprimées en mm/s, °C et particules/mL ne peuvent être combinées sans mise à l'échelle. Une normalisation calculée sur l'ensemble des états dépend de la proportion de défaillances et introduit une fuite d'information. La référence la plus cohérente est propre à chaque actif et estimée sur une fenêtre initiale saine ; chaque variable devient alors un écart à son comportement nominal.

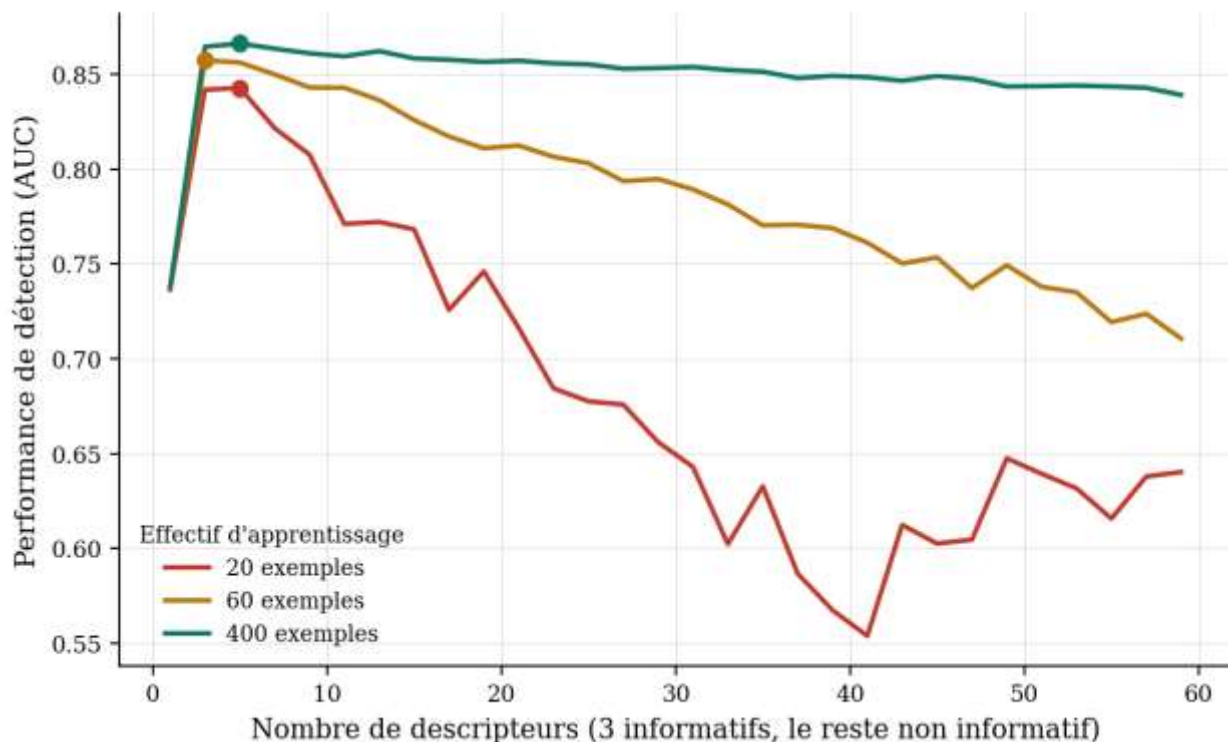
5.3 L'absence peut être une information

Une donnée manquante à cause d'une panne aléatoire n'a pas la même signification qu'une donnée absente parce qu'un capteur sature lorsque les conditions deviennent sévères. Dans le second cas, imputer la moyenne efface le signe de dégradation. Un indicateur d'absence doit être conservé comme descripteur, accompagné du mécanisme probable de disparition.

6. Dimension et sélection des descripteurs

Figure 3 Performance en fonction du nombre de descripteurs et de l'effectif d'apprentissage.

Source : simulation de l'auteur.



Lorsque trois variables seulement portent de l'information, ajouter des variables inutiles dégrade fortement la performance avec vingt exemples, tandis que quatre cents exemples rendent le modèle plus tolérant. La maintenance prédictive se situe généralement dans le premier régime : les défaillances documentées sont rares. Un petit vecteur physiquement pertinent surpasse alors une représentation riche.

Tableau 2 — Méthodes de sélection des descripteurs. Source : synthèse de l’auteur.

Famille de sélection	Principe	Atout	Limite
Filtrage	Score univarié avant le modèle	Rapide et robuste	Ignore interactions et redondance
Enveloppante	Évalue des sous-ensembles par le modèle	Capture les interactions	Coûteuse ; surapprentissage
Intégrée	Sélection pendant l’apprentissage	Cohérente avec le modèle	Dépend de l’algorithme
Stabilité	Teste charge, vitesse et environnement	Réduit les faux indicateurs	Nécessite des conditions variées

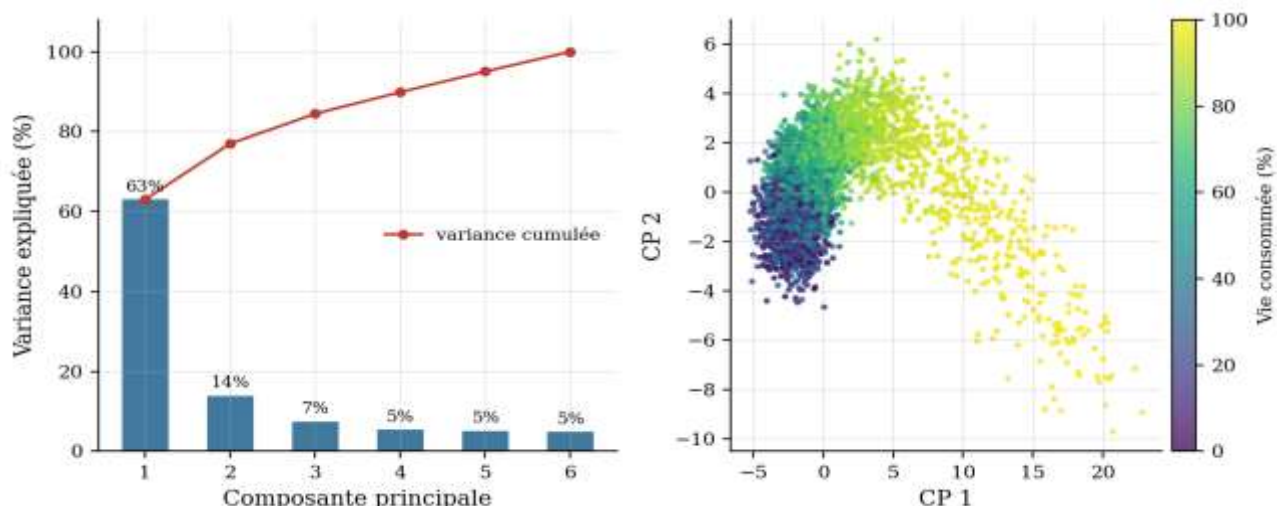
7. Méthodes de fusion et conflit

7.1 Fusion au niveau des descripteurs

L’ACP construit des directions orthogonales maximisant la variance. Elle est utile sans étiquette et pour réduire la dimension, mais la variance la plus forte n’est pas nécessairement la plus diagnostique. L’analyse discriminante de Fisher exploite des classes et maximise leur séparation ; elle peut privilégier les variables précoces, mais exige des défaillances correctement étiquetées. Les modèles non linéaires capturent des interactions complexes au prix d’une interprétabilité et d’un besoin de données plus élevés.

Figure 4 Projection ACP des six descripteurs simulés et variance expliquée.

Source : simulation de l’auteur.

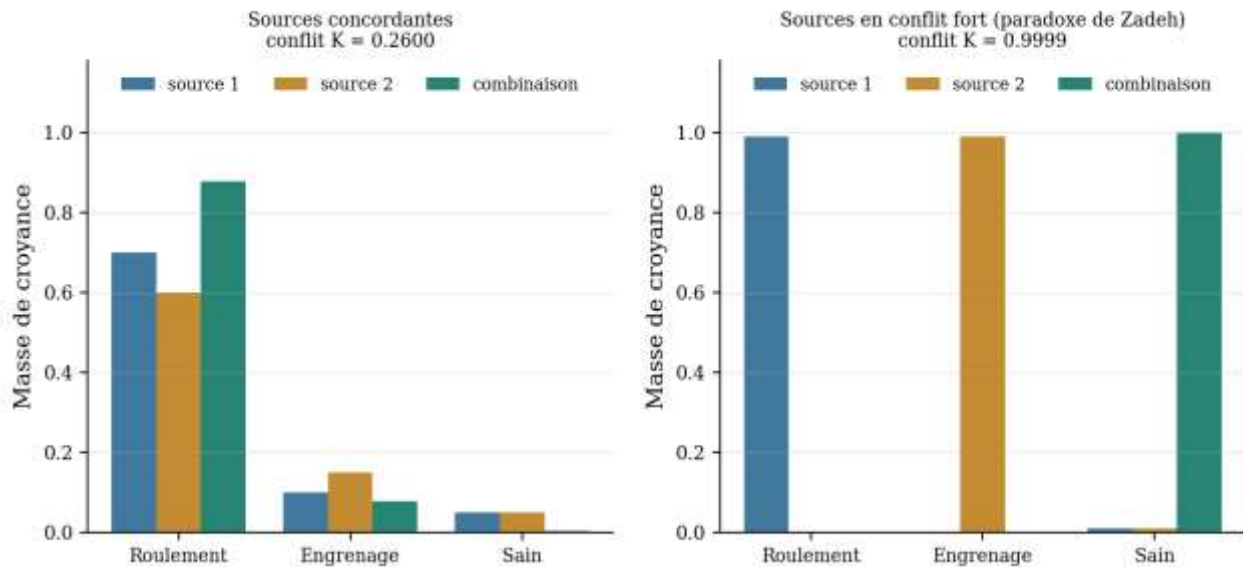


7.2 Fusion des décisions

Vote, combinaison pondérée, logique bayésienne et fonctions de croyance opèrent sur des conclusions ou des degrés de confiance. La théorie de Dempster–Shafer permet de représenter l’ignorance, mais sa règle normalisée peut produire des résultats contre-intuitifs lorsque les sources sont fortement contradictoires [2,3,9]. Dans ce cas, le conflit ne doit pas être absorbé silencieusement : il doit déclencher une vérification du capteur, du contexte ou de l’hypothèse.

Figure 5 Combinaison concordante et conflit élevé entre deux sources.

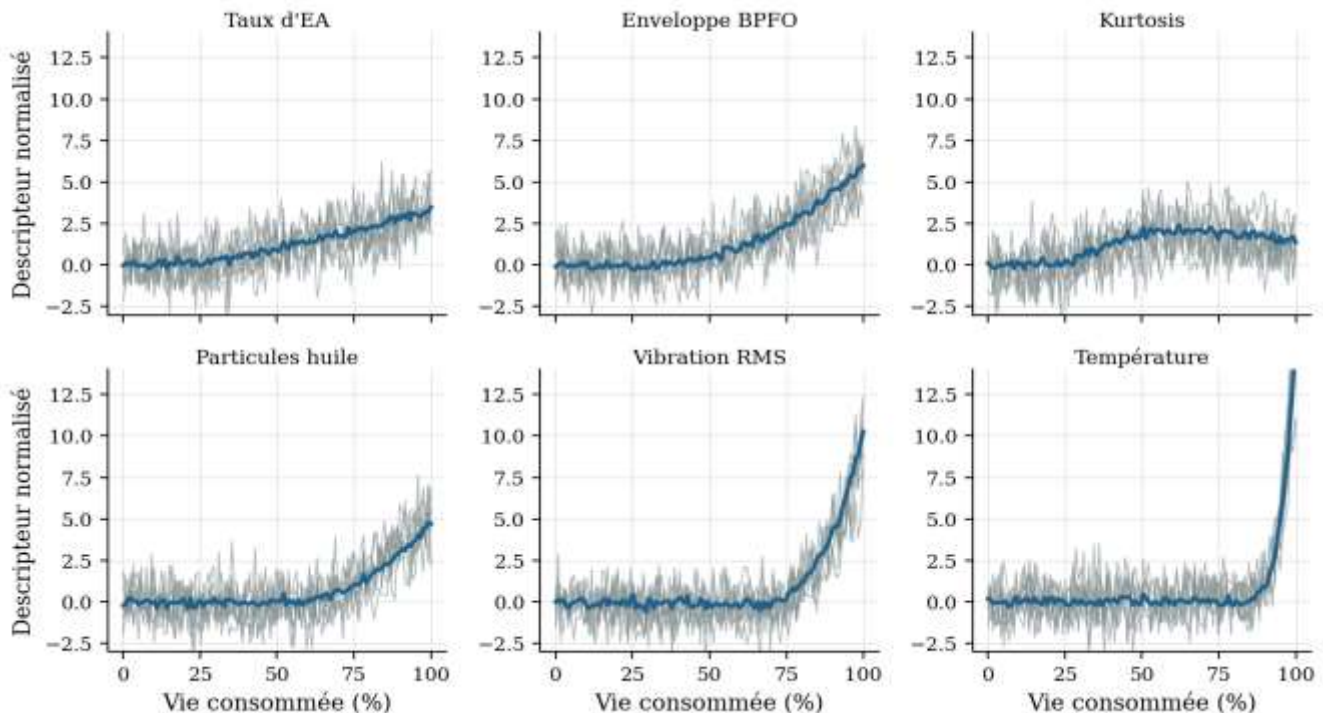
Source : calculs de l'auteur.



8. Cas d'étude : six sources sur quarante actifs

Figure 6 Trajectoires des six descripteurs sur la vie des actifs.

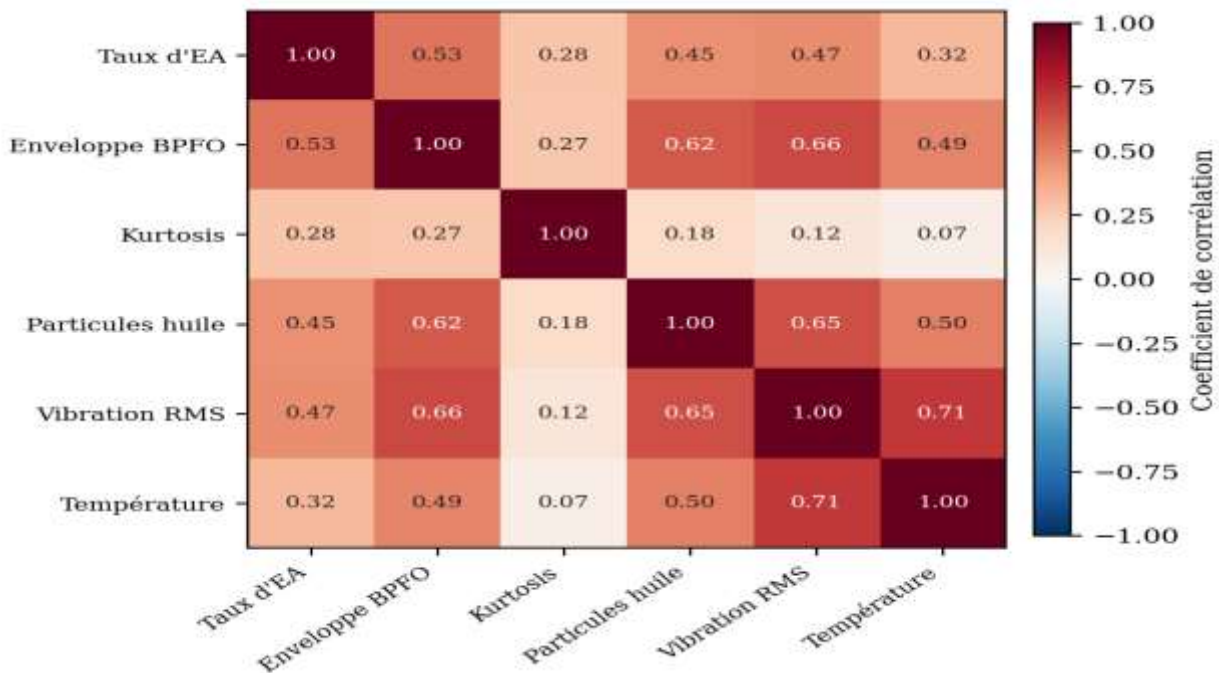
Source : simulation de l'auteur.



Aucun descripteur n'est simultanément précoce, monotone, peu bruité et reproductible. L'émission acoustique répond dès le premier quart de vie mais reste dispersée ; la température est stable mais très tardive ; le kurtosis est précoce et non monotone ; l'enveloppe offre un compromis intermédiaire. Cette incompatibilité justifie une fusion multi-objectifs.

Figure 7 Matrice de corrélation des descripteurs.

Source : simulation de l'auteur.



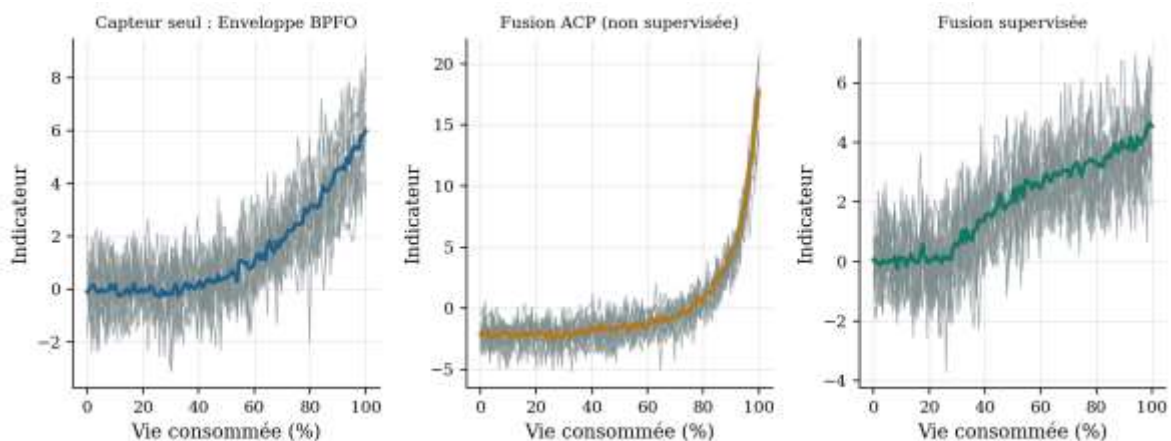
Les variables tardives sont fortement corrélées et leur combinaison apporte peu. Les variables précoces sont moins liées aux autres ; elles portent l'essentiel du gain possible. La matrice confirme que le bénéfice vient de l'information non partagée plutôt que de l'accumulation.

9. Résultats : une fusion ne gagne pas sur tous les objectifs

9.1 Trajectoires fusionnées

Figure 8 Meilleur descripteur individuel, fusion ACP et fusion de Fisher.

Source : simulation de l'auteur.

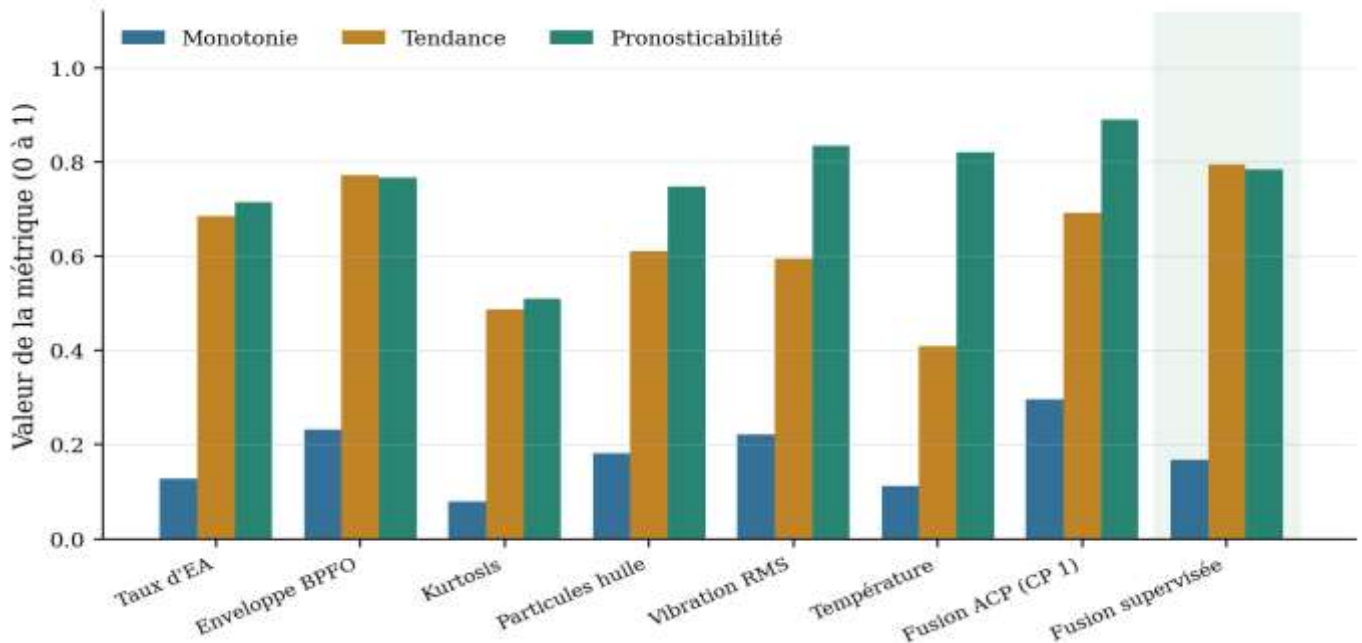


La première composante principale reste relativement plate jusqu'à environ 60 % de la vie, puis augmente fortement : la variance est dominée par les excursions de fin de vie. La direction de Fisher s'élève dès le premier tiers parce qu'elle a été optimisée pour séparer l'état sain du défaut naissant. Les deux résultats sont légitimes, mais répondent à des finalités différentes.

9.2 Monotonie, tendance et pronosticabilité

Figure 9 Métriques pronostiques comparées.

Source : simulation de l'auteur.

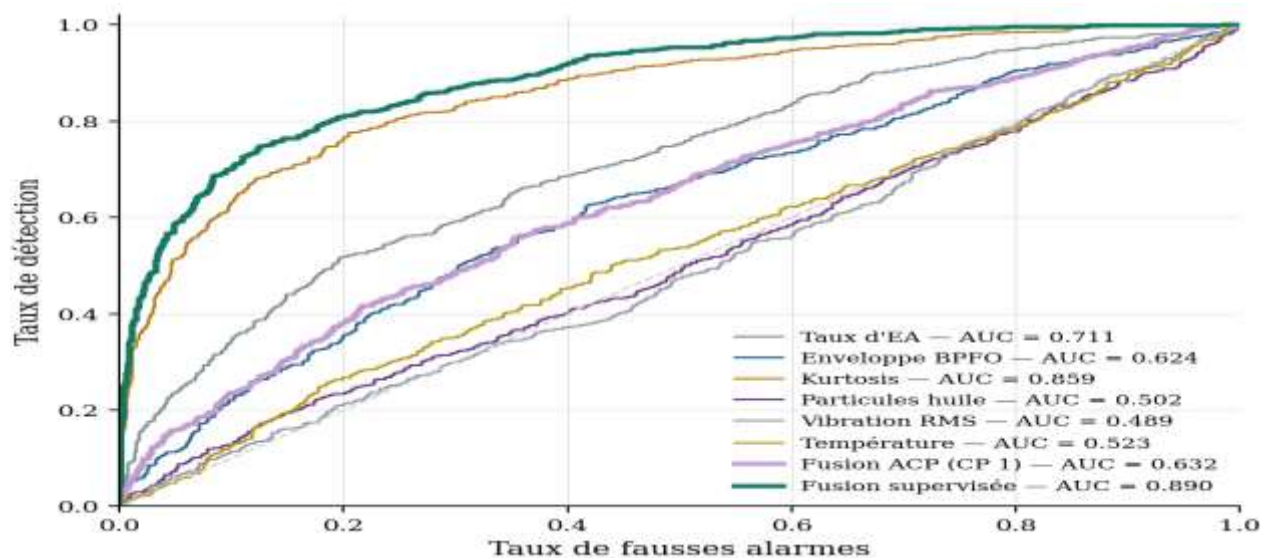


L'ACP atteint la meilleure monotonie (0,30) et la meilleure pronosticabilité (0,89), ce qui favorise l'estimation de durée de vie. Fisher obtient la meilleure tendance (0,79) mais une valeur finale plus dispersée. Aucun indicateur ne domine simultanément les trois critères ; demander lequel est « le meilleur » sans préciser l'usage est scientifiquement mal posé.

9.3 Détection précoce

Figure 10 Courbes ROC des descripteurs et des deux fusions.

Source : simulation de l'auteur.

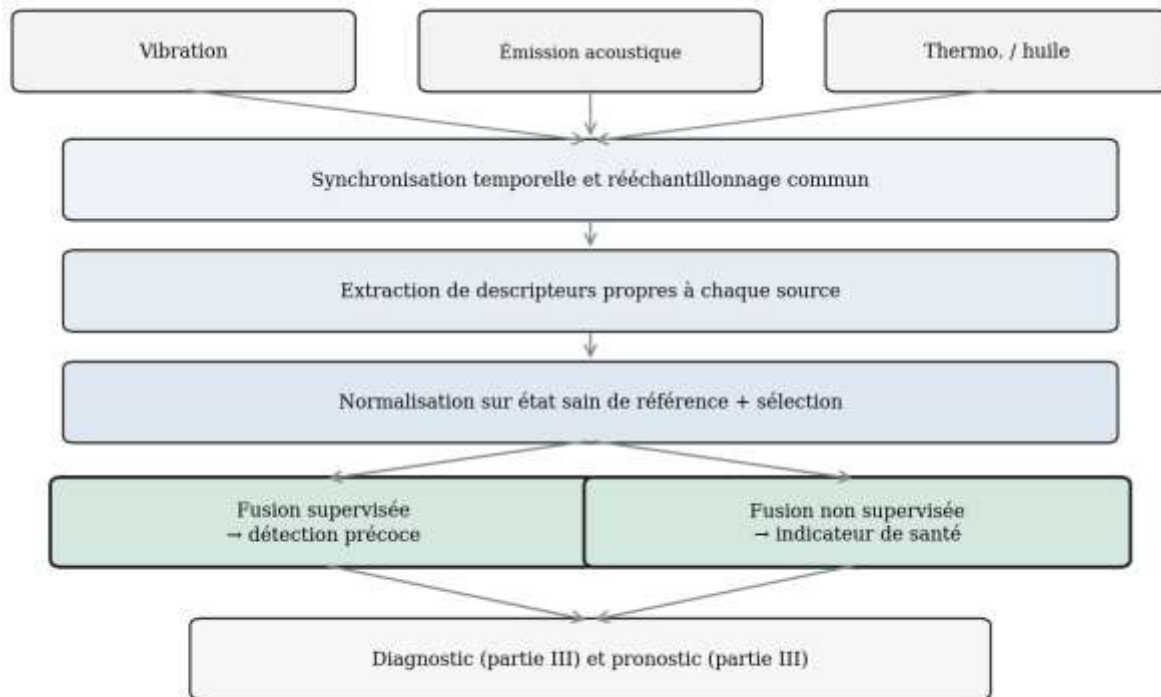


La fusion supervisée atteint AUC=0,890 contre 0,859 pour le meilleur descripteur individuel. L'ACP ne dépasse pas 0,632 et se montre moins performante que plusieurs sources seules. Les poids de Fisher sont dominés par le kurtosis (0,86), l'émission acoustique (0,44) et l'enveloppe (0,26), tandis que les variables

tardives reçoivent des poids presque nuls. La méthode apprend donc à ignorer une partie de l'instrumentation : le gain vient de la sélection et de la pondération, non de la quantité de variables.

9. Architecture recommandée

Figure 11 Architecture multi-objectifs : branches simultanées pour la détection et le pronostic.
Source : conception de l'auteur.



La synchronisation précède l'extraction ; la normalisation s'appuie sur une référence saine propre à l'actif ; la sélection précède la fusion afin de maîtriser la dimension. Deux branches terminales opèrent en parallèle : une fusion supervisée ou semi-supervisée pour la détection précoce, et une fusion non supervisée ou orientée trajectoire pour le pronostic. Les descripteurs individuels sont conservés afin d'expliquer l'alerte et de permettre une reconstruction future.

11. Discussion et apport scientifique de l'auteur

11.1 Cadre DOPI

Contribution originale cadre DOPI Diversité informationnelle : rechercher l'information non partagée. Objectif explicite : optimiser séparément détection, diagnostic et pronostic. Préparation cohérente : aligner, normaliser et représenter l'absence. Interprétabilité : conserver la contribution des sources et la possibilité de vérification.

Le cadre DOPI corrige quatre dérives fréquentes. Il remplace la redondance coûteuse par la diversité utile ; il interdit un indicateur universel sans fonction définie ; il traite la préparation comme une condition de validité plutôt qu'un détail informatique ; enfin, il organise l'explication en trois niveaux : l'indicateur fusionné déclenche, les descripteurs expliquent, les signaux ou examens spécialisés vérifient.

L'apport est également organisationnel. La fusion supervisée exige des historiques de défaillance étiquetés, ressource rare. Une stratégie réaliste déploie d'abord des indicateurs non supervisés et collecte systématiquement les événements, puis introduit progressivement la supervision. L'architecture doit être conçue dès l'origine pour conserver les données, les réglages et le contexte nécessaires à ce basculement.

11.2 Portée, limites et perspectives

Le cas simulé isole les mécanismes mais ne reproduit pas toute la diversité industrielle. Les corrélations peuvent varier avec la charge, la vitesse et la saison ; les étiquettes de défaut sont parfois incertaines ; la valeur d'une technique dépend du mode de défaillance étudié. Les travaux futurs devront valider DOPI sur plusieurs parcs, intégrer l'incertitude des capteurs, comparer des modèles semi-supervisés et évaluer l'acceptation des alertes par les équipes de maintenance.

Conclusion

Fusionner n'est pas additionner. La performance n'augmente que si les sources portent une information partiellement indépendante, si les erreurs ne sont pas trop corrélées, si les données sont comparables et si la règle répond à une finalité explicite. La diversité des principes physiques, la sélection des descripteurs et la qualité des références saines sont donc plus déterminantes que le nombre de capteurs.

L'étude montre qu'une fusion non supervisée peut être le meilleur indicateur de pronostic tout en échouant à détecter tôt, tandis qu'une fusion supervisée améliore la détection sans dominer toutes les métriques de trajectoire. Le cadre DOPI proposé transforme cette tension en architecture : plusieurs indicateurs spécialisés, des données préparées avec rigueur et des sources individuelles conservées pour l'explication. La fusion devient alors non une boîte noire de plus, mais une stratégie de décision vérifiable.

Bibliographie

1. Hall, D. L., & Llinas, J. (1997). An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1), 6–23. <https://doi.org/10.1109/5.554205>
2. Dempster, A. P. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The Annals of Mathematical Statistics*, 38(2), 325–339. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177698950>
3. Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press.
4. Kuncheva, L. I. (2014). *Combining pattern classifiers: Methods and algorithms* (2nd ed.). Wiley.
5. Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1157–1182.
6. Coble, J., & Hines, J. W. (2009). Identifying optimal prognostic parameters from data: A genetic algorithms approach. *Annual Conference of the PHM Society*, 1(1).
7. Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 374, 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
8. Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179–188. <https://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
9. Zadeh, L. A. (1986). A simple view of the Dempster–Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination. *AI Magazine*, 7(2), 85–90.
10. ISO. (2007). *ISO 13374-2:2007 Condition monitoring and diagnostics of machines: Data processing, communication and presentation, Part 2: Data processing*. International Organization for Standardization.

11. ISO. (2018). ISO 17359:2018 Condition monitoring and diagnostics of machines: General guidelines. International Organization for Standardization.
12. Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483–1510. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012>
13. Lei, Y., Li, N., Guo, L., Li, N., Yan, T., & Lin, J. (2018). Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 104, 799–834. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.11.016>
14. Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
15. Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (2019). *Statistical analysis with missing data* (3rd ed.). Wiley.