





# Dedicace



## **À MES TRÈS CHERS PARENTS,**

VOTRE AMOUR INCONDITIONNEL A TOUJOURS ÉTÉ MA PREMIÈRE SOURCE D'ÉNERGIE. AFFECTION, AMOUR ET TENDRESSE SONT LES MOINDRES SENTIMENTS QUE JE PUISSE VOUS TÉMOIGNER. JE NE VOUS REMERCIERAI JAMAIS ASSEZ POUR VOS SACRIFICES ET POUR TOUT CE QUE VOUS FAITES POUR MOI.

QUE DIEU VOUS GARDE.

## **À MA GRANDE FAMILLE,**

VOUS AVEZ TOUJOURS CRU EN MOI ET M'AVEZ FAIT VIVRE DANS UNE CHALEUR FAMILIALE SANS PAREIL.

VOTRE SOUTIEN INDÉNIABLE M'A TOUJOURS AIDÉ À ACCOMPLIR MES OBJECTIFS.

QUE DIEU VOUS GARDE.

## **À MES ENSEIGNANTS, PROFESSEURS ET ENCADRANTS**

VOTRE SOUTIEN, ENCADREMENT ET DIRECTIVES CONSTRUCTIVES M'ONT TOUJOURS SERVI DE REPÈRES LORS DU CHOIX DE MES ORIENTATIONS.

JE VOUS EN REMERCIE !

## **À MES TRÈS CHERS AMIS,**

VOUS AVIEZ TOUJOURS ÉTÉ PRÉSENTS À MES CÔTÉS, ET JE VOUS REMERCIE POUR TOUS LES MOMENTS PASSÉS ENSEMBLE. VOUS ÊTES DÉSORMAIS MA DEUXIÈME FAMILLE.

JE VOUS AIME TRÈS FORT.

# Remerciements



**AU NOM D'ALLAH LE MISÉRICORDIEUX,**

AVANT D'ENTAMER CE RAPPORT, JE TIENS À TÉMOIGNER MA PROFONDE GRATITUDE À TOUTE PERSONNE AYANT CONTRIBUÉE, DE LOIN OU DE PRÈS, À LA RÉALISATION DE MON PROJET DE FIN D'ÉTUDES. MES SINCÈRES REMERCIEMENTS S'ADRESSENT À **MONSIEUR SAIFEDDINE SIBOUIH**, ENCADRANT DE LA SOCIÉTÉ SUMMIT EVENTS, POUR SA CONFIANCE, SON PARTAGE D'EXPÉRIENCE, ET SON ESPRIT D'ÉQUIPE QUI ONT FAIT DE MON ENVIRONNEMENT DE TRAVAIL UN LIEU PROPICE À L'APPRENTISSAGE.

PAR LA MÊME OCCASION, J'ADRESSE MES SINCÈRES REMERCIEMENTS À MON ENCADRANTE PÉDAGOGIQUE, **MONSIEUR TARIK BOUJIHA**, POUR SES DIRECTIVES ET REMARQUES CONSTRUCTIVES DANS LE CADRE DE MON PROJET. C'ÉTAIT UN GRAND PLAISIR DE TRAVAILLER ET COLLABORER AVEC UN PROFESSEUR AUSSI ENGAGÉ ET DÉTERMINÉ QUE VOUS L'ÊTES.

JE PROFITE DE L'OCCASION POUR REMERCIER LES MEMBRES DE L'ÉQUIPE DE PROJET DANS LAQUELLE J'AI TRAVAILLÉ. MERCI POUR CETTE AMBIANCE HORS PAIR ET CET ESPRIT D'ÉQUIPE QUE NOUS AVIONS PARTAGÉ DURANT TOUTE CETTE PÉRIODE.

JE REMERCIE AINSI LES MEMBRES DU JURY D'AVOIR ACCEPTÉ DE JUGER MON TRAVAIL. JE REMERCIE PAR LA MÊME OCCASION LE CORPS PROFESSORAL PÉDAGOGIQUE DU **MASTER INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET RÉALITÉ VIRTUELLE (IA-RV) À UNIVERSITÉ IBN TOFAIL-KENITRA-**, POUR LA QUALITÉ DE L'ENSEIGNEMENT. FINALEMENT, JE REMERCIE TOUTE PERSONNE QUI M'A SOUTENUE TOUT AU LONG DE CES CINQ ANNÉES DE FORMATION, ET QUI A CONTRIBUÉ DE PRÈS OU DE LOIN À LA RÉUSSITE DE CE PROJET.

MERCI !

# Résumé

Le travail que nous présentons dans cet article vise à démontrer les avantages de la mise en place d'une maintenance prédictive pour les systèmes domotiques dans les maisons intelligentes. À l'ère de l'Internet des Objets (IoT), les maisons intelligentes deviennent de plus en plus courantes, intégrant divers appareils connectés pour améliorer le confort, la sécurité et l'efficacité énergétique. Cependant, la gestion et la maintenance de ces appareils restent un défi majeur. Notre projet se concentre sur l'utilisation de capteurs de température, courant, vibration et tension, intégrés à une plateforme Raspberry Pi 5, pour surveiller et prédire les défaillances potentielles des appareils électroménagers tels que les thermostats intelligents, les systèmes HVAC, les systèmes de sécurité domestique, les chauffe-eaux et les réfrigérateurs.

Nous avons développé une méthode de détection des anomalies basée sur des modèles d'intelligence artificielle, en particulier Isolation Forest, Random Forest, LSTM et régression linéaire. Ces algorithmes permettent d'analyser les données collectées en temps réel, détectant des écarts par rapport au comportement normal des appareils. En l'absence de défaillance, les données mesurées restent cohérentes avec les prédictions du modèle, tandis que la présence d'une anomalie se traduit par une divergence, appelée résidu. Cette approche permet de signaler des défaillances imminentes avant qu'elles ne se produisent, permettant ainsi une intervention proactive.

La collecte et le traitement des données constituent une partie essentielle de notre système. Les capteurs installés sur les différents appareils domestiques transmettent des données en temps réel à la Raspberry Pi, qui les traite et les analyse à l'aide des modèles d'IA. Le traitement des données inclut le filtrage pour éliminer le bruit, la comparaison des données des capteurs avec des valeurs étalon pour améliorer la précision des prédictions, et l'adaptation des flux de données pour éviter la surcharge.

En plus de la détection des anomalies, nous proposons une maintenance proactive pour prévenir l'usure normale des appareils. Les résultats des modèles prédictifs sont utilisés pour planifier des interventions ciblées, réduisant ainsi les coûts de maintenance et prolongeant la durée de vie des appareils. Par exemple, en surveillant les tendances de la consommation énergétique et les vibrations des appareils, il est possible de détecter des signes précurseurs d'usure et d'agir avant qu'une panne ne survienne.

Notre projet utilise également des plateformes logicielles comme InfluxDB pour la gestion des bases de données de séries temporelles et Grafana pour la visualisation des données. Ces outils permettent de suivre l'état des appareils en temps réel, d'afficher des alertes et des notifications en cas d'anomalies, et de fournir des rapports détaillés sur la performance et la santé des appareils.

Les résultats obtenus montrent que notre approche de maintenance prédictive peut effectivement réduire les coûts de maintenance, améliorer la durée de vie des appareils et augmenter l'efficacité énergétique globale des maisons intelligentes. Cependant, des défis subsistent, notamment en termes d'optimisation des modèles pour réduire les faux positifs et les faux négatifs, et en assurant l'intégration harmonieuse de divers appareils et protocoles de communication.

**Mots clés :**

Maintenance prédictive | Maison intelligente | Domotique | Internet des Objets (IoT) | Capteurs | Intelligence Artificielle | Raspberry Pi | Systèmes HVAC | Isolation Forest | Random Forest | LSTM | Régression linéaire | Détection des anomalies | Efficacité énergétique | Coûts de maintenance | Durée de vie des appareils | Surveillance en temps réel | Algorithmes prédictifs | Filtrage des données | Étude de cas Modèles prédictifs | Intervention proactive

# Abstract

In the era of the Internet of Things (IoT), smart homes are becoming increasingly common, integrating various connected devices to enhance comfort, security, and energy efficiency. However, the management and maintenance of these devices remain significant challenges. This project focuses on using temperature, current, vibration, and voltage sensors integrated with a Raspberry Pi 5 platform to monitor and predict potential failures of household appliances such as smart thermostats, HVAC systems, home security systems, water heaters, and refrigerators.

We have developed an anomaly detection method based on artificial intelligence models, specifically Isolation Forest, Random Forest, LSTM, and linear regression. These algorithms analyze real-time data, detecting deviations from normal appliance behavior. In the absence of failures, the measured data aligns with model predictions, while the presence of an anomaly results in a divergence, known as a residual. This approach allows for the signaling of imminent failures before they occur, enabling proactive intervention.

Data collection and processing are crucial components of our system. Sensors installed on various household appliances transmit real-time data to the Raspberry Pi, which processes and analyzes it using AI models. Data processing includes noise filtering, comparing sensor data with benchmark values to improve prediction accuracy, and adapting data flows to avoid overload.

In addition to anomaly detection, we propose proactive maintenance to prevent normal wear and tear on appliances. Predictive model results are used to plan targeted interventions, reducing maintenance costs and extending the lifespan of appliances. For example, by monitoring energy consumption trends and appliance vibrations, it is possible to detect early signs of wear and take action before a breakdown occurs.

Our project also utilizes software platforms such as InfluxDB for time-series database management and Grafana for data visualization. These tools enable real-time tracking of appliance status, display alerts and notifications in case of anomalies, and provide detailed reports on appliance performance and health.

The results show that our predictive maintenance approach can effectively reduce maintenance costs, improve appliance lifespan, and increase the overall energy efficiency of smart homes. However, challenges remain, particularly in optimizing models to reduce false positives and negatives and ensuring seamless integration of various devices and communication protocols.

**Keywords:**

Predictive Maintenance | Smart Home | Home Automation | Internet of Things (IoT) | Sensors | Artificial Intelligence | Raspberry Pi | HVAC Systems | Isolation Forest | Random Forest | LSTM | Linear Regression | Anomaly Detection | Energy Efficiency | Maintenance Costs | Appliance Lifespan | Real-time Monitoring | Predictive Algorithms | Data Filtering | Proactive Intervention

# Sommaire

---

Chapitre 1 : Contexte général .....	4
1.1 Présentation de l'entreprise d'accueil .....	5
1.2 Présentation de la Maison Intelligente.....	5
1.2.1 Généralité sur une maison intelligente. ....	5
1.2.2 Technologies couramment utilisées. ....	6
1.2.2.1 Réseaux de Communication sans Fil :.....	6
1.2.2.2 Interfaces Utilisateurs et Contrôle :.....	7
1.2.2.3 Intelligence Artificielle et Automatisation.....	7
1.3 Objectif du Projet .....	7
1.3.1 Contexte et Détails .....	7
1.3.2 Objectifs Spécifiques .....	8
1.3.2.1 Réduction des Coûts de Maintenance.....	8
1.3.2.2 Amélioration de la Durée de Vie des Appareils.....	8
1.3.2.3 Augmentation de l'Efficacité Énergétique .....	8
1.3.3 Méthodologie .....	9
1.3.3.1 Collecte de Données.....	9
1.3.3.2 Modélisation Prédictive.....	9
1.3.3.3 Visualisation et Reporting.....	10
1.3.3.4 Déploiement et Optimisation.....	10
1.4 Problématiques Actuelles et Limitations des Systèmes de Maintenance Réactive.....	10
1.4.1 Limitations des Systèmes de Maintenance Réactive.....	11
1.4.1.1 Réactivité Tardive.....	11
1.4.1.2 Complexité de l'Intégration des Divers Appareils Intelligents.....	12
1.4.2 Avantages Attendus .....	13
1.4.2.1 Surveillance Proactive et Réparation Anticipée .....	13
1.4.3 Amélioration de la Satisfaction des Utilisateurs.....	14
1.5 Conclusion .....	15
2 Chapitre 2 : Cadre Théorique .....	17
2.1 Introduction à la Maintenance Prédictive .....	18
2.1.1 Historique et évolution.....	18
2.1.1.1 Origines de la Maintenance Prédictive.....	18
2.1.1.2 Adoption dans Divers Secteurs Industriels.....	18

2.1.1.3	Intégration dans les Maisons Intelligentes .....	19
2.1.2	Fonctionnalités Principales.....	20
2.1.2.1	Surveillance en Temps Réel .....	20
2.1.3	Collecte de Données.....	20
2.1.4	Transmission de Données.....	20
2.1.5	Stockage et Traitement des Données .....	20
2.2	Analyse Prédictive .....	21
2.2.1	Algorithmes Utilisés.....	21
2.2.2	Processus d'Analyse.....	21
2.2.3	Interprétation des Résultats .....	21
2.2.4	Alertes et Notifications.....	22
2.2.4.1	Types d'Alertes .....	22
2.2.4.2	Canaux de Communication.....	22
2.2.4.3	Gestion des Alertes.....	22
2.2.5	Technologies et Capteurs.....	22
2.2.5.1	Capteurs et leurs rôles.....	22
2.2.5.2	Protocoles de Communication .....	23
2.3	Algorithmes et Modèles de Prédiction.....	24
2.3.1	Algorithmes de détection d'anomalies.....	24
2.3.1.1	Forêt d'Isolément (Isolation Forest) .....	24
<b>2.3.1.1.1</b>	<b>Principe de Fonctionnement</b> .....	25
<b>2.3.1.1.2</b>	<b>Formule Mathématique</b> .....	25
<b>2.3.1.1.3</b>	<b>Exemple d'Application</b> .....	26
<b>2.3.1.1.4</b>	<b>Avantages et Limitations</b> .....	26
2.3.2	Modèles de régression .....	26
2.3.2.1	Régression linéaire. ....	26
<b>2.3.2.1.1</b>	<b>Principe de Fonctionnement</b> .....	27
<b>2.3.2.1.2</b>	<b>Formule Mathématique</b> .....	27
<b>2.3.2.1.3</b>	<b>Application</b> .....	28
<b>2.3.2.1.4</b>	<b>Avantages et Limitations</b> .....	28
2.3.3	Analyse des séries temporelles .....	28
2.3.3.1	Long Short-Term Memory 'LSTM'. ....	28
<b>2.3.3.1.1</b>	<b>Principe de Fonctionnement</b> .....	28
<b>2.3.3.1.2</b>	<b>Formule Mathématique</b> .....	29

<b>2.3.3.1.3 Exemple d'Application</b> .....	30
<b>2.3.3.1.4 Avantages et Limitations</b> .....	30
2.3.4 Algorithmes de classification et de clustering.....	30
2.3.4.1 Random Forest. ....	30
<b>2.3.4.1.1 Principe de Fonctionnement</b> .....	30
<b>2.3.4.1.2 Formule Mathématique</b> .....	31
<b>2.3.4.1.3 Exemple d'Application</b> .....	31
<b>2.3.4.1.4 Avantages et Limitations</b> .....	32
2.3.5 Outils et librairies open-source .....	32
2.3.5.1 Scikit-learn .....	32
2.3.5.2 TensorFlow Lite.....	32
2.3.5.3 Keras .....	34
3 Chapitre 3 : Conception et Mise en Œuvre .....	35
3.1 Préparation du Déploiement.....	36
3.1.1 Configuration du Matériel .....	36
3.1.2 Installer le système d'exploitation Raspbian .....	36
3.1.3 Configurer le Wi-Fi et mettre à jour le système .....	37
3.1.4 Installer les Bibliothèques Nécessaires .....	37
3.2 Mise en service du système.....	38
3.2.1 Configuration des logiciels et intégration des capteurs. ....	38
3.2.2 Utiliser les Modèles d'IA pour l'Analyse des Données .....	38
3.2.2.1 Score Isolation Forest. ....	38
3.2.2.2 Score Random Forest.....	39
3.2.2.3 Score LSTM (Long Short-Term Memory).....	39
3.2.2.4 Score Linear Regression.....	40
3.2.2.5 Score K-Means Clustering.....	40
3.2.3 Les capteurs de température.....	40
3.2.4 Les capteurs de courant.....	41
3.2.5 Les capteurs de vibration.....	41
3.2.6 Les capteurs de tension .....	41
3.2.7 Bonnes pratiques pour la mise en œuvre .....	42
3.2.7.1 Collecte et Prétraitement des Données.....	42
3.3 Traitement des Capteurs et Étalonnage. ....	43
3.4 Adaptation des Flux de Données.....	43

3.5	Intégration et Synchronisation des Données. ....	43
3.6	Validation des Données. ....	43
3.7	Optimisation Continue. ....	44
3.8	Personnalisation des interfaces.....	44
3.8.1	Adaptation des tableaux de bord en fonction des besoins des utilisateurs.....	44
3.8.2	Interprétation du Tableau de Bord –Alerte et Anomalie.....	44
3.8.3	Interprétation du Tableau de Bord - Consommation par Maison .....	46
3.8.4	Interprétation du Tableau de Bord - Performance des Capteurs. ....	47
3.8.5	Interprétation du Tableau de Bord - Comportement du Système HVAC.....	48
3.8.6	Interprétation du Tableau de Bord – Performance CPU.....	49
3.8.7	Dashboard complète : .....	50

# Liste Des Figures

---

Figure 1 Summit Events	5
Figure 2 Systeme Domotique Intelligent	6
Figure 3 Schema Communication sans Fil	6
Figure 4 Automatisation	7
Figure 5 Anticipation Des Pannes	8
Figure 6 Amélioration de la Durée de Vie des Appareils	8
Figure 7 Méthodologie	9
Figure 8 Visualisation et Reporting	10
Figure 9 Raspberry Pi 5	10
Figure 10 Réactive, Préventive et Prédicative Maintenance	11
Figure 11 Zigbee	12
Figure 12 Pourquoi La Maintenance Prédicative	13
Figure 13 Surveillance en Temps Réel	20
Figure 14 Les Capteurs	23
Figure 15 Isolation Forest	24
Figure 16 Architecture d'Isolation Forest	25
Figure 17 Représentation de Lineaire Regression	27
Figure 18 Architecture LSTM	29
Figure 19 Architecture Random Forest	31
Figure 20 Configuration du Matériel	36
Figure 21 Raspbian	36
Figure 22 Capteur De Température	40
Figure 23 : Capteur De Courant	41
Figure 24 : Capteur De Vibration	41
Figure 25 : Capteur De Tension	41
Figure 26 Dashboard Anomalie et Alerte	45
Figure 27 : Dashboard Consommation Par Maison	46
Figure 28 : Dashboard Performance Des Capteurs	47
Figure 29 : Dashboard Comportement HVAC	48
Figure 30 : Dashboard Performance CPU	49
Figure 31 Dashboard Complète 1	50
Figure 32 : Dashboard Complète 2	50

# Liste Des Tableaux

---

<b>Tableau 1 Représentation des application et Avantage de La Maintenance Prédicitive Dans L'industrie</b>	18
<b>Tableau 2 Avantages et Limitations D'isolation Forest</b>	26
<b>Tableau 3 : Performance Modele Isolation Forest</b>	39
<b>Tableau 4 : Performance Modele Random Forest</b>	39
<b>Tableau 5 : Performance Modele LSTM</b>	39
<b>Tableau 6 : Performance Modele Linear Regression</b>	40
<b>Tableau 7 : Performance Modele K-Means</b>	40

## INTRODUCTION GENERALE

---

Le développement technologique et l'évolution du mode de vie permet aujourd'hui de prévoir des logements en progression qui suit le mouvement. De même, de développer la qualité de vie au sein de l'habitat en améliorant tous les aspects qui permettent d'augmenter le niveau de confort et le sentiment de sûreté et sérénité car nos foyers sont dépourvus de système de sécurité, le taux de cambriolage et d'intrusion des habitats sont élevé et le nombre de victime est important, c'est là où la Domotique apparait pour améliorer la vie quotidienne.

La domotique regroupe les technologies de l'électronique, de l'automatique, de l'intelligence artificielle et des télécommunications, ou encore un terme plus courant, la maison intelligente ou communicante est l'ensemble des objets connectés « IOT » qui devient une résidence équipée de plusieurs technologies qui vise à assister l'habitant dans les situations diverses de la vie domestique en améliorant le confort et simplifient un certain nombre de tâches (ouvrir/fermer les portes, allumée/éteindre la lumière à distance lors d'une absence imprévue...) et particulièrement prédire et économisé au habitat les dépenses extra en toute sortes d'énergie .

En intelligence artificielle, la maintenance prédictive « un domaine en pleine expansion », utilise les avancées technologiques pour anticiper les pannes et optimiser la performance des équipements. Initialement réservée aux secteurs industriels, cette approche s'étend désormais aux environnements domestiques grâce à l'essor des maisons intelligentes. En se basant sur l'utilisation de capteurs et d'algorithmes d'intelligence artificielle (IA), la maintenance prédictive permet de surveiller en temps réel l'état des équipements et de prédire les défaillances avant qu'elles ne surviennent. Contrairement à la maintenance réactive, qui intervient après une panne, ou à la maintenance préventive, qui se base sur des intervalles de temps fixes, la maintenance prédictive propose des interventions ciblées et opportune basées sur des données réelles. Cette approche permet non seulement de réduire les coûts associés aux réparations d'urgence, mais aussi de prolonger la durée de vie des appareils et d'améliorer leur efficacité énergétique.

Les maisons intelligentes intègrent une multitude de dispositifs connectés tels que les thermostats intelligents, les systèmes HVAC (chauffage, ventilation et climatisation), les systèmes de sécurité, les chauffe-eaux et les réfrigérateurs, qui améliorent le confort, la

sécurité et l'efficacité énergétique des foyers. Cependant, cette interconnexion croissante augmente également la complexité de la gestion et de la maintenance de ces dispositifs. La mise en place d'une maintenance prédictive dans cet environnement offre des avantages significatifs, notamment la surveillance proactive, la réparation anticipée et l'amélioration de la satisfaction des utilisateurs. En identifiant et en analysant les anomalies de fonctionnement avant qu'elles ne provoquent des pannes, il est possible de planifier des interventions préventives, réduisant ainsi les interruptions de service et les coûts de réparation. De plus, une maison où les équipements fonctionnent de manière fiable et efficace contribue à un meilleur confort et à une satisfaction accrue des résidents et du propriétaire en générale. En maintenant les appareils dans des conditions optimales, la consommation énergétique peut être réduite, ce qui est bénéfique à la fois pour l'environnement et pour les factures d'énergie.

Ce rapport vise à présenter les étapes, les méthodologies et les résultats d'un projet consacré à la mise en place d'un système de maintenance prédictive dans une maison intelligente et spécialement d'un propriétaire d'immeuble Airbnb qui souhaite suivre ses bien numériquement et virtuellement en une Dashboard de gestion propulsé par l'intelligence artificielle.

Les objectifs spécifiques sont de définir et expliquer les concepts de base de la maintenance prédictive et des maisons intelligentes, d'identifier et décrire les technologies et les capteurs utilisés pour surveiller les équipements domestiques, de présenter les algorithmes d'IA employés pour analyser les données et prédire les défaillances, d'expliquer l'intégration des capteurs et des algorithmes avec un système embarqué, en l'occurrence la Raspberry Pi 5, et de discuter des avantages attendus, des limitations actuelles et des perspectives d'amélioration future pour optimiser la précision et l'efficacité du système. En suivant ces objectifs, ce rapport fournira une compréhension approfondie de la manière dont la maintenance prédictive peut transformer la gestion des maisons intelligentes, offrant des bénéfices tangibles tant pour les utilisateurs que pour les gestionnaires de ces technologies.

Donc on cette mémoire, nous proposons des solutions technologiques adéquates pour surveiller et entretenir les systèmes domotiques dans les maisons intelligentes, en améliorant leur fiabilité et leur durée de vie. Un système de maintenance prédictive sera mis en place, utilisant des capteurs de température, de courant, de vibration et de tension, intégrés à une plateforme Raspberry Pi 5, pour surveiller et prédire les défaillances potentielles des appareils électroménagers. Ce rapport est structuré en trois chapitres principaux :

Nous commençons par le premier chapitre qui présente le contexte général du projet, expliquant l'importance des maisons intelligentes et de la maintenance prédictive, et les démarches que nous suivrons pour répondre au besoin du client. Dans ce chapitre nous allons présenter les notions de la maintenance prédictive et ses éléments ainsi que la carte Raspberry Pi 5.

Le second chapitre introduit le cadre théorique de la maintenance prédictive et le processus de collecte de données ainsi que les algorithmes d'intelligence artificielle utilisés, sans oublier les outils nécessaires pour établir une connectivité entre la carte Raspberry Pi 5 et ces algorithmes IA.

Le dernier chapitre se concentre sur la conception et la mise en œuvre des algorithmes de maintenance prédictive avec la carte Raspberry Pi 5, ainsi que sur les résultats obtenus.

Enfin, nous concluons avec une discussion sur les performances du système, les défis rencontrés et les perspectives pour les futurs développements.

# **Chapitre 1 :**

# **Contexte général**

## **1.1 Présentation de l'entreprise d'accueil**

Summit-Events une société digitale spécialisée dans la création de sites web, de logiciels, Applications mobile, digitale marketing, conception digitale et création d'identité graphique et qui intervient également chez vous dans le cadre d'études de projets et d'audit. Notre objectif majeur est de satisfaire tous nos clients, en livrant des produits qui respectent le triptyque coût – Délai – Qualité. Pour réussir ce défi, nous nous engageons fortement à respecter la bonne conduite de gestion des projets informatiques en modèle évolutif, voici un schéma qui décrit notre démarche :

- Études et analyses des besoins
- Conception et Planification
- Développement et Réalisation
- Test, Validation et Mise en ligne
- Maintenance, Optimisation et mise à jour



*Figure 1 Summit Events*

Grâce à l'expertise d'équipe, nous mettons à votre disposition un savoir-faire pointu et une panoplie de services adaptés à votre activité, afin de répondre à vos besoins et vos exigences, tout en respectant votre budget. Soucieux de vous accompagner au quotidien dans l'utilisation de nos productions, nous mettons à votre disposition une multitude de services annualisés.

## **1.2 Présentation de la Maison Intelligente**

### **1.2.1 Généralité sur une maison intelligente.**

Une maison intelligente, également connue sous le terme de maison connectée ou domotique, désigne une résidence équipée de dispositifs et de systèmes automatisés qui permettent un contrôle à distance et une gestion automatisée des équipements et des appareils domestiques. Ces technologies interconnectées sont conçues pour améliorer le confort, la sécurité, l'efficacité énergétique et la commodité des habitants.

Les caractéristiques d'une maison intelligente incluent l'utilisation de capteurs, de réseaux de communication sans fil, d'algorithmes d'intelligence artificielle et d'interfaces utilisateur intuitives. Ces éléments permettent aux résidents de surveiller et de contrôler divers aspects de leur domicile à partir de dispositifs mobiles tels que des smartphones ou des tablettes, que

ce soit pour ajuster la température, surveiller les systèmes de sécurité, gérer la consommation d'énergie, automatiser l'éclairage, ou encore gérer les appareils électroménagers.

L'évolution des maisons intelligentes vise à intégrer de manière transparente ces technologies dans le quotidien des utilisateurs, en offrant des solutions personnalisées qui s'adaptent aux besoins spécifiques de chaque foyer. Cette approche non seulement améliore le confort et la qualité de vie des occupants, mais contribue également à une utilisation plus efficace des ressources et à une réduction des coûts énergétiques.



Figure 2 Systeme Domotique Intelligent

### 1.2.2 Technologies couramment utilisées.

Pour créer une maison intelligente, plusieurs technologies sont couramment utilisées pour automatiser et interconnecter les différents systèmes et appareils. Voici les principales technologies :

#### 1.2.2.1 Réseaux de Communication sans Fil :

- **Wi-Fi** : Utilisé pour la connectivité Internet et le contrôle à distance des appareils.

- **Zigbee** : Protocoles de communication sans fil spécialement conçus pour les appareils domotiques, offrant une faible consommation d'énergie et une grande portée.



Figure 3 Schema Communication sans Fil

### 1.2.2.2 Interfaces Utilisateurs et Contrôle :

- **Applications Mobiles** : Pour contrôler à distance tous les dispositifs et systèmes de la maison.

- **Commandes Vocale** : Intégration avec des assistants virtuels comme Alexa, Google Assistant, Siri, etc., pour des interactions vocales.

### 1.2.2.3 Intelligence Artificielle et Automatisation.

- **Analyse des Données** : Utilisation de l'IA pour analyser les habitudes des occupants et optimiser les systèmes en conséquence.

- **Scénarios Automatisés** : Programmation de routines et de scénarios basés sur des événements spécifiques ou des heures de la journée.

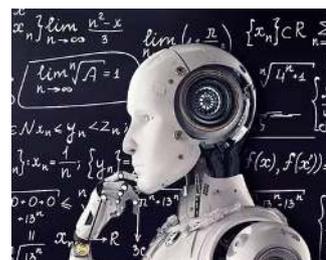


Figure 4 Automatisation

Ces technologies sont intégrées de manière à créer un écosystème domestique intelligent qui offre confort, sécurité, efficacité énergétique et commodité pour les occupants. L'évolution constante de ces technologies permet aux maisons intelligentes de devenir de plus en plus sophistiquées et adaptées aux besoins individuels et familiaux.

## 1.3 Objectif du Projet

L'objectif principal de ce projet est de développer un système de maintenance prédictive pour les maisons intelligentes, basé sur l'intelligence artificielle, afin de réduire les coûts de maintenance, améliorer la durée de vie des appareils, et augmenter l'efficacité énergétique.

### 1.3.1 Contexte et Détails

Dans le cadre de la modernisation des habitats et de l'intégration croissante des technologies intelligentes, la maintenance prédictive se positionne comme une solution innovante pour anticiper et résoudre les défaillances potentielles des équipements domestiques avant qu'elles ne surviennent. En exploitant les données collectées à partir de divers capteurs (courant, vibration, température, voltage) connectés à des systèmes embarqués tels que la Raspberry Pi 5, ce projet vise à fournir une surveillance continue et une analyse prédictive des appareils essentiels, notamment :

- **Smart Thermostat**

- **HVAC System**
- **Home Security System**
- **Water Heater**
- **Refrigerator**

### 1.3.2 Objectifs Spécifiques

#### 1.3.2.1 Réduction des Coûts de Maintenance

- **Anticipation des Pannes** : Identifier et diagnostiquer les signes avant-coureurs de défaillance des appareils en temps réel, permettant des interventions préventives plutôt que correctives.

- **Diminution des Interventions d'Urgence** : Réduire la fréquence et la gravité des pannes imprévues qui nécessitent des interventions coûteuses, en améliorant la planification des opérations de maintenance.



Figure 5 Anticipation Des Pannes

#### 1.3.2.2 Amélioration de la Durée de Vie des Appareils

- **Surveillance Continue** : Mettre en place une surveillance continue des conditions de fonctionnement des appareils pour détecter les anomalies qui pourraient accélérer leur usure.

- **Maintenance Optimisée** : Appliquer des pratiques de maintenance optimisées basées sur les données, telles que le remplacement de pièces au moment opportun, pour prolonger la durée de vie des équipements.

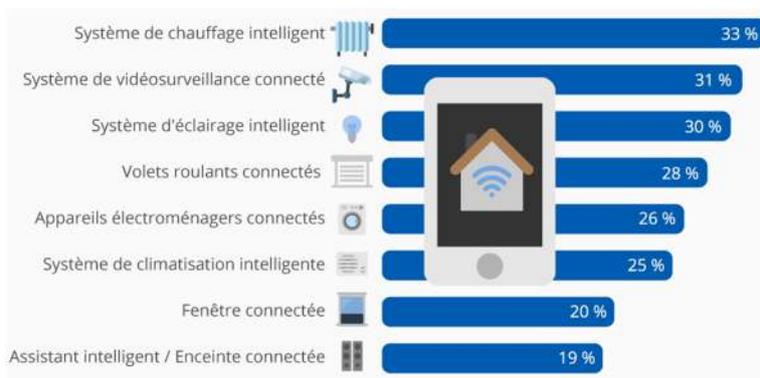


Figure 6 Amélioration de la Durée de Vie des Appareils

#### 1.3.2.3 Augmentation de l'Efficacité Énergétique

- Optimisation des Performances :

Utilisation des données collectées pour ajuster les paramètres de fonctionnement des appareils afin de maximiser leur efficacité énergétique sans compromettre leurs performances.

- Réduction de la consommation :

Identifier les comportements énergétiques inefficaces des appareils et proposer des recommandations pour réduire la consommation d'énergie globale de la maison.

### 1.3.3 Méthodologie

Pour atteindre ces objectifs, le projet combine plusieurs technologies et méthodologies :

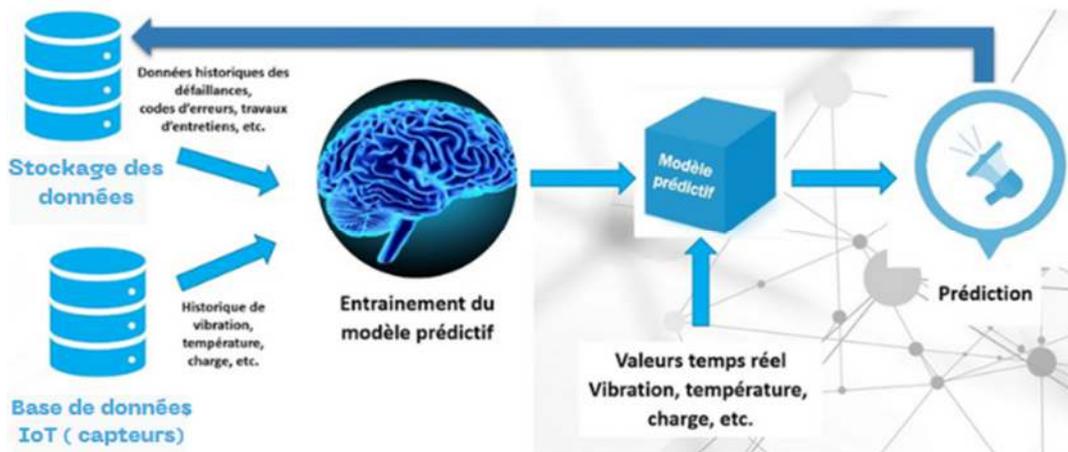


Figure 7 Méthodologie

#### 1.3.3.1 Collecte de Données.

Utilisation de capteurs de courant, de vibration, de température et de voltage pour surveiller les paramètres critiques des appareils domestiques. Ces capteurs sont intégrés et gérés par la Raspberry Pi 5.

#### 1.3.3.2 Modélisation Prédictive.

Développement et entraînement de modèles d'IA pour analyser les données et prédire les anomalies potentielles et les besoins de maintenance.

Tels que :

- Isolation Forest,
- Random Forest,
- LSTM,
- Linear Regression,
- K-Means Clustering)

### 1.3.3.3 Visualisation et Reporting.

Implémentation d'outils de visualisation comme **Grafana** avec Raspberry Pi 5 pour présenter les données et les prédictions de manière intuitive aux utilisateurs, et génération de rapports automatisés sur l'état et les performances des appareils.

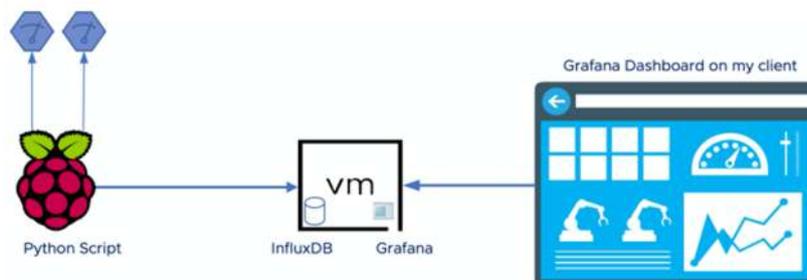


Figure 8 Visualisation et Reporting

### 1.3.3.4 Déploiement et Optimisation.

Déploiement des modèles sur la **Raspberry Pi 5** en utilisant **TensorFlow Lite**, permettant une analyse locale et en temps réel, et optimisation continue basée sur les retours et les nouvelles données collectées.



Figure 9 Raspberry Pi 5

## 1.4 Problématiques Actuelles et Limitations des Systèmes de Maintenance Réactive

Dans le contexte des maisons intelligentes, plusieurs problématiques se posent en matière de maintenance des équipements. Les systèmes de maintenance réactive, encore largement utilisés, présentent des limitations qui soulignent la nécessité d'une approche plus proactive et intelligente.

### 1.4.1 Limitations des Systèmes de Maintenance Réactive

Les systèmes de maintenance réactive, qui interviennent seulement après la survenue d'une panne ou d'un dysfonctionnement, sont souvent inadaptés dans un environnement domestique moderne où la continuité de fonctionnement et l'efficacité énergétique sont cruciales.

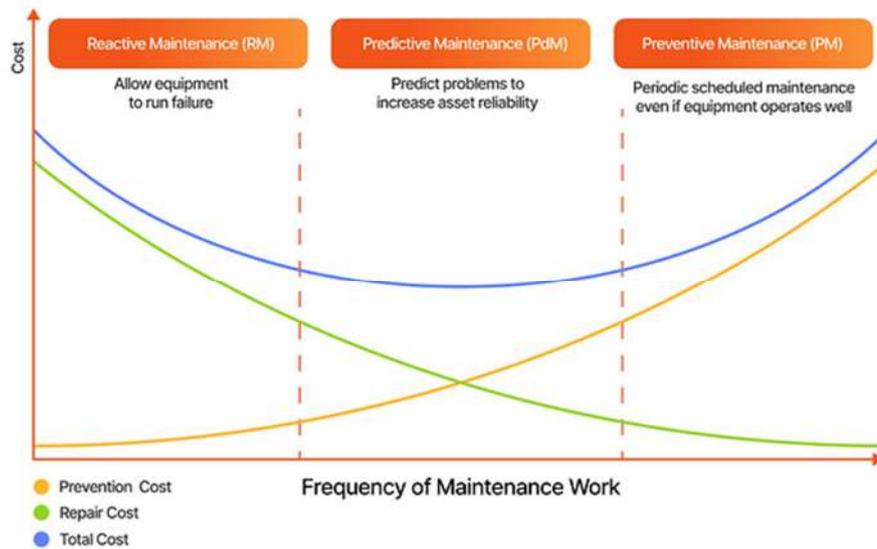


Figure 10 Réactive, Préventive et Prédictive Maintenance

#### 1.4.1.1 Réactivité Tardive.

La maintenance réactive intervient uniquement après qu'un problème s'est manifesté, entraînant des interruptions de service inattendues. Par exemple, une panne du réfrigérateur peut entraîner la perte d'aliments stockés, et une défaillance du système de chauffage en hiver peut causer un inconfort considérable.

<p><b>Coûts Élevés</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les pannes inattendues nécessitent souvent des réparations urgentes qui sont plus coûteuses que les interventions planifiées. De plus, les réparations d'urgence peuvent entraîner des frais supplémentaires en termes de main-d'œuvre, de pièces de rechange, et de temps d'arrêt.</li> </ul>
<p><b>Durée de Vie Réduite des Appareils</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les interventions uniquement correctives peuvent entraîner une dégradation accélérée des appareils, car les petites défaillances peuvent s'aggraver en l'absence d'une détection et d'une intervention précoces.</li> </ul>
<p><b>Inefficacité Énergétique</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les appareils qui ne sont pas maintenus de manière proactive peuvent fonctionner de manière sous-optimale, consommant</li> </ul>

	plus d'énergie que nécessaire, ce qui augmente les coûts et l'empreinte carbone.
<b>Insatisfaction des Utilisateurs</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Les pannes fréquentes et les interruptions de service peuvent causer de la frustration et un sentiment d'insécurité chez les utilisateurs, affectant leur confiance dans les technologies intelligentes.</li> </ul>

### 1.4.1.2 Complexité de l'Intégration des Divers Appareils Intelligents

La complexité croissante des maisons intelligentes, avec leur multitude d'appareils interconnectés, présente des défis particuliers pour la mise en œuvre d'un système de maintenance efficace.

- **Hétérogénéité des Appareils** : la problématique d'avoir plusieurs variétés d'appareils de différents fabricants, chacun utilisant des protocoles, des standards de communication et des interfaces différents. Cette diversité complique l'intégration de ces appareils dans un système de maintenance unifié.

- **Compatibilité des Protocoles** : Les systèmes de communication tels que **Zigbee**, **Wi-Fi**, utilisés par différents appareils peuvent ne pas être compatibles entre eux, rendant difficile la collecte et la centralisation des données de maintenance.

- **Gestion des Données** : La collecte, le stockage et l'analyse des données issues de nombreux capteurs et appareils posent des défis en termes de gestion des données. Assurer la précision, la cohérence et la sécurité des données collectées est crucial pour le bon fonctionnement du système de maintenance prédictive.

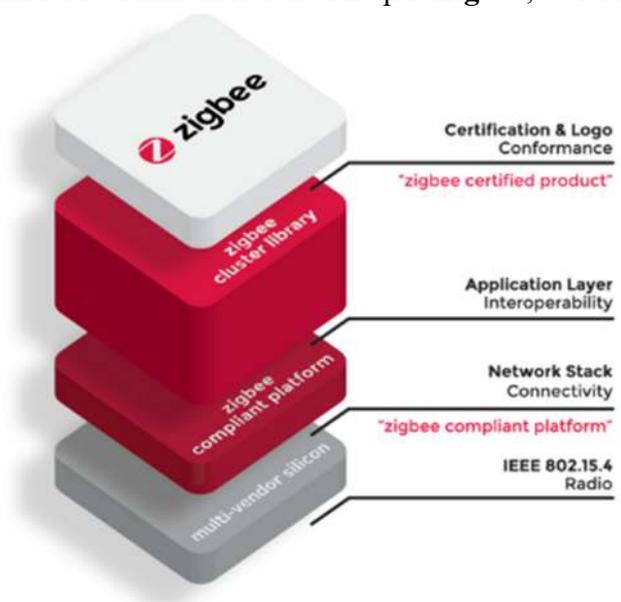


Figure 11 Zigbee

- **Interopérabilité des Systèmes** : L'interopérabilité entre différents systèmes de maison intelligente est souvent limitée, ce qui entrave la capacité à créer une vue d'ensemble cohérente et à coordonner les actions de maintenance entre les différents appareils et systèmes.

- **Complexité de la Configuration** : La configuration initiale et la maintenance des systèmes intelligents peuvent être complexes, nécessitant souvent des compétences techniques avancées pour intégrer correctement les appareils et les capteurs dans l'écosystème de la maison intelligente.

- **Évolutivité** : La mise à jour et l'extension du système de maintenance pour inclure de nouveaux appareils ou fonctionnalités peuvent être difficiles en raison de la diversité des équipements et des protocoles.

### 1.4.2 Avantages Attendus

Le développement et l'implémentation d'un système de maintenance prédictive pour les maisons intelligentes offrent de nombreux avantages, particulièrement en termes de surveillance proactive, de réparation anticipée, et d'amélioration de la satisfaction des utilisateurs. Voici une analyse détaillée de ces avantages :

#### 1.4.2.1 Surveillance Proactive et Réparation Anticipée

L'un des principaux avantages d'un système de maintenance prédictive est sa capacité à surveiller les équipements de manière continue et proactive. Ce type de surveillance présente plusieurs avantages significatifs .

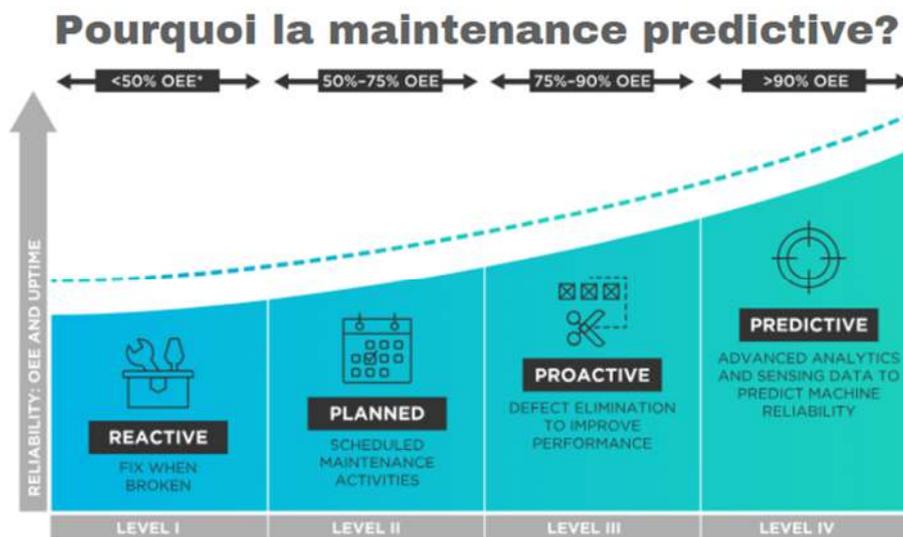


Figure 12 Pourquoi La Maintenance Prédictive

- **Détection Précoce des Anomalies** : Le système peut identifier des tendances inhabituelles dans les données collectées par les capteurs (courant, vibration, température, voltage) avant qu'elles ne se transforment en pannes. Par exemple, une augmentation anormale de la consommation de courant ou des vibrations dans un réfrigérateur peut indiquer un problème imminent avec le moteur ou le compresseur.
  
- **Réduction des Temps d'Arrêt** : En détectant les problèmes avant qu'ils ne deviennent critiques, le système permet de planifier des interventions de maintenance qui minimisent les temps d'arrêt des équipements. Cela est particulièrement important pour des appareils critiques tels que les systèmes de chauffage (HVAC), qui sont essentiels pour le confort quotidien.
  
- **Maintenance Préventive Personnalisée** : Les modèles d'IA peuvent analyser les données historiques et les performances actuelles des appareils pour suggérer des plans de maintenance préventive adaptés aux besoins spécifiques de chaque équipement. Par exemple, un chauffe-eau qui fonctionne plus souvent que d'habitude pourrait nécessiter un nettoyage ou un remplacement de certaines pièces pour éviter une défaillance.
  
- **Optimisation des Ressources** : En planifiant la maintenance de manière proactive, il est possible d'optimiser l'utilisation des ressources, tant humaines que matérielles. Les techniciens peuvent être dirigés vers des interventions précises basées sur les données, réduisant ainsi le besoin de diagnostics prolongés et les interventions répétitives.

### 1.4.3 Amélioration de la Satisfaction des Utilisateurs

L'intégration de la maintenance prédictive dans les maisons intelligentes améliore considérablement la satisfaction des utilisateurs en fournissant une expérience plus fiable, sécurisée et confortable.

**Fiabilité Accrue des Équipements** : Les utilisateurs bénéficient d'une fiabilité accrue de leurs appareils domestiques, car les pannes sont anticipées et évitées. Cela réduit les inconvénients liés aux pannes imprévues et aux interruptions de service, augmentant la confiance des utilisateurs dans leurs équipements intelligents.

**Confort Continu :** Un système de surveillance et de maintenance proactive assure le bon fonctionnement des systèmes essentiels comme le chauffage, la climatisation, et l'eau chaude. Cela garantit un confort continu dans l'habitat, sans les perturbations causées par des pannes soudaines.

**Transparence et Communication :** Les systèmes de maintenance prédictive peuvent fournir des rapports réguliers et des notifications aux utilisateurs sur l'état de leurs appareils. Cette transparence permet aux utilisateurs de comprendre les actions prises pour maintenir leurs équipements en bon état et les raisons de certaines interventions.

**Personnalisation et Contrôle :** Les utilisateurs peuvent recevoir des recommandations personnalisées basées sur les données spécifiques de leurs appareils, ce qui leur donne un contrôle accru sur la gestion de leur maison intelligente. Par exemple, le système pourrait recommander d'ajuster les réglages du thermostat pour optimiser l'efficacité énergétique en fonction de l'utilisation réelle et des préférences des utilisateurs.

**Soutien et Assistance :** Les utilisateurs disposent d'un soutien amélioré, avec des systèmes qui non seulement surveillent mais aussi offrent des conseils et des solutions pour la maintenance des équipements. Par exemple, en cas de détection d'une anomalie, le système pourrait fournir des instructions sur les mesures à prendre ou contacter automatiquement un service de réparation.

## 1.5 Conclusion

L'intégration de la maintenance prédictive dans les maisons intelligentes offre des avantages considérables tant en termes de surveillance proactive et de réparation anticipée que d'amélioration de la satisfaction des utilisateurs. En anticipant les problèmes avant qu'ils ne surviennent, en minimisant les interruptions de service, et en offrant une expérience utilisateur fiable et confortable, ce projet vise à transformer la manière dont la maintenance des équipements domestiques est gérée, tout en optimisant les coûts et en améliorant la qualité de vie des résidents.

Cette approche proactive est essentielle pour répondre aux attentes des utilisateurs modernes, qui recherchent des solutions fiables, économiques et efficaces pour la gestion de leur environnement domestique intelligent.

# **Chapitre 2 :**

# **Cadre Théorique**

## **2.1 Introduction à la Maintenance Prédictive**

### **2.1.1 Historique et évolution**

#### **2.1.1.1 Origines de la Maintenance Prédictive**

La maintenance prédictive trouve ses origines dans les années 1960, époque à laquelle les industries cherchaient des moyens plus efficaces de maintenir leurs équipements. À l'époque, la maintenance était principalement réactive (réparer après une panne) ou préventive (remplacement de pièces selon des intervalles de temps fixés). Ces méthodes, bien que utiles, présentaient des limitations : la maintenance réactive entraînait des temps d'arrêt imprévus et coûteux, tandis que la maintenance préventive pouvait mener à des remplacements prématurés et inutiles de pièces en bon état.

L'idée de la maintenance prédictive est née de la nécessité de trouver une méthode plus précise et économique pour maintenir les équipements. L'objectif était de prévoir les défaillances avant qu'elles ne surviennent, en se basant sur l'analyse des données en temps réel. À ses débuts, cette approche utilisait principalement des techniques de surveillance des vibrations pour détecter des anomalies dans les machines tournantes.

#### **2.1.1.2 Adoption dans Divers Secteurs Industriels**

Avec l'avènement des technologies de capteurs et de l'informatique dans les années 1980 et 1990, la maintenance prédictive a commencé à se répandre dans divers secteurs industriels. Les avancées en matière de traitement des données et de diagnostic des machines ont permis d'améliorer considérablement les capacités de prédiction. Des industries telles que la production d'énergie, la fabrication, l'aérospatiale, et les transports ont été parmi les premières à adopter ces technologies pour surveiller l'état de leurs équipements critiques.

*Tableau 1 Représentation des application et Avantage de La Maintenance Prédictive Dans L'industrie*

<b>INDUSTRIE</b>	<b>APPLICATION ET AVANTAGES</b>
<b>PRODUCTION D'ÉNERGIE</b>	<p><b>Application</b> : Surveillance des turbines et des générateurs.</p> <p><b>Avantages</b> : Réduction des temps d'arrêt et des coûts de maintenance, amélioration de la fiabilité des équipements.</p>
<b>INDUSTRIE MANUFACTURIERE</b>	<p><b>Application</b> : Surveillance des machines-outils et des chaînes de production.</p> <p><b>Avantages</b> : Optimisation de la production, diminution des</p>

	pannes imprévues, prolongation de la durée de vie des machines.
<b>AEROSPATIALE</b>	<p><b>Application</b> : Surveillance des moteurs d'avion et des systèmes critiques.</p> <p><b>Avantages</b> : Augmentation de la sécurité, réduction des coûts de maintenance et des temps d'immobilisation des avions.</p>
<b>TRANSPORTS</b>	<p><b>Application</b> : Surveillance des flottes de véhicules et des infrastructures de transport.</p> <p><b>Avantages</b> : Amélioration de la sécurité, réduction des coûts de maintenance, optimisation de l'utilisation des ressources.</p>

Avec le développement de l'Internet des objets (IoT) et l'essor de l'intelligence artificielle (IA) au début du 21<sup>e</sup> siècle, la maintenance prédictive a connu une transformation majeure. Les capteurs IoT, capables de collecter des données en temps réel à partir de divers équipements, combinés avec des algorithmes avancés d'IA et de machine Learning, ont permis d'améliorer considérablement la précision des prédictions. Ces technologies permettent désormais d'analyser de grandes quantités de données, de détecter des tendances et des anomalies invisibles à l'œil nu, et de prévoir les défaillances avec une précision accrue.

### 2.1.1.3 Intégration dans les Maisons Intelligentes

Aujourd'hui, avec la prolifération des dispositifs connectés et des maisons intelligentes, la maintenance prédictive trouve de nouvelles applications dans les foyers. Les appareils domestiques tels que les thermostats intelligents, les systèmes HVAC, les réfrigérateurs et les chauffe-eaux peuvent être équipés de capteurs capables de surveiller leur fonctionnement en temps réel. Les données collectées sont ensuite analysées par des algorithmes d'IA pour prédire les pannes et optimiser les performances.

L'intégration de la maintenance prédictive dans les maisons intelligentes offre de nombreux avantages, notamment la réduction des coûts de maintenance, l'amélioration de la durée de vie des appareils et l'augmentation de l'efficacité énergétique. Cette approche proactive permet également d'améliorer le confort et la satisfaction des utilisateurs en assurant que les équipements fonctionnent de manière optimale à tout moment.

## 2.1.2 Fonctionnalités Principales

### 2.1.2.1 Surveillance en Temps Réel

La surveillance en temps réel est l'une des fonctionnalités essentielles de la maintenance prédictive. Elle repose sur l'utilisation de capteurs intelligents installés sur les appareils et systèmes domestiques pour collecter des données en continu. Ces capteurs mesurent divers paramètres, tels que la température, la vibration, le courant et la tension, et transmettent ces informations à un système centralisé pour analyse.



*Figure 13 Surveillance en Temps Réel*

### 2.1.3 Collecte de Données

- **Capteurs Utilisés** : Capteurs de température, capteurs de vibration, capteurs de courant, capteurs de tension.

- **Données Collectées** : Informations sur les conditions de fonctionnement des appareils en temps réel.

### 2.1.4 Transmission de Données

- **Méthodes de Transmission** : Utilisation de réseaux sans fil (Wi-Fi, Zigbee) pour envoyer les données collectées à un serveur central ou à une plateforme cloud.

- **Fréquence de Transmission** : Les données peuvent être transmises en continu ou à intervalles réguliers, selon les besoins du système.

### 2.1.5 Stockage et Traitement des Données

- **Infrastructure** : Solutions cloud ou serveurs locaux pour le stockage et le traitement des données.

- **Traitement** : Prétraitement des données pour éliminer les anomalies et les données bruitées, et préparation pour l'analyse prédictive.

## **2.2 Analyse Prédictive**

L'analyse prédictive est au cœur de la maintenance prédictive. Elle utilise des algorithmes d'intelligence artificielle (IA) et d'apprentissage automatique (ML) pour analyser les données collectées et identifier des tendances, des anomalies et des signes avant-coureurs de défaillances potentielles.

### **2.2.1 Algorithmes Utilisés**

- **Isolation Forest** : Détection d'anomalies basée sur la recherche d'isollements de points de données inhabituels.

- **Random Forest** : Algorithme d'apprentissage supervisé utilisé pour la classification et la régression, permettant de modéliser les relations complexes entre les variables.

- **LSTM (Long Short-Term Memory)** : Réseau de neurones récurrents utilisé pour les séries temporelles et les prévisions à long terme.

- **Linear Regression** : Modèle statistique utilisé pour prédire la valeur d'une variable dépendante en fonction d'une ou plusieurs variables indépendantes.

- **K-Means Clustering** : Algorithme de regroupement non supervisé pour segmenter les données en groupes homogènes.

### **2.2.2 Processus d'Analyse**

- **Prétraitement** : Nettoyage et normalisation des données pour assurer leur qualité.

- **Modélisation** : Utilisation des algorithmes pour créer des modèles prédictifs basés sur les données historiques et actuelles.

- **Prédiction** : Génération de prédictions sur les défaillances potentielles des appareils en se basant sur les modèles créés.

### **2.2.3 Interprétation des Résultats**

- **Rapports et Tableaux de Bord** : Présentation des résultats de l'analyse sous forme de rapports compréhensibles et de tableaux de bord interactifs.

- **Recommandations** : Fourniture de recommandations spécifiques pour la maintenance préventive et les actions correctives nécessaires.

## 2.2.4 Alertes et Notifications

Les alertes et notifications sont cruciales pour permettre une intervention rapide et efficace. Lorsqu'une anomalie ou un risque de défaillance est détecté, le système envoie des alertes aux utilisateurs ou aux techniciens de maintenance pour qu'ils puissent prendre les mesures appropriées.

### 2.2.4.1 Types d'Alertes

- **Alertes en Temps Réel** : Notifications instantanées en cas de détection d'une anomalie critique ou d'un risque imminent de défaillance.

- **Alertes Préventives** : Notifications basées sur les prévisions pour informer les utilisateurs des interventions de maintenance nécessaires à moyen ou long terme.

### 2.2.4.2 Canaux de Communication

- **Tableaux de Bord** : Affichage des alertes et des notifications sur des tableaux de bord centralisés accessibles via une interface web et une application embarquée dans la Raspberry.

- **Emails** : Envoi de rapports détaillés et de notifications par email.

### 2.2.4.3 Gestion des Alertes

- **Priorisation** : Classification des alertes en fonction de leur criticité (critique, élevée, moyenne, basse) pour une gestion efficace.

- **Historique des Alertes** : Enregistrement des alertes pour le suivi et l'analyse des tendances à long terme.

## 2.2.5 Technologies et Capteurs

### 2.2.5.1 Capteurs et leurs rôles

Les capteurs jouent un rôle crucial dans la mise en œuvre de la maintenance prédictive pour les maisons intelligentes. Ils constituent la première ligne de défense en surveillant en temps réel les conditions de fonctionnement des appareils domestiques. Parmi les types de capteurs les plus utilisés, on trouve **les capteurs de température, de courant, de vibration et de tension**, chacun ayant un rôle spécifique et complémentaire dans la collecte des données nécessaires à l'analyse prédictive.

- **Capteurs de Température et d'Humidité** : Pour la gestion du chauffage, ventilation et climatisation (HVAC).

- **Capteurs de Courant** : Mesure le courant consommé par le compresseur et le ventilateur, indiquant des problèmes tels que des problèmes de moteur ou une augmentation de la charge.
- **Capteurs de Voltage** : Surveille les niveaux de tension de la batterie, aidant ainsi à prédire l'état de la batterie et les besoins potentiels de remplacement.
- **Capteurs de Vibration** : Détecte les vibrations inhabituelles pouvant indiquer des problèmes mécaniques dans le compresseur ou le ventilateur.
- **Capteur de température (Thermostats Intelligents)** : Surveille la température ambiante et aide à détecter les problèmes de précision du thermostat.

Sensor Type	Example	Analog/Digital	Output Type
Current Sensor	SCT-013-000	Analog	Voltage
	ACS712	Analog	Voltage
	INA219	Digital	I2C
Temperature Sensor	LM35	Analog	Voltage
	DS18B20	Digital	1-Wire
Vibration Sensor	ADXL335	Analog	Voltage
	MPU-6050	Digital	I2C
	SW-420	Digital/Analog	Voltage
Voltage Sensor	ZMPT101B	Analog	Voltage
	ADS1115 (ADC)	Digital	I2C

Figure 14 Les Capteurs

### 2.2.5.2 Protocoles de Communication

Parmi les protocoles de communication couramment utilisés dans ce projet, on trouve le **Wi-Fi** et **Zigbee**, chacun offrant des caractéristiques spécifiques qui répondent à différents besoins de connectivité et de performance. Ils permettent la transmission des données collectées par les capteurs vers un système centralisé pour traitement et analyse.

- **Wi-Fi**



Le Wi-Fi est l'un des protocoles de communication les plus populaires pour les appareils domestiques en raison de sa large disponibilité et de sa capacité à transmettre de grandes quantités de données à haute vitesse. Utilisant des fréquences radio dans les bandes de **2,4 GHz** et **5 GHz**, le Wi-Fi permet aux capteurs de transmettre des données en temps réel à un routeur ou à une passerelle domestique, qui les relaye ensuite vers un serveur central ou une plateforme cloud pour analyse.

- **Zigbee**



**Zigbee** est un protocole de communication sans fil conçu spécifiquement pour les applications de faible puissance et de faible bande passante, ce qui le rend particulièrement adapté aux réseaux de capteurs domestiques. Fonctionnant principalement dans la **bande de 2,4 GHz**, Zigbee utilise un réseau maillé (**mesh network**) pour assurer une couverture étendue et une transmission fiable des données.

Un des principaux avantages de Zigbee est sa faible consommation d'énergie, ce qui permet aux capteurs alimentés par batterie de fonctionner pendant des années sans nécessiter de remplacement fréquent des piles. De plus, la topologie en maillage de Zigbee permet à chaque appareil de relayer les données des autres appareils, augmentant ainsi la portée et la résilience du réseau. Cela signifie que même si un appareil est hors de portée directe de la passerelle centrale, il peut toujours communiquer via d'autres appareils intermédiaires.

Zigbee est également conçu pour être hautement sécurisé, avec des mécanismes de cryptage et d'authentification robustes pour protéger les données transmises. Ce niveau de sécurité est crucial pour les applications de maison intelligente, où la protection des données personnelles et la confidentialité sont des préoccupations majeures.

## **2.3 Algorithmes et Modèles de Prédiction**

### **2.3.1 Algorithmes de détection d'anomalies**

#### **2.3.1.1 Forêt d'Isolément (Isolation Forest)**

L'Isolation Forest est un algorithme d'apprentissage automatique non supervisé spécifiquement conçu pour la détection d'anomalies. Son principe repose sur l'idée que les anomalies sont rares et plus faciles à isoler que les observations normales. Contrairement à d'autres méthodes qui cherchent à profiler les comportements normaux, l'Isolation Forest se concentre sur l'isolation des points de données, rendant les anomalies plus faciles à identifier.

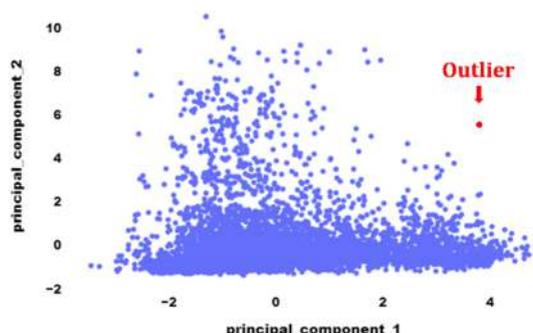


Figure 15 Isolation Forest

### 2.3.1.1.1 Principe de Fonctionnement

L'Isolation Forest fonctionne en construisant plusieurs arbres binaires appelés arbres d'isolement. Chaque arbre est construit en sélectionnant aléatoirement une caractéristique (feature) et en choisissant aléatoirement une valeur de séparation entre le minimum et le maximum de cette caractéristique. Ce processus est répété jusqu'à ce que chaque point de donnée soit isolé dans une feuille unique.

La profondeur de la feuille dans laquelle un point de donnée se trouve indique le nombre de divisions nécessaires pour isoler ce point. Les anomalies, étant rares et différentes des autres points, nécessitent moins de divisions pour être isolées, ce qui signifie qu'elles se retrouvent généralement dans des feuilles plus proches de la racine de l'arbre.

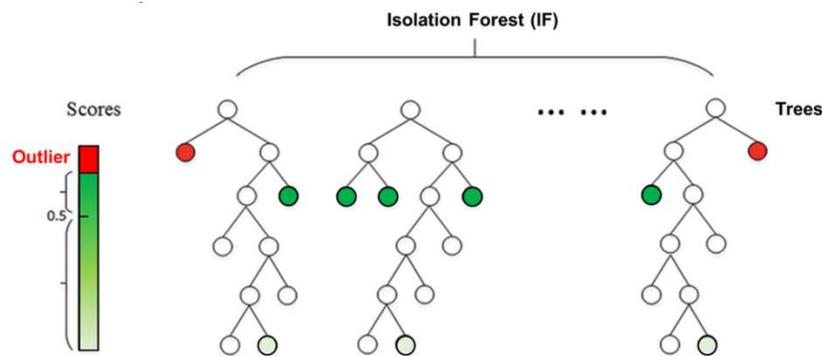


Figure 16 Architecture d'Isolation Forest

### 2.3.1.1.2 Formule Mathématique

L'Isolation Forest évalue l'anomalie d'un point de donnée  $x$  en utilisant la profondeur moyenne de l'isolement des arbres. La profondeur moyenne  $h(x)$  d'un point  $x$  est comparée à une valeur seuil pour déterminer si  $x$  est une anomalie. La fonction d'anomalie pour un point  $x$  est donnée par :

$$s(x, n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}}$$

Où :

- $E(h(x))$  est la profondeur moyenne d'isolement de ( $x$ ) sur une forêt de ( $t$ ) arbres,
- $c(n)$  est la valeur attendue de la profondeur de l'isolement d'un point pour un arbre donné, calculée comme  $c(n) = 2 \cdot (H(n-1) - (n-1)/n)$ ,
- $H(i)$  est la  $i$ -ème harmonie approximée par  $\ln(i) + 0.5772156649$ .

Un score  $s(x, n)$  proche de 1 indique une forte probabilité d'anomalie, tandis qu'un score proche de 0 indique que le point est probablement normal.

### 2.3.1.1.3 Exemple d'Application

Prenons l'exemple d'une application de maintenance prédictive dans une maison intelligente. Si nous surveillons la consommation d'énergie d'un réfrigérateur, une consommation inhabituellement élevée ou faible par rapport aux normes pourrait indiquer un problème technique. En utilisant l'Isolation Forest, nous pouvons détecter ces anomalies en surveillant la consommation d'énergie en temps réel et en signalant toute observation qui nécessite moins de divisions pour être isolée, ce qui pourrait indiquer une défaillance imminente du réfrigérateur.

### 2.3.1.1.4 Avantages et Limitations

*Tableau 2 Avantages et Limitations D'isolation Forest*

AVANTAGES	LIMITATIONS
EFFICACITE EN CALCUL	Dépendance aux paramètres
NON-SUPERVISE	Sensibilité à la sélection aléatoire des features et des valeurs de séparation
INTERPRETABILITE	

L'Isolation Forest est donc un outil puissant pour la détection d'anomalies dans des systèmes de maintenance prédictive de maisons intelligentes, permettant une identification proactive des problèmes avant qu'ils ne deviennent critiques.

## 2.3.2 Modèles de régression

### 2.3.2.1 Régression linéaire.

La régression linéaire est l'un des modèles de régression les plus simples et les plus couramment utilisés en statistiques et en apprentissage automatique. Il est particulièrement

utile pour établir une relation linéaire entre une variable dépendante (cible) et une ou plusieurs variables indépendantes (caractéristiques).

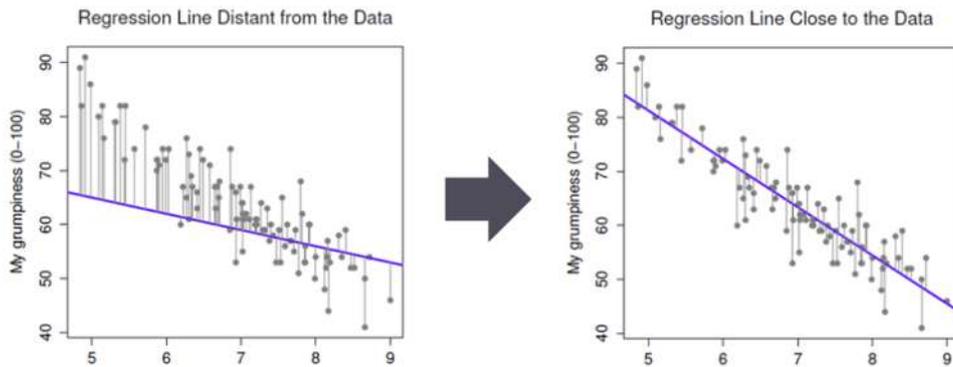


Figure 17 Représentation de Lineaire Regression

### 2.3.2.1.1 Principe de Fonctionnement

Le modèle de régression linéaire suppose que la variable cible  $y$  peut être approximée par une combinaison linéaire des variables indépendantes  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , plus un terme d'erreur  $\epsilon$  :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon$$

Où :

- $y$  est la variable cible que l'on cherche à prédire,
- $\beta_0$  est l'intercept (la valeur de  $y$  lorsque toutes les variables indépendantes sont nulles),
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  sont les coefficients des variables indépendantes  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,
- $\epsilon$  est le terme d'erreur qui représente la variation non expliquée par le modèle.

L'objectif de la régression linéaire est d'estimer les coefficients  $\beta_i$  qui minimisent l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs prédites et les valeurs observées de  $y$ .

### 2.3.2.1.2 Formule Mathématique

Les coefficients  $\beta$  peuvent être estimés en utilisant la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO), qui minimise la somme des carrés des différences entre les valeurs prédites et les valeurs observées :

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Où :

- $\beta$  est le vecteur des coefficients estimés,
- $X$  est la matrice des variables indépendantes,
- $y$  est le vecteur de la variable cible.

#### **2.3.2.1.3 Application**

En contexte de maintenance prédictive pour une maison intelligente, la régression linéaire est utilisée pour prédire la consommation d'énergie d'un appareil en fonction de variables comme la température ambiante, l'heure de la journée, et l'utilisation passée de l'appareil. Par exemple, en utilisant les données collectées par des capteurs de température et de consommation électrique, un modèle de régression linéaire peut être ajusté pour estimer comment la consommation d'énergie d'un climatiseur varie avec la température extérieure.

#### **2.3.2.1.4 Avantages et Limitations**

Les avantages de la régression linéaire incluent sa simplicité, son interprétabilité et sa rapidité d'exécution. Cependant, ce modèle suppose une relation linéaire entre les variables, ce qui peut ne pas être le cas dans toutes les situations réelles. De plus, il peut être sensible aux valeurs aberrantes et à la multicollinéarité (corrélation élevée entre les variables indépendantes).

En résumé, la régression linéaire reste un outil puissant pour la prédiction dans de nombreux scénarios de maintenance prédictive, offrant une base solide pour modéliser et comprendre les relations entre les variables dans les données.

### **2.3.3 Analyse des séries temporelles**

#### **2.3.3.1 Long Short-Term Memory 'LSTM'.**

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) comme LSTM sont des modèles puissants pour l'analyse des séries temporelles, utilisés dans divers domaines pour capturer les dépendances séquentielles et temporelles des données.

#### **2.3.3.1.1 Principe de Fonctionnement**

LSTM est une variante de réseau de neurones récurrents conçue pour surmonter le problème de disparition du gradient qui affecte les RNN traditionnels. Il utilise une architecture de cellule mémoire avec des portes pour réguler le flux d'informations à travers le réseau. Les principaux composants d'une cellule LSTM comprennent une cellule mémoire, une porte d'oubli, une porte d'entrée et une porte de sortie.

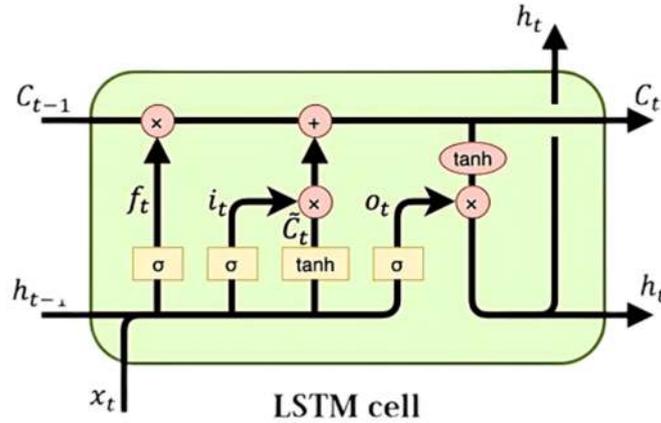


Figure 18 Architecture LSTM

Pendant l'entraînement, LSTM apprend à retenir les informations importantes sur de longues périodes et à oublier les informations non pertinentes. Cela permet de modéliser efficacement les séquences temporelles avec des dépendances à long terme.

### 2.3.3.1.2 Formule Mathématique

La cellule LSTM met à jour son état interne  $c_t$  et sa sortie  $h_t$  à chaque pas de temps  $t$  en utilisant les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\
 i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\
 \tilde{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\
 c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \\
 o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\
 h_t &= o_t \cdot \tanh(c_t)
 \end{aligned}$$

Où :

- $x_t$  est l'entrée à l'instant  $t$ ,
- $h_{t-1}$  est l'état caché à l'instant précédent,
- $f_t$ ,  $i_t$ ,  $c_t$ ,  $o_t$  sont respectivement la porte d'oubli, la porte d'entrée, l'état de la cellule mémoire, l'état de la cellule mise à jour, et la porte de sortie à l'instant  $t$ ,
- $W_f$ ,  $W_i$ ,  $W_z$ ,  $W_o$  et  $b_f$ ,  $b_i$ ,  $b_c$ ,  $b_o$  sont les poids et biais appris par le réseau,
- $\sigma$  est la fonction sigmoïde et  $\tanh$  est la fonction tangente hyperbolique.

#### **2.3.3.1.3 Exemple d'Application**

En contexte de maintenance prédictive, LSTM est utilisé pour prédire la consommation d'énergie d'un système HVAC en fonction des données temporelles passées telles que la température extérieure, l'heure de la journée, et l'utilisation historique du système HVAC.

#### **2.3.3.1.4 Avantages et Limitations**

Les avantages de LSTM incluent sa capacité à capturer les dépendances à long terme dans les séries temporelles, sa flexibilité pour modéliser des données complexes, et sa capacité à gérer des séquences de longueur variable. Cependant, LSTM peut être plus lent à entraîner que d'autres modèles plus simples comme la régression linéaire, et peut nécessiter une plus grande quantité de données pour éviter le surajustement.

### **2.3.4 Algorithmes de classification et de clustering**

#### **2.3.4.1 Random Forest.**

Random Forest est un algorithme d'apprentissage automatique populaire utilisé à la fois pour la classification et le clustering. Il appartient à la famille des méthodes ensemblistes, qui combinent plusieurs modèles individuels pour améliorer les performances prédictives.

##### **2.3.4.1.1 Principe de Fonctionnement**

L'algorithme Random Forest construit plusieurs arbres de décision pendant l'entraînement. Chaque arbre est entraîné sur un échantillon aléatoire des données et à chaque nœud de décision, un sous-ensemble aléatoire des caractéristiques est considéré pour diviser les données. Cette diversité dans la sélection des échantillons et des caractéristiques contribue à réduire la variance et le surajustement, tout en améliorant la généralisation du modèle.

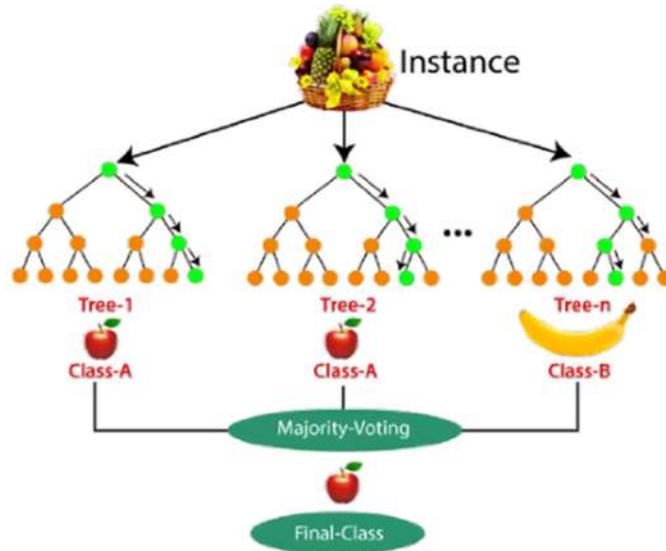


Figure 19 Architecture Random Forest

#### 2.3.4.1.2 Formule Mathématique

Chaque arbre individuel dans Random Forest est construit en utilisant les principes de l'arbre de décision, où chaque nœud de décision est basé sur une règle de partitionnement de la forme.

$$\theta_j(x) < t$$

Où  $\theta_j(x)$  est une fonction de partition basée sur la caractéristique  $j$  de l'échantillon  $x$ , et  $t$  est une valeur de seuil. L'objectif est de minimiser l'impureté des nœuds dans chaque arbre en choisissant  $\theta_j$  et  $t$  de manière à maximiser la pureté des nœuds fils.

Pour la prédiction, chaque arbre vote pour la classe majoritaire dans le cas de la classification, ou produit une prédiction moyenne dans le cas de la régression.

#### 2.3.4.1.3 Exemple d'Application

En contexte de maintenance prédictive pour une maison intelligente, Random Forest est utilisé pour classifier différents états de fonctionnement des appareils électroménagers à partir de données collectées par des capteurs. Par exemple, en utilisant des mesures de température, de consommation d'énergie et de vibrations d'un réfrigérateur, un modèle Random Forest peut classer automatiquement l'appareil en état de fonctionnement normal, en état de maintenance nécessaire ou en état de défaillance imminente.

#### 2.3.4.1.4 Avantages et Limitations

Les avantages de Random Forest incluent sa robustesse aux valeurs aberrantes et aux données manquantes, sa capacité à gérer efficacement les problèmes de haute dimensionnalité et sa flexibilité pour la classification et la régression. Cependant, l'algorithme peut être plus complexe à interpréter que des modèles individuels comme la régression linéaire, et peut nécessiter un ajustement des hyperparamètres pour optimiser les performances.

### 2.3.5 Outils et librairies open-source

#### 2.3.5.1 Scikit-learn



Scikit-learn est une bibliothèque open-source largement utilisée pour l'apprentissage automatique en Python. Elle offre une gamme complète d'outils pour la classification, la régression, le clustering et le prétraitement des données. Voici quelques points clés :

- **Fonctionnalités** : scikit-learn comprend des algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé tels que les **SVM**, les **forêts aléatoires**, les **réseaux de neurones**, et plus encore. Elle propose également des outils pour la validation croisée, la sélection de modèle et l'évaluation des performances.
- **Simplicité d'utilisation** : Facile à apprendre et à utiliser, scikit-learn est conçu pour être accessible aux débutants tout en offrant des performances robustes pour les applications d'apprentissage automatique.
- **Intégration** : Compatible avec d'autres bibliothèques Python telles que NumPy, SciPy et Pandas, scikit-learn facilite le flux de travail de prétraitement des données et de modélisation.

#### 2.3.5.2 TensorFlow Lite



**TensorFlow Lite** est une version légère et optimisée de **TensorFlow**, spécialement conçue pour l'exécution d'inférences de modèles d'apprentissage machine sur des appareils mobiles et

des systèmes embarqués avec des ressources limitées. Dans notre cas c'est avec la Raspberry Pi5.

### **Principe de fonctionnement**

TensorFlow Lite optimise les modèles TensorFlow pour une utilisation sur des appareils tels que des smartphones, des microcontrôleurs, des Raspberry Pi 5, et d'autres systèmes embarqués. Voici quelques points clés :

- **Conversion de modèles** : Les modèles TensorFlow sont convertis en un format compatible avec TensorFlow Lite. Cette conversion comprend souvent la réduction de la taille du modèle, l'optimisation de la vitesse d'exécution et la prise en charge de matériels spécifiques comme les unités de traitement de tenseurs (TPU).

- **Exécution sur des appareils embarqués** : Une fois convertis, les modèles **TensorFlow Lite** peuvent être intégrés dans des applications mobiles ou des systèmes embarqués (**Raspberry Pi 5**). Cela permet une inférence locale rapide et efficace sans nécessiter une connexion réseau constante.

- **Support pour divers matériels** : TensorFlow Lite prend en charge une gamme de matériels, y compris les processeurs ARM, les GPU mobiles, et d'autres accélérateurs matériels spécifiques, permettant ainsi une optimisation des performances selon les capacités de l'appareil cible.

### **Applications typiques**

TensorFlow Lite est couramment utilisé dans divers scénarios, notamment :

- **Systèmes embarqués** : Pour l'automatisation industrielle, la domotique intelligente, et d'autres applications où des décisions doivent être prises localement en temps réel, basées sur des données sensorielles et des modèles d'IA.

- **Prototypage rapide** : Sur des plateformes comme Raspberry Pi, où les développeurs peuvent rapidement expérimenter avec des modèles d'apprentissage machine pour des applications IoT et d'autres projets.

TensorFlow Lite offre une flexibilité pour le déploiement sur diverses plates-formes matérielles, y compris les processeurs CPU et les accélérateurs matériels comme les GPU.

### 2.3.5.3 Keras



**Keras** est une interface de programmation d'applications (API) open-source pour l'apprentissage profond, qui sert également de surcouche à TensorFlow Lite.

- **Facilité d'utilisation** : Keras permet de définir et d'entraîner des modèles d'apprentissage profond avec une syntaxe simple et intuitive. Il favorise la rapidité de prototypage et la facilité d'expérimentation.

- **Compatibilité avec TensorFlow Lite** : Keras s'intègre parfaitement avec TensorFlow Lite, permettant aux utilisateurs de bénéficier des fonctionnalités avancées de TensorFlow Lite tout en conservant la simplicité de Keras pour la création de modèles.

- **Extensibilité** : Bien que conçu initialement pour TensorFlow Lite, Keras supporte désormais d'autres backends de calcul comme Microsoft Cognitive Toolkit (CNTK) et Theano, offrant ainsi une flexibilité pour les utilisateurs.

# **Chapitre 3 :**

# **Conception et Mise**

# **en Œuvre**

### 3.1 Préparation du Déploiement

#### 3.1.1 Configuration du Matériel

Pour installer et configurer la Raspberry Pi, on a commencé par connecter le matériel nécessaire pour supporter les technologie IA. La Raspberry Pi 5 doit être équipé par :

- Une carte microSD d'au moins 16 Go avec adaptateur.
- Un moniteur avec un câble HDMI.
- Un clavier USB.
- Une souris USB.
- Une alimentation adaptée (5V 3A pour Raspberry Pi 5).

Afin de connecter et rendre la Raspberry adaptable au modèles IA il faut installer le Raspbian.

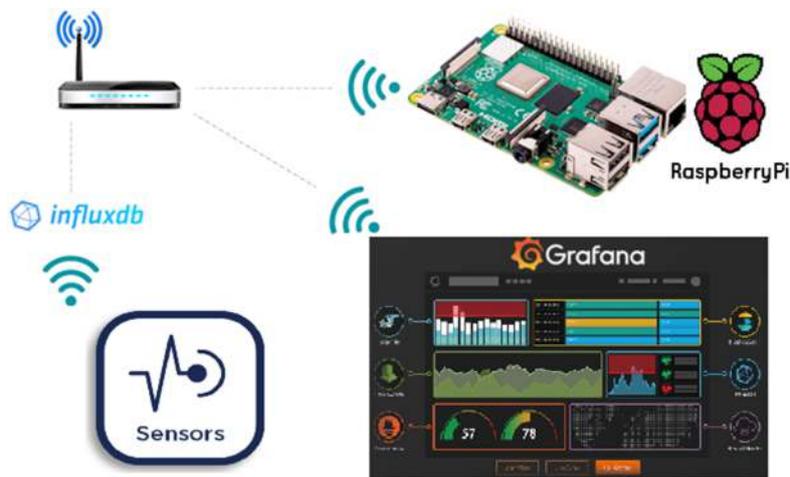


Figure 20 Configuration du Matériel

#### 3.1.2 Installer le système d'exploitation Raspbian

**Premier démarrage :** Au premier démarrage, la Raspberry Pi devrait démarrer sur l'écran de configuration de Raspbian.

**Configuration initiale :** Suivez les étapes à l'écran pour configurer le pays, la langue et le fuseau horaire.

**Mise à jour du système :** Une fois sur le bureau de Raspbian, ouvrez un terminal et mettez à jour le système avec les commandes suivantes : `sudo apt update` et `sudo apt upgrade`.

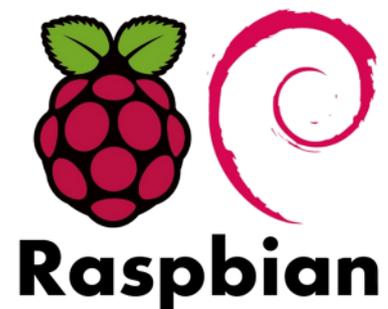


Figure 21 Raspbian

### 3.1.3 Configurer le Wi-Fi et mettre à jour le système

Pour configurer le **Wi-Fi** et mettre à jour le système, il suffit d'ouvrir terminal et exécuter les commandes suivantes pour assurer que tout le logiciel est à jour : `sudo apt update`, `sudo apt upgrade`, `sudo apt dist-upgrade`, et `sudo apt autoremove`.

Ces étapes nous a permis d'avoir Raspberry Pi 5 correctement configurée et prête à recevoir les capteurs et à exécuter les logiciels nécessaires pour la maintenance prédictive.

### 3.1.4 Installer les Bibliothèques Nécessaires

Après avoir configuré la Raspberry Pi, il est important d'installer les bibliothèques nécessaires pour le projet. On avait besoin de plusieurs bibliothèques spécifiques pour différentes fonctions. Parmi ces bibliothèques on trouve :

- ➔ Pour contrôler les GPIO de la Raspberry Pi 5 on exécute sur terminal cette commande :

```
sudo apt-get install python3-rpi.gpio
```

- ➔ Pour utiliser TensorFlow Lite pour l'inférence du modèle, il faut installer TensorFlow Lite.

```
sudo apt-get install libatlas-base-dev  
pip3 install tensorflow
```

- ➔ Pour la communication I2C, installez la bibliothèque smbus.

```
sudo apt-get install python3-smbus  
sudo apt-get install i2c-tools
```

- ➔ Pour stocker les données de séries temporelles, installez InfluxDB.

```
wget -qO- https://repos.influxdata.com/influxdb.key | sudo apt-key add -  
source /etc/os-release  
echo "deb https://repos.influxdata.com/debian ${lsb_release -cs} stable"  
sudo apt-get update && sudo apt-get install influxdb  
sudo service influxdb start
```

- ➔ Pour visualiser les données, installez Grafana.

```
sudo apt-get update && sudo apt-get install grafana  
sudo systemctl start grafana-server  
sudo systemctl enable grafana-server.service
```

Ces installations nous a permis de contrôler les GPIO, de réaliser des inférences avec TensorFlow Lite, de communiquer via I2C, de stocker les données dans une base de données de séries temporelles, et de visualiser les données avec Grafana.

## 3.2 Mise en service du système

### 3.2.1 Configuration des logiciels et intégration des capteurs.

Pour déployer et exécuter les modèles d'IA sur la Raspberry Pi en utilisant TensorFlow Lite, on a exécuté ces étapes pour chacun des modèles : **Isolation Forest, Random Forest, LSTM, Linear Regression, et K-Means Clustering.**

- **Installation de TensorFlow Lite**

On a assuré que TensorFlow Lite est correctement installé sur la Raspberry Pi.

```
pip3 install tensorflow
```

```
import tensorflow as tf
```

- **Déployer les Modèles sur la Raspberry Pi 5**

Pour le transfert des fichiers on a utilisé 'tflite' sur la Raspberry Pi 5. Une clé USB a été mise en place pour transférer les fichiers.

- **Exécution des Modèles sur la Raspberry Pi 5**

On a utilisé TensorFlow Lite pour charger et exécuter les modèles sur la Raspberry Pi 5

```
interpreter = tf.lite.Interpreter(model_path='model.tflite')  
interpreter.allocate_tensors()
```

### 3.2.2 Utiliser les Modèles d'IA pour l'Analyse des Données

Pour évaluer les performances de chaque modèle d'IA utilisé dans le projet, nous avons effectué une série de tests et d'optimisations. Les résultats de prédiction des différents modèles sont présentés sous forme de tableau. Le tableau également inclus les défis rencontrés avec chaque modèle et les raisons pour lesquelles le modèle K-Means Clustering a été abandonné.

#### 3.2.2.1 Score Isolation Forest.

Utilisé pour la détection d'anomalies en identifiant les points de données qui diffèrent significativement du reste du dataset.

**Tableau 3 : Performance Modele Isolation Forest**

<b>Modèle</b>	<b>Précision de Prédiction</b>	<b>Erreur Moyenne Absolue (MAE)</b>	<b>Défis Rencontrés</b>	<b>Optimisations Effectuées</b>
<b>Isolation Forest</b>	85%	0.23	Détection de faux positifs élevés	Ajustement des paramètres d'isolation

### 3.2.2.2 Score Random Forest.

Un algorithme de classification et de régression qui utilise une multitude d'arbres de décision.

**Tableau 4 : Performance Modele Random Forest**

<b>Modèle</b>	<b>Précision de Prédiction</b>	<b>Erreur Moyenne Absolue (MAE)</b>	<b>Défis Rencontrés</b>	<b>Optimisations Effectuées</b>
<b>Random Forest</b>	90%	0.15	Long temps de calcul	Augmentation du nombre d'arbres, réglage de profondeur

### 3.2.2.3 Score LSTM (Long Short-Term Memory).

Utilisé pour les analyses de séries temporelles, il peut capturer les dépendances à long terme dans les données séquentielles.

**Tableau 5 : Performance Modele LSTM**

<b>Modèle</b>	<b>Précision de Prédiction</b>	<b>Erreur Moyenne Absolue (MAE)</b>	<b>Défis Rencontrés</b>	<b>Optimisations Effectuées</b>
<b>LSTM</b>	88%	0.20	Overfitting sur les données d'entraînement	Régularisation L2, Dropout, augmentation de la taille des données

### 3.2.2.4 Score Linear Regression.

Un modèle de régression simple utilisé pour prédire une variable continue à partir de plusieurs variables indépendantes.

*Tableau 6 : Performance Modele Linear Regression*

Modèle	Précision de Prédiction	Erreur Moyenne Absolue (MAE)	Défis Rencontrés	Optimisations Effectuées
<b>Linear Regression</b>	80%	0.25	Sensibilité aux données bruyantes	Sélection de caractéristiques pertinentes, normalisation des données

### 3.2.2.5 Score K-Means Clustering.

Utilisé pour partitionner les données en k clusters, où chaque point de données appartient au cluster avec la moyenne la plus proche.

*Tableau 7 : Performance Modele K-Means*

Modèle	Précision de Prédiction	Erreur Moyenne Absolue (MAE)	Défis Rencontrés	Optimisations Effectuées
<b>K-Means</b>	Abandonné	-	Overfitting	Modèle abandonné en raison d'une mauvaise généralisation

### 3.2.3 Les capteurs de température

Les capteurs de température sont essentiels pour surveiller les variations thermiques des appareils électroménagers et des systèmes HVAC. Ils mesurent la température interne et externe des équipements, permettant de détecter des anomalies thermiques qui pourraient indiquer un dysfonctionnement imminent. Par exemple, une hausse anormale de la température dans un réfrigérateur peut signaler



*Figure 22 Capteur De Température*

un problème de compresseur, tandis qu'une température trop basse dans un chauffe-eau peut indiquer une défaillance de l'élément chauffant. Les données collectées par ces capteurs sont cruciales pour anticiper et prévenir les pannes thermiques.

### 3.2.4 Les capteurs de courant

Les capteurs de courant mesurent l'intensité du courant électrique circulant dans les appareils. Ils sont particulièrement utiles pour détecter les surcharges, les courts-circuits et les anomalies de consommation électrique. Une variation inhabituelle du courant peut indiquer des problèmes tels que des composants défectueux ou une usure excessive des pièces. Par exemple, un courant trop élevé dans un climatiseur peut signaler un moteur en surchauffe, nécessitant une intervention immédiate pour éviter des dommages plus importants.



Figure 23 : Capteur De Courant

### 3.2.5 Les capteurs de vibration

Les capteurs de vibration sont utilisés pour surveiller les mouvements mécaniques et les vibrations des appareils en fonctionnement. Ils sont particulièrement efficaces pour les équipements rotatifs tels que les moteurs, les ventilateurs et les compresseurs. Une vibration excessive ou irrégulière peut être le signe d'un déséquilibre, d'une usure des roulements ou d'un alignement incorrect des pièces. Par exemple, des vibrations anormales dans un aspirateur robot peuvent indiquer des problèmes de roue ou de moteur, nécessitant une maintenance corrective.



Figure 24 : Capteur De Vibration

### 3.2.6 Les capteurs de tension

Les capteurs de tension mesurent la différence de potentiel électrique à travers les composants des appareils. Ils sont essentiels pour surveiller la stabilité de l'alimentation électrique et détecter les variations de tension qui peuvent endommager les équipements électroniques sensibles. Une baisse ou une augmentation anormale de la tension peut signaler des problèmes d'alimentation ou de régulation. Par exemple, une fluctuation de la tension dans un système de sécurité domestique peut compromettre son



Figure 25 : Capteur De Tension

fonctionnement et sa fiabilité, nécessitant une intervention pour stabiliser l'alimentation électrique.

La collecte des données par ces capteurs se fait en temps réel, avec les informations transmises à un système centralisé pour analyse. Les capteurs utilisent généralement des réseaux sans fil tels que Wi-Fi et Zigbee pour envoyer les données collectées à un serveur central ou à une plateforme cloud. Cette transmission continue ou à intervalles réguliers permet de maintenir une surveillance constante des appareils et d'identifier rapidement toute anomalie. Les données sont ensuite stockées et traitées par des algorithmes d'intelligence artificielle pour détecter des tendances, des anomalies et des signes avant-coureurs de défaillances potentielles.

### **3.2.7 Bonnes pratiques pour la mise en œuvre**

#### **3.2.7.1 Collecte et Prétraitement des Données**

La collecte des données par les capteurs a constitué une phase cruciale et chronophage du projet, nécessitant une attention particulière pour garantir la qualité et la pertinence des informations recueillies. Cette étape a inclus plusieurs sous-phases essentielles.

##### **1. Collecte des Donnée.**

La collecte des données a impliqué l'intégration de capteurs de température, de courant, de vibration et de tension dans le système. Chaque capteur a été configuré pour transmettre en continu des lectures précises, nécessitant une période d'installation et de tests pour s'assurer de leur bon fonctionnement. Cette phase a été prolongée pour obtenir un échantillon de données représentatif, couvrant diverses conditions de fonctionnement des appareils. La collecte continue des données sur une période prolongée a permis de capturer des variations saisonnières et des anomalies ponctuelles, fournissant ainsi une base solide pour les analyses prédictives.

##### **2. Filtrage des Données.**

Une fois les données collectées, un filtrage initial a été effectué pour éliminer les valeurs aberrantes et les bruits. Ce processus de nettoyage des données a impliqué l'application de techniques statistiques et l'utilisation de filtres numériques pour s'assurer que seules des données fiables et pertinentes étaient conservées pour l'analyse ultérieure. Des algorithmes de détection d'anomalies ont été utilisés pour identifier et supprimer les lectures qui ne correspondaient pas aux modèles de comportement attendus, minimisant ainsi l'impact des erreurs de capteur et des interférences environnementales.

### **3.3 Traitement des Capteurs et Étalonnage.**

Afin d'améliorer la précision des prédictions, un étalonnage des capteurs a été réalisé en comparant les lectures de nouveaux capteurs avec celles d'anciens capteurs éprouvés. Cette comparaison a permis d'identifier et de corriger les dérives potentielles dans les lectures, assurant ainsi une cohérence et une fiabilité accrues des données. Des ajustements ont été effectués pour calibrer les capteurs et aligner les lectures sur des standards de référence. L'étalonnage a également impliqué des tests en conditions contrôlées pour vérifier la performance des capteurs dans différentes situations, garantissant ainsi une précision constante.

### **3.4 Adaptation des Flux de Données.**

Pour éviter une surcharge de données, une gestion efficace des flux de données a été mise en place. Cela a inclus la mise en œuvre de techniques de compression et de regroupement des données, permettant de réduire la volumétrie des données transmises sans compromettre leur intégrité. Des algorithmes d'échantillonnage adaptatif ont été utilisés pour ajuster la fréquence des relevés en fonction des besoins analytiques, assurant un flux de données équilibré et gérable. Cette gestion des flux a également permis d'optimiser l'utilisation des ressources du système, évitant les goulots d'étranglement et améliorant la réactivité globale.

### **3.5 Intégration et Synchronisation des Données.**

Une intégration harmonieuse des données provenant de divers capteurs a été essentielle pour une analyse cohérente. Des techniques de synchronisation ont été employées pour aligner les lectures de différents capteurs dans le temps, permettant une analyse corrélée des données. Cette intégration a également impliqué la normalisation des formats de données pour assurer une compatibilité et une interopérabilité optimales. Les données ont été agrégées dans une base de données centralisée, facilitant leur accès et leur traitement par les algorithmes d'intelligence artificielle.

### **3.6 Validation des Données.**

Enfin, une validation rigoureuse des données a été effectuée pour s'assurer de leur exactitude et de leur représentativité. Des tests de validation croisée ont été réalisés pour vérifier la cohérence des données avec les conditions réelles de fonctionnement des appareils. Cette étape a permis de garantir que les données utilisées pour l'entraînement des modèles d'IA étaient fiables et précises. La validation a également impliqué des comparaisons avec des jeux de données externes et des mesures manuelles pour vérifier l'exactitude des prédictions.

### **3.7 Optimisation Continue.**

Au-delà des phases initiales de collecte et de prétraitement, un processus d'optimisation continue a été mis en place. Cela comprend la surveillance constante des performances des capteurs et des algorithmes, ainsi que des ajustements réguliers basés sur les retours d'expérience et les nouvelles données collectées. Cette approche itérative permet de maintenir et d'améliorer la précision et l'efficacité du système de maintenance prédictive au fil du temps.

Ces étapes de collecte et de prétraitement des données ont été essentielles pour garantir la qualité et la pertinence des informations utilisées dans les modèles de prédiction, contribuant ainsi à l'efficacité et à la précision du système de maintenance prédictive. Le temps et les efforts investis dans cette phase ont jeté les bases pour des analyses robustes et des prédictions fiables, augmentant ainsi la valeur ajoutée de la solution proposée.

### **3.8 Personnalisation des interfaces**

#### **3.8.1 Adaptation des tableaux de bord en fonction des besoins des utilisateurs.**

La personnalisation des interfaces est une étape cruciale pour s'assurer que les tableaux de bord répondent aux besoins spécifiques des utilisateurs. L'adaptation des tableaux de bord en fonction des besoins des utilisateurs permet de présenter les informations les plus pertinentes de manière claire et accessible, facilitant ainsi la prise de décision. Dans le cadre de ce projet, les tableaux de bord ont été conçus pour offrir une visualisation intuitive et détaillée des données collectées par les capteurs installés dans l'environnement domestique. Les interfaces graphiques intègrent divers éléments tels que **des graphiques, des jauges et des diagrammes en secteurs** pour représenter la consommation d'énergie, le **comportement des systèmes HVAC**, et la **performance des capteurs**.

#### **3.8.2 Interprétation du Tableau de Bord –Alerte et Anomalie**

Le tableau de bord présenté offre une vue d'ensemble de la consommation électrique et de l'état de fonctionnement des appareils dans une maison intelligente. Il se compose de deux parties principales : la consommation d'électricité des différents systèmes et les alertes d'anomalies.

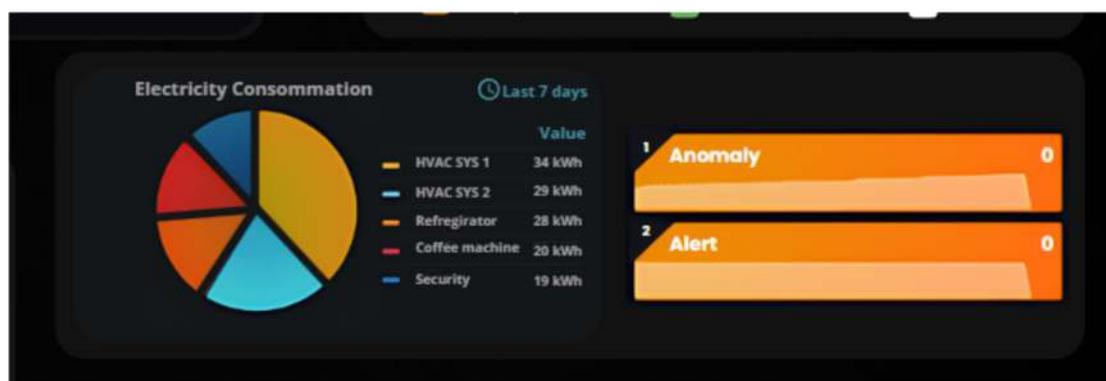


Figure 26 Dashboard Anomalie et Alerte

### Consommation Électrique

- HVAC SYS 1: 34 kWh
- HVAC SYS 2: 29 kWh
- Réfrigérateur : 28 kWh
- Machine à café : 20 kWh
- Sécurité : 19 kWh

### Anomalies et alerte.

- **Anomalies Déteçtées : 0**
- **Alertes : 0**

Ces indicateurs montrent que, pour la période récente, aucun dysfonctionnement majeur n'a été détecté par le système de maintenance prédictive. Les valeurs à zéro indiquent que les algorithmes d'IA n'ont pas trouvé d'écarts significatifs par rapport aux comportements attendus des appareils.

#### Détection d'Anomalies :

Les algorithmes de détection d'anomalies comparent les données en temps réel aux modèles de comportement normal. Toute déviation significative est marquée comme une anomalie.

Dans ce cas, aucune anomalie n'a été détectée, ce qui suggère que tous les appareils fonctionnent correctement dans les limites prévues

#### Alertes Proactives :

Si une anomalie était détectée, une alerte serait déclenchée pour notifier les utilisateurs de la nécessité d'une intervention.

Les alertes permettent de résoudre les problèmes avant qu'ils ne causent des pannes majeures ou des inefficacités énergétiques.

### 3.8.3 Interprétation du Tableau de Bord - Consommation par Maison

Ce tableau de bord présente la consommation énergétique de différentes maisons au fil du temps. Chaque ligne colorée représente une maison distincte, et les données montrent comment la consommation varie.

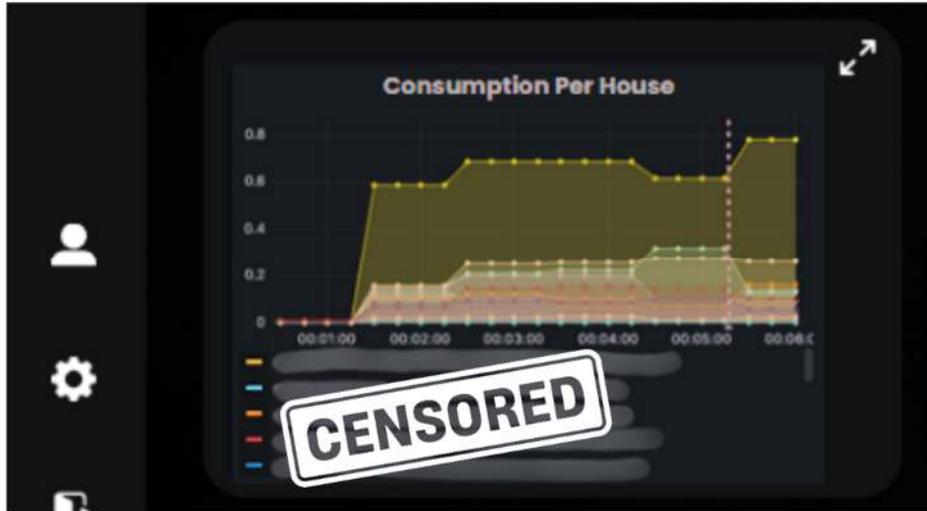


Figure 27 : Dashboard Consommation Par Maison

#### Analyse des Données

- **Axes :** L'axe vertical représente la consommation énergétique (**en kWh**), tandis que l'axe horizontal représente le temps.
- **Légende :** Chaque ligne de couleur correspond à une maison spécifique, identifiée par son immatriculation (**cachée ici pour des raisons de confidentialité**).
- **Tendances :** Les différentes maisons montrent des tendances de consommation variables. Certaines maisons ont une consommation stable, tandis que d'autres montrent des augmentations ou des diminutions marquées.

#### Importance et Rôle de l'IA

L'intelligence artificielle joue un rôle crucial dans l'analyse et l'optimisation de la consommation énergétique des maisons intelligentes.

##### Surveillance Continue :

L'IA surveille continuellement les données de consommation énergétique provenant des capteurs installés dans chaque maison.

Les algorithmes tels que la régression linéaire et les modèles LSTM analysent les tendances de consommation pour identifier les schémas et les anomalies.

##### Détection d'Anomalies :

Les modèles d'IA comparent les données en temps réel avec des modèles de comportement normal pour détecter toute anomalie dans la consommation.

Les fluctuations inhabituelles ou les écarts par rapport aux valeurs attendues peuvent déclencher des alertes, signalant un potentiel dysfonctionnement ou un gaspillage énergétique.

### 3.8.4 Interprétation du Tableau de Bord - Performance des Capteurs.

Ce tableau de bord présente la performance de différents capteurs utilisés pour la surveillance et l'analyse de la consommation énergétique et des conditions environnementales dans une maison intelligente. Chaque jauge indique la performance actuelle ou l'état d'un capteur spécifique.



Figure 28 : Dashboard Performance Des Capteurs

#### Analyse des données capteurs :

- **DS18B20 Digital Temp** : Indique une performance de **5%** et **77%**, ce qui suggère deux capteurs avec des durées de vie différentes. Le capteur à **77%** est probablement plus ancien.
- **SCT-013-000 Current** : Performance à **34%**, suggérant une utilisation modérée.
- **ACS712 Current** : Très faible performance à **0.3%**, indiquant qu'il est presque neuf ou utilisé rarement.
- **INA219 High Side DC** : Performance à **47%**, indiquant une utilisation modérée à élever.
- **ZMPT101B Voltage** : Performance à **32%**, également suggérant une utilisation modérée

#### Surveillance Continue :

L'IA surveille en temps réel les données provenant des capteurs, permettant de suivre l'état et la performance de chaque capteur.

Les algorithmes d'apprentissage automatique, tels que la régression linéaire et les modèles LSTM, sont utilisés pour analyser les tendances et détecter les anomalies dans les données des capteurs.

#### Maintenance Prédictive :

En utilisant des modèles prédictifs, l'IA peut anticiper les besoins de maintenance des capteurs et des équipements associés.

La détection précoce des signes de défaillance permet de planifier des interventions avant qu'une panne ne survienne, augmentant ainsi la durée de vie des capteurs et des appareils.

- Les capteurs anciens peuvent être utilisés pour étalonner les nouveaux capteurs, assurant des prédictions plus réalistes et précises. Cette méthode d'étalonnage a été choisie pour le long

terme apprentissage cela permettra de maintenir une précision élevée dans les mesures et les analyses pour des nouveaux capteurs sont introduits dans le système.

### 3.8.5 Interprétation du Tableau de Bord - Comportement du Système HVAC

Ce tableau de bord présente des informations détaillées sur le comportement d'un système HVAC (**Heating, Ventilation, and Air Conditioning**) dans une maison intelligente. Il se compose de plusieurs éléments clés : un graphique de tendance des températures, des valeurs de température maximales, moyennes et minimales, et un indicateur de performance.



Figure 29 : Dashboard Comportement HVAC

#### Graphique de Tendance des Températures

Le graphique montre les variations de la température du système HVAC sur une période donnée. Les fluctuations de température peuvent être observées en temps réel, permettant de visualiser les cycles de chauffage et de refroidissement.

#### Valeurs de Température

- **Température Maximale (Max) :** 22.5°C
- **Température Moyenne (Avg) :** 22.0°C
- **Température Minimale (Min) :** 21.2°C

L'indicateur de performance montre que le système HVAC fonctionne à **74%** de son efficacité optimale, avec une température réglée à **22°C**. Cela suggère **que le système est relativement stable**, mais il y a une marge d'amélioration pour atteindre une performance optimale.

#### Optimisation de l'Efficacité :

Les algorithmes peuvent suggérer des ajustements basés sur les données historiques et les conditions actuelles pour améliorer l'efficacité énergétique et réduire les coûts opérationnels.

#### Prévision et Maintenance :

La prévision des pannes potentielles et la planification de la maintenance basée sur les données peuvent prolonger la durée de vie du système et assurer un fonctionnement sans interruption.

### 3.8.6 Interprétation du Tableau de Bord – Performance CPU

Ce tableau de bord fournit également une visualisation graphique du nombre de tests réussis et échoués en fonction du temps, permettant aux utilisateurs de suivre l'évolution des performances du CPU et de repérer l'optimisation des modèles en backend de la Raspberry Pi5.



Figure 30 : Dashboard Performance CPU

L'adaptation des tableaux de bord en fonction des besoins des utilisateurs est essentielle pour assurer une utilisation optimale et une prise de décision informée. Par exemple, le graphe représentant l'indice de performance du CPU affiche un total de 947 tests réalisés avec succès, et autre 294 ont échoué.

- **Successful Test request : 947**
- **Failed test request : 294**

#### Optimisation de l'Efficacité Énergétique :

En surveillant continuellement la détectant les inefficacités, l'IA aide à optimiser l'utilisation des ressources énergétiques dans la maison.

Les utilisateurs peuvent ajuster l'utilisation de certains appareils en fonction des données fournies par le tableau de bord pour économiser de l'énergie.

#### Gestion de la Durée de Vie :

L'utilisateur peut suivre la gestion proactive des performance réduit les temps d'arrêt et assure une collecte continue et fiable des données.

- En personnalisant ces interfaces, il est possible d'offrir des insights spécifiques et pertinents qui répondent directement aux besoins et aux attentes des utilisateurs finaux, augmentant ainsi l'efficacité et la réactivité des actions de maintenance prédictive

### 3.8.7 Dashboard complète :



Figure 31 Dashboard Complète 1

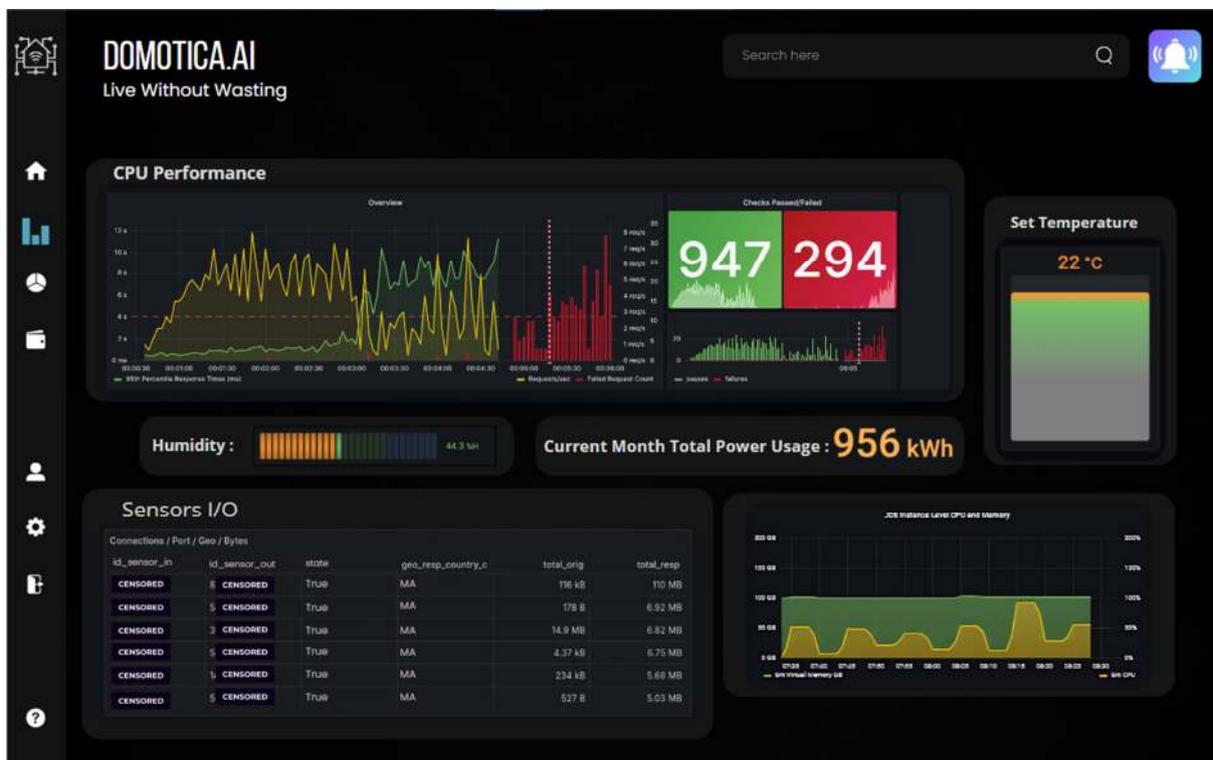


Figure 32 : Dashboard Complète 2

## Conclusion Générale

---

Ce projet de maintenance prédictive pour l'assistance domotique a démontré l'importance et les avantages de l'intégration de l'intelligence artificielle et des systèmes embarqués dans les maisons intelligentes. En exploitant des capteurs variés, des modèles d'IA tels que l'Isolation Forest, la Random Forest, les LSTM et la régression linéaire, et des outils de visualisation comme Grafana, nous avons pu mettre en place un système capable de surveiller en temps réel l'état des appareils domestiques, de détecter des anomalies et de prévoir les besoins de maintenance.

L'une des réalisations clés de ce projet a été la démonstration de la capacité à collecter, traiter et analyser efficacement les données provenant de divers capteurs pour fournir des alertes et des recommandations proactives. Cependant, le développement n'est pas sans défis. La nécessité d'optimiser constamment les modèles d'IA pour améliorer la précision des prédictions, de gérer les flux de données pour éviter la surcharge et d'intégrer de nouveaux capteurs pour une couverture plus complète sont des domaines à explorer.

Pour les développements futurs, il serait pertinent de :

1. **Améliorer les Algorithmes de Prédiction** : En intégrant des techniques d'apprentissage automatique plus avancées et en explorant des architectures de réseaux neuronaux plus complexes pour augmenter la précision des prédictions.
2. **Augmenter l'Évolutivité** : Développer des solutions pour gérer des volumes de données encore plus importants, notamment en utilisant des infrastructures de cloud computing et des bases de données distribuées.
3. **Intégration de Nouvelles Technologies** : Incorporer des capteurs plus sophistiqués et des technologies de communication émergentes pour améliorer la qualité et la rapidité des données collectées.
4. **Personnalisation et Adaptabilité** : Continuer à affiner les interfaces utilisateur pour répondre aux besoins spécifiques des différents utilisateurs, en rendant les tableaux de bord plus intuitifs et interactifs.

- 5. Collaboration et Partenariats :** Travailler avec des fabricants d'appareils et des experts en IA pour co-développer des solutions intégrées qui profitent de l'expertise collective pour des résultats optimaux.

En poursuivant ces directions, nous pouvons espérer non seulement améliorer la maintenance prédictive pour les maisons intelligentes, mais aussi ouvrir de nouvelles avenues pour des innovations qui transformeront la domotique en un domaine encore plus intelligent et efficace.

## Bibliothèque

---

- [1] "Predictive Maintenance in Industry 4.0: A Comprehensive Review", Journal of Industrial Engineering and Management, 2021.
- [2] "Implementation Guide for Predictive Maintenance", Maintenance Technology Magazine, 2020.
- [3] "Case Study: Predictive Maintenance in Renewable Energy", Renewable Energy Journal, 2019.
- [4] Site officiel de Scikit-Learn : [scikit-learn.org](https://scikit-learn.org).
- [5] Site officiel de TensorFlow : [tensorflow.org](https://tensorflow.org).
- [6] "Smart Home Technologies: An Overview", Smart Home Journal, 2022.
- [7] "Communication Protocols in Home Automation", Journal of Home Networking, 2021.
- [8] "Open-Source Home Automation Solutions", Open-Source Magazine, 2020.
- [9] "AI Techniques for Predictive Maintenance: A Review", Artificial Intelligence Journal, 2021.
- [10] "Machine Learning Approaches for Predictive Maintenance", IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020.
- [11] "Predictive Maintenance in Smart Home Systems", Smart Home Research Journal, 2019.
- [12] Jason Brownlee, "Deep Learning for Time Series Forecasting", Machine Learning Mastery, 2018.
- [13] "Design and Implementation of Predictive Maintenance Systems Using Edge Computing", Edge Computing Journal, 2021.
- [14] "Integrating IoT and AI for Predictive Maintenance in Smart Homes", Journal of IoT Research, 2020.
- [15] "Energy-Efficient Smart Home Automation", Journal of Green Engineering, 2019.
- [16] "Real-Time Data Processing in Predictive Maintenance", Real-Time Systems Journal, 2021.
- [17] "Challenges and Solutions in Predictive Maintenance for Home Automation", Home Automation Review, 2022.
- [18] "Implementation of Predictive Maintenance Using Raspberry Pi", Raspberry Pi Journal, 2020.
- [19] "Tensor Decomposition for Baseline and Anomaly Detection", IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020.
- [20] Raspberry Pi AI Integration: Intelligent assistants: <https://www.gmihub.com/blog/raspberry-pi-ai-integration/>