

Séminaire IA

19 septembre 2024

Deep Learning appliqué à la surveillance structurale des ouvrages d'art

Présenté par Fidma Mohamed Abdelillah

Encadrants :

Franziska Schmidt

Jean François Bercher

Table des matières

- Contexte Général
- Aperçu de la Surveillance Structurale (SHM)
- IA appliquée aux méthodes de SHM
- Présentation d'un Cas d'Étude
- Références

- **Les infrastructures vieillissantes** :détérioration progressive due aux facteurs environnementaux et à l'utilisation continue.
- **La Surveillance Structurale (SHM)** :solution pour maintenir l'intégrité de ces infrastructures en détectant les dommages de manière précoce.
- La disponibilité croissante des données nécessite l'utilisation d'outils de traitement avancés. **L'Intelligence Artificielle (IA)**, et plus particulièrement le **Deep Learning (DL)**, avec sa capacité remarquable à modéliser des schémas complexes, s'imposée comme une solution prometteuse

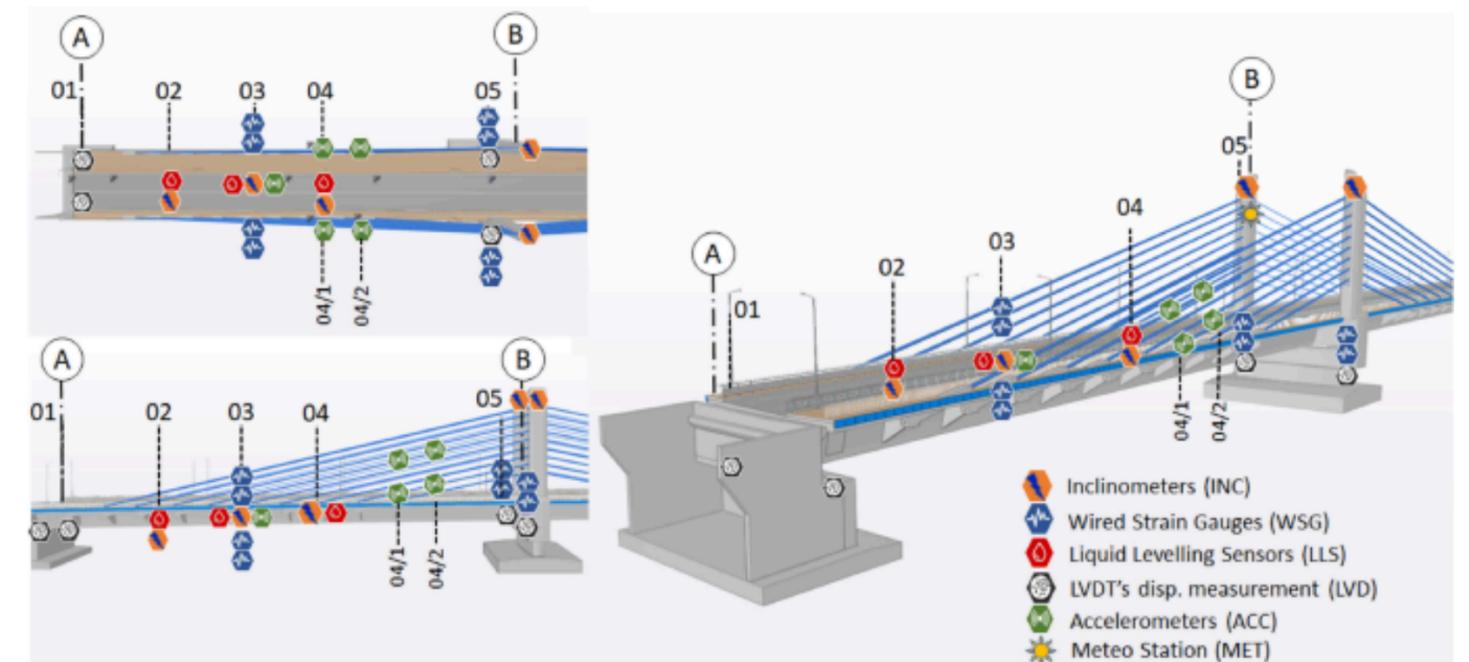
- Comment utiliser efficacement les données massives des capteurs pour détecter les dommages dans les infrastructures ?
- Quels types de pathologies peuvent être détectés ?
- Quel est le rôle du Deep Learning ?
- Comment intégrer les modèles de Deep Learning dans les systèmes SHM existants ?

C'est quoi un système SHM ?

Un système de Structural Health Monitoring (SHM) : ensemble de technologies et de processus destinés à surveiller et évaluer l'état d'une structure .

Quelques Considérations de Conception :

- Architecture Hybride
- Fiabilité et Robustesse
- Scalabilité
- Consommation d'Énergie
- Sécurité des Données

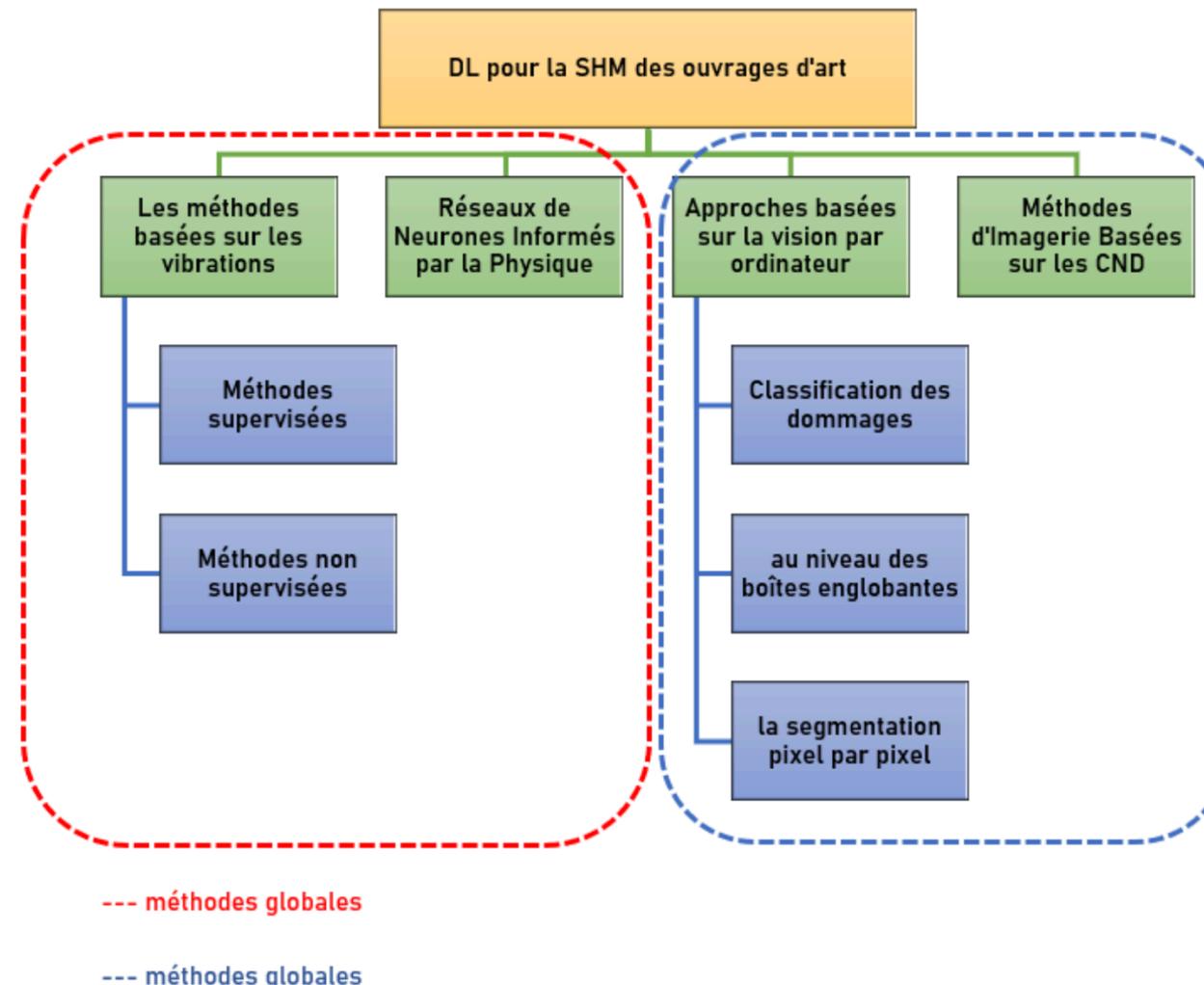


system de surveillance de la santé structurelle (SHM) d'un pont

- Capacité à traiter des volumes massifs de données .
- Extraction automatique des caractéristiques complexes (patterns cachés, relations non-linéaires).
- Capacité d'adaptation en temps réel aux nouvelles données.
- Réduction des biais humains dans le traitement des données.

Deep learning appliqué au SHM

Les méthodes de Surveillance Structurale (SHM) basées sur le Deep Learning peuvent être classifiées en globale ou locale en fonction de la manière dont elles abordent la détection et l'analyse des dommages.

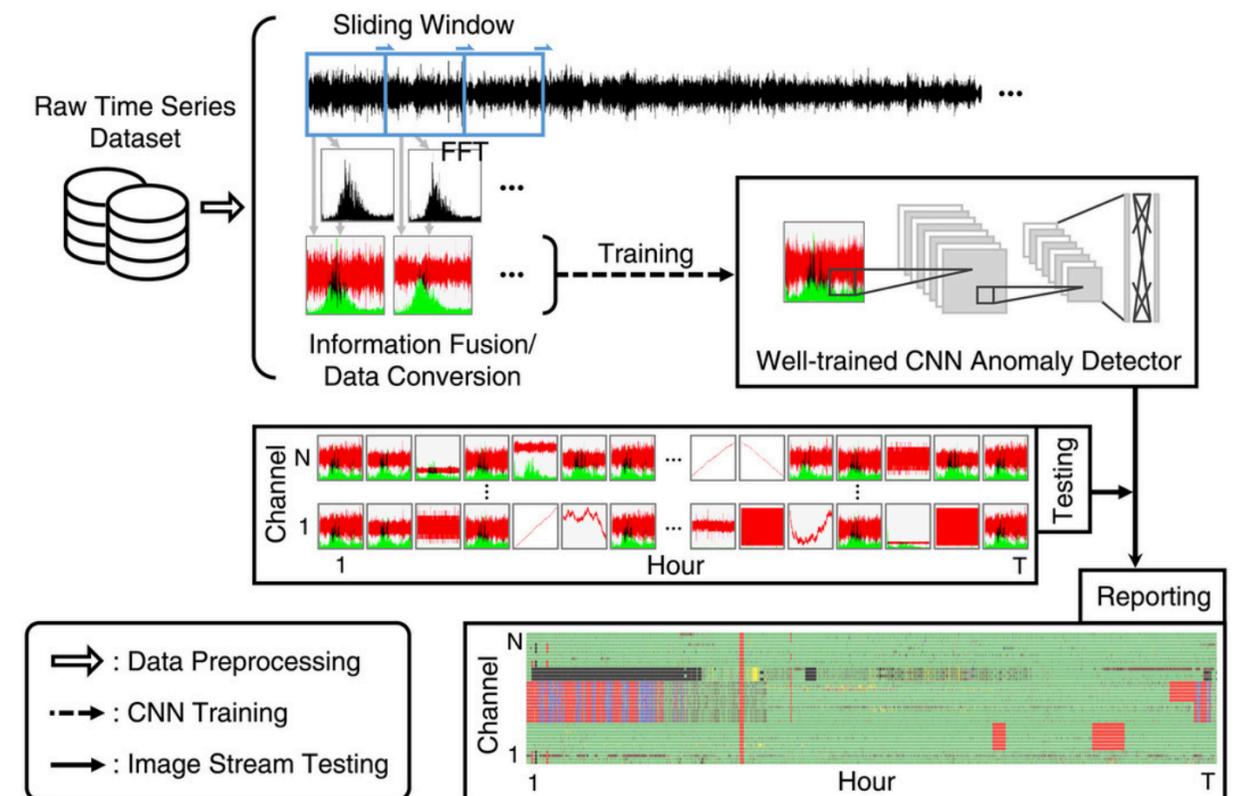


i. Méthodes Basées sur les Vibrations

Les méthodes basées sur les vibrations ont été profondément transformées par l'apport de DL, ouvrant de nouvelles perspectives pour la gestion de la santé des structures axée sur les données.

Deux approches principales sont employées :

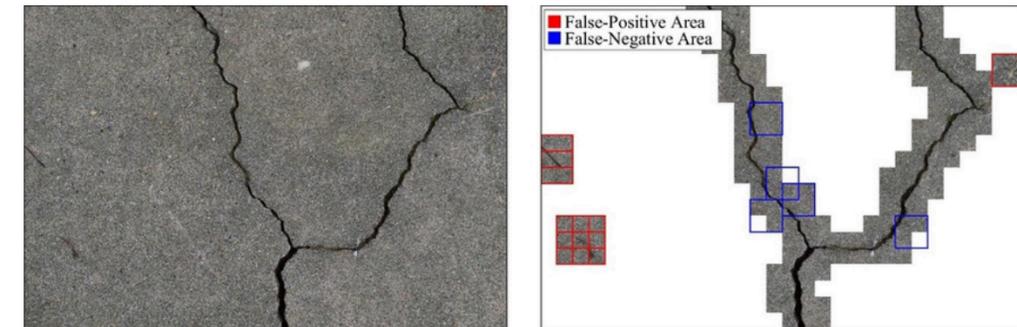
1. Prétraitement des Données
2. Analyse Directe



Méthode Basées sur les Vibrations [2]

ii. Méthodes Basées sur la Vision par Ordinateur

1. Classification des dommages



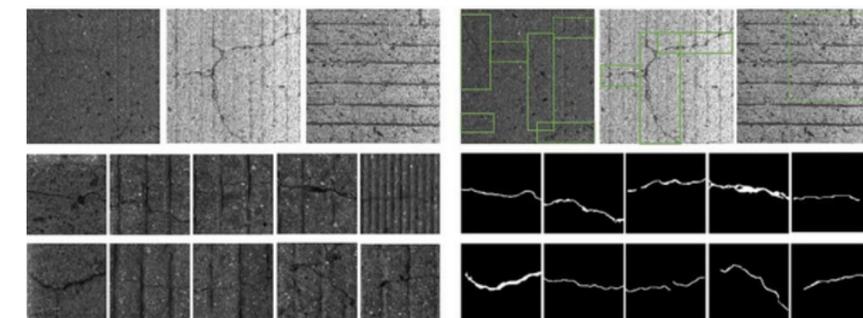
Classification des dommages [3].

2. la détection des éprouves des dommages au niveau des boîtes englobantes



Résultats de détection des boulons en acier avec YOLOv3-tiny [4]

3. la segmentation pixel par pixel



Échantillons de données de segmentation des fissures[5].

iii. Réseaux de neurones informés par la physique

En intégrant des connaissances préalables dans le processus d'apprentissage, les modèles hybrides peuvent améliorer la capacité prédictive dans un contexte de surveillance de l'intégrité structurelle [6].

iiii. Méthodes d'Imagerie Basées sur les CND

L'interprétation des résultats de la thermographie, de la radiographie, des courants de Foucault, du GPR et des ultrasons, combinée au deep learning, permet la détection automatique des défauts internes (fissures, corrosion) dans les structures, améliorant ainsi l'analyse des signaux et la localisation des dommages.[7][8][9]

i. Limites:

- Qualité et quantité des données
- Complexité des modèles
- Interprétabilité des modèles

ii. Perspectives d'Avenir:

- Développement de modèles de DL spécifiques aux objectifs du SHM
- Amélioration des techniques d'explicabilité
- Évaluation des performances et amélioration des métriques

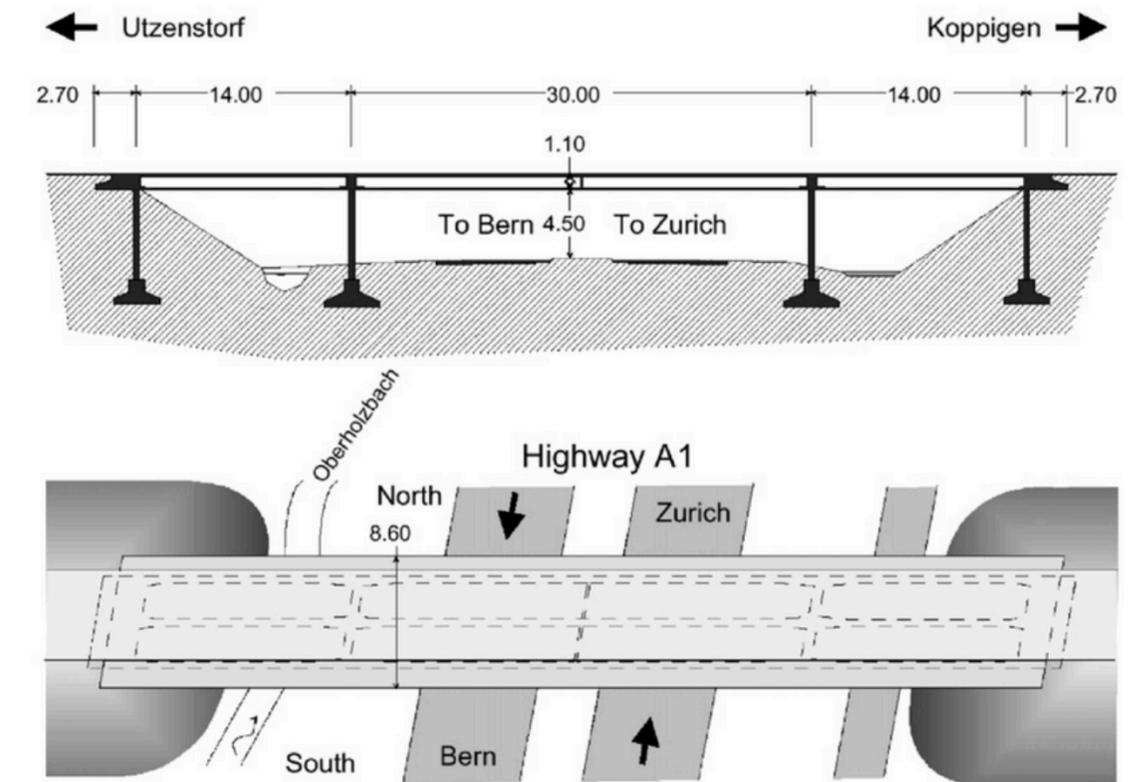
Présentation d'une Étude Comparative

Méthodologie : Basées sur les vibrations

Jeu de données de référence : Benchmark Z24

Problème : Détection et classification multiclasse des dommages structurels

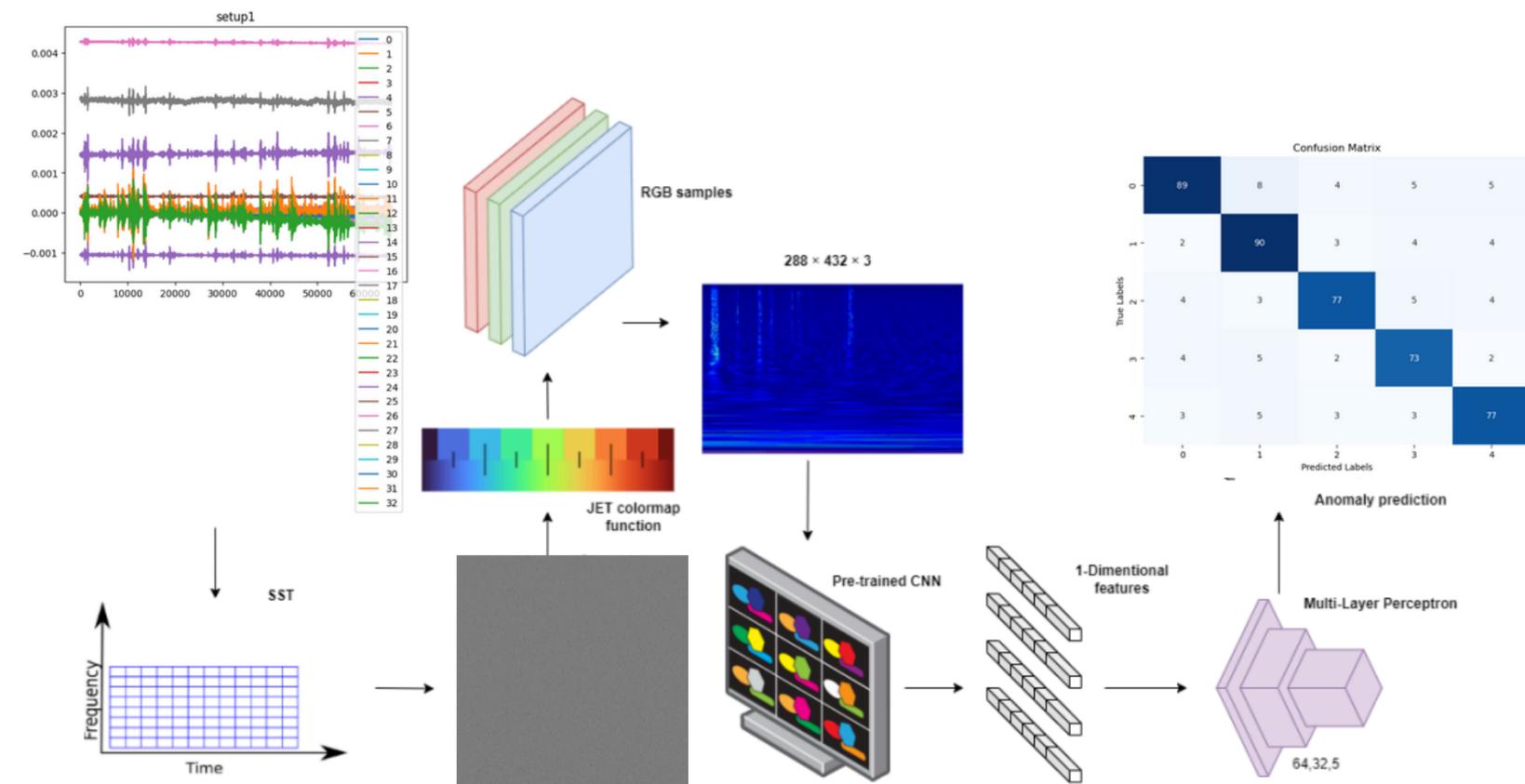
Cette étude comparative repose sur des **critères clés pertinents pour la conception des systèmes de SHM** : performance des modèles, robustesse au bruit, temps de prédiction, utilisation des ressources, et complexité des modèles.



Vue de face (en haut) et vue de dessus (en bas) du pont Z24.

1. Imagerie des séries temporelles

- **Transformation des données vibratoires :** Conversion en images 2D, puis volumes RGB via Scalogrammes
- **Utilisation comme entrées pour les modèles de deep learning .**



2. Analyse directe des séries temporelles d'accélération

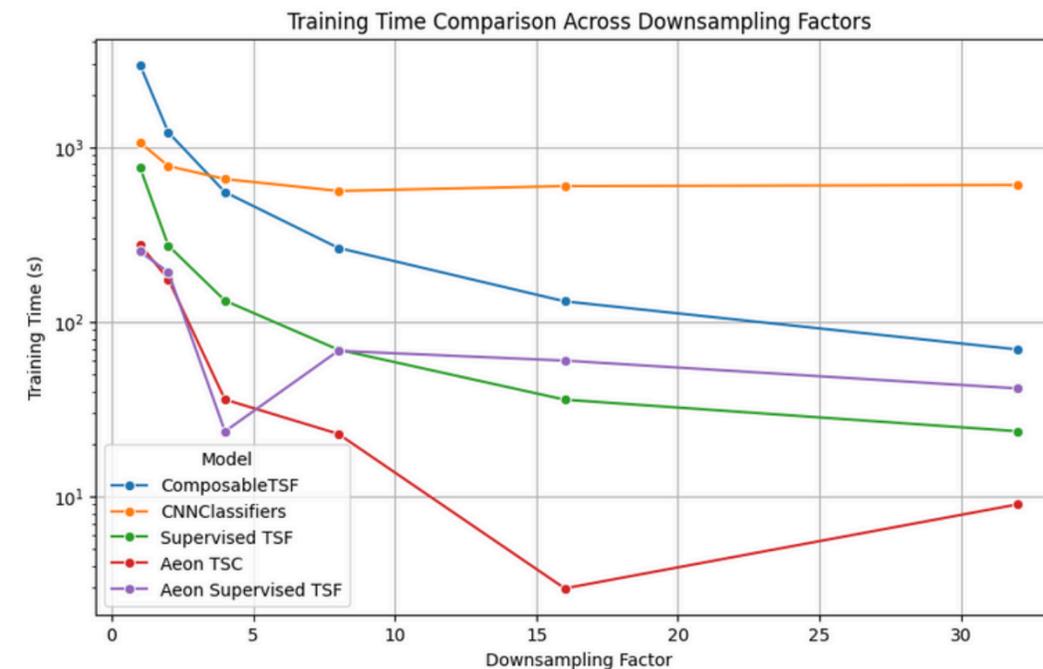
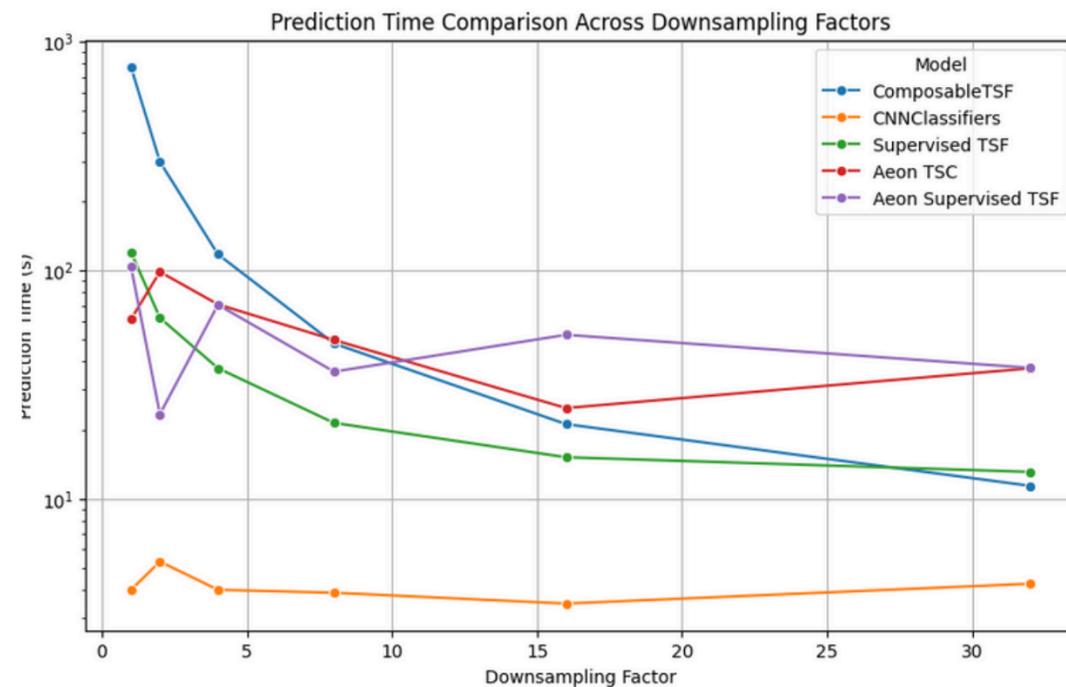
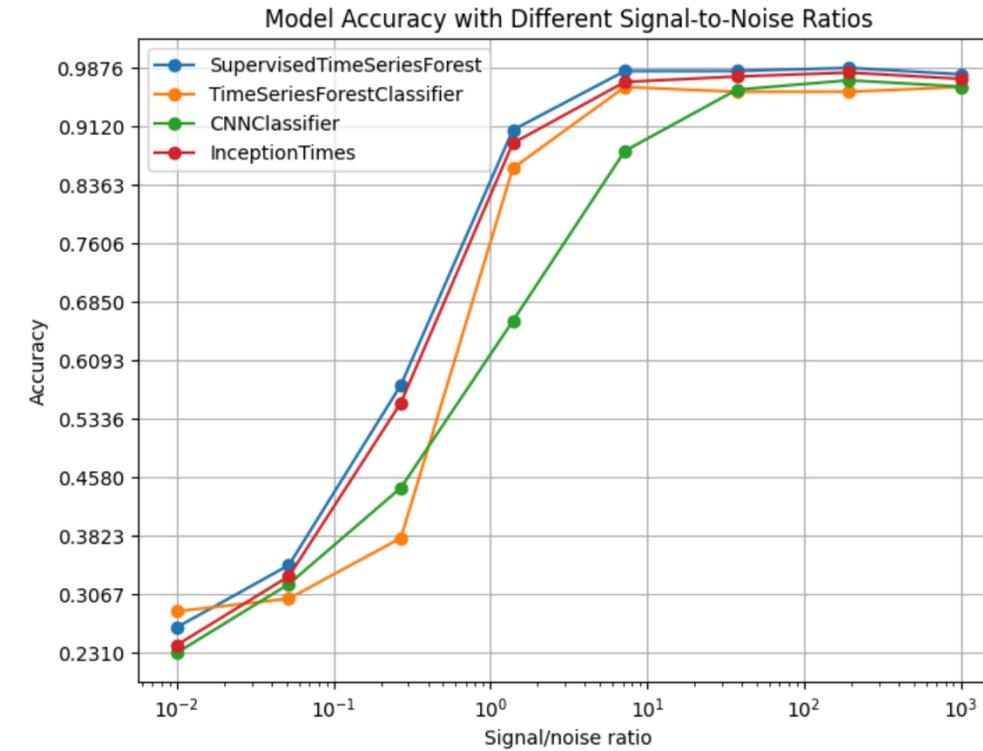
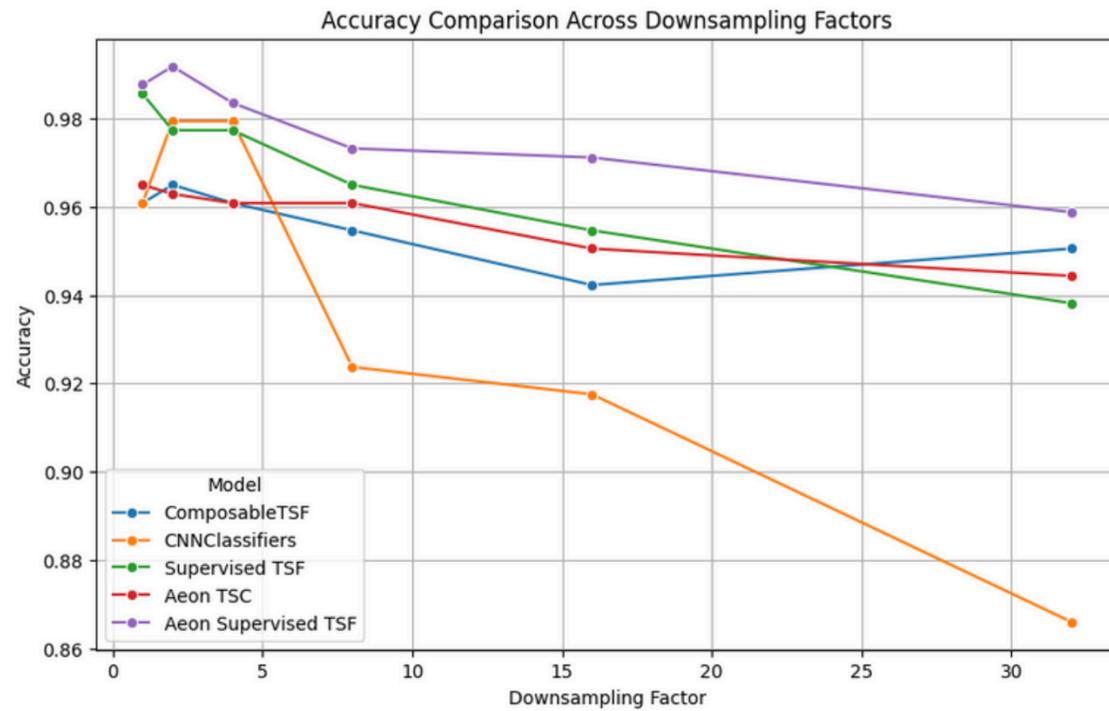
Méthodes d'ensemble (implémentations sktime, Aeon, Pyts) :

- SupervisedTimeSeriesForest, ComposableTimeSeriesForestClassifier
- XGBoost
- gradient boosting classifiers

Approches deep learning :

- InceptionTime
- TimesNet
- CNNclassifier, ResNetclassifier
- LSTM-CNN (Long Short-Term Memory + CNN)
- TCN (Réseaux de neurones convolutifs temporels)

Des Travaux Réalisés



Résultats obtenus

Les modèles d'apprentissage automatique traditionnels, tels que **SupervisedTimeSeriesForest**, lorsqu'ils sont **correctement paramétrés et combinés avec des techniques de sous-échantillonnage des données**, peuvent offrir des **performances comparables, voire supérieures** dans certains scénarios spécifiques.

Nos observations initiales suggèrent que le sous-échantillonnage améliore l'efficacité en **termes de ressources** sans compromettre **la précision**.

- [1]** Samir Mustapha, Ye Lu, Ching-Tai Ng, and Pawel Malinowski. Sensor net works for structures health monitoring : Placement, implementations, and challenges—a review. *Vibration*, 4(3) :551–585, 2021
- [2]** Zhiyi Tang, Zhicheng Chen, Yuequan Bao, and Hui Li. Convolutional neural network-based data anomaly detection method using multiple information for structural health monitoring. *Structural Control and Health Monitoring*, 26(1) :e2296, 2019
- [3]** Lingkun Chen, Wenxin Chen, Lu Wang, Chencheng Zhai, Xiaolun Hu, Linlin Sun, Yuan Tian, Xiaoming Huang, and Lizhong Jiang. Convolutional neural networks (cnns)-based multi-category damage detection and recognition of highspeed rail (hsr) reinforced concrete (rc) bridges using test images. *Engineering Structures*, 276 :115306, 2023.
- [4]** Thai Son Tran, Son Dong Nguyen, Hyun Jong Lee, and Van Phuc Tran. Advanced crack detection and segmentation on bridge decks using deep learning. *Construction and Building Materials*, 400 :132839, 2023.
- [6]** Elizabeth J Cross, Samuel J Gibson, Matthew R Jones, Daniel J Pitchforth, Sikai Zhang, and Timothy J Rogers. Physics-informed machine learning for structural health monitoring. *Structural Health Monitoring Based on Data Science Techniques*, pages 347–367, 2022
- [7]** Alessandro Niccolai, Davide Caputo, Leonardo Chieco, Francesco Grimaccia and Marco Mussetta. Machine learning-based detection technique for ndt in industrial manufacturing. *Mathematics*, 9(11) :1251, 2021
- [8]** Shifeng Guo, Hao Ding, Yehai Li, Haowen Feng, Xinhong Xiong, Zhongqing Su and Wei Feng. A hierarchical deep convolutional regression framework with sensor network fail-safe adaptation for acoustic-emission-based structural health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 181 :109508, 2022.

Questions !

Merci de votre attention !