

Université de Paris Saclay

UFR Des Sciences

Master Électronique, Énergie Électrique et Automatique

Spécialité Automatique et traitement du signal et d'images

Année Universitaire 2023 – 2024

**Optimisation intelligente de l'énergie solaire pour le
chauffage d'un bâtiment tertiaire : Approche basée
sur le Machine Learning**

Réalisé par : Jugurta MAHLOUL

Maître de stage : Karim TOUATI

Tuteur : Hugues MOUNIER

Remerciement

Pour commencer ce rapport de stage, je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance envers mes tuteurs, Karim TOUATI et Thomas HOUOT, pour leur précieux soutien.

Tout d'abord, je souhaite remercier chaleureusement Monsieur Karim TOUATI pour m'avoir donné l'opportunité de faire mon stage au sein du laboratoire EnergyLAB. Son accompagnement attentif, ses conseils avisés et sa gentillesse ont été essentiels pour mon apprentissage professionnel.

De plus, je tiens à exprimer ma gratitude envers Monsieur Thomas HOUOT pour son encadrement bienveillant et ses orientations précieuses qui m'ont permis de développer mes compétences de manière significative.

Ces deux tuteurs exceptionnels ont été des mentors inspirants, et je me considère chanceux d'avoir eu l'opportunité d'apprendre à leurs côtés. Leur engagement envers ma réussite restera gravé dans mon parcours académique et professionnel.

Table des matières

I.	Introduction	7
1.	Présentation de l'organisme d'accueil	10
2.	Description de la Plateforme EnergyLAB.....	10
A.	Description du bâtiment	10
B.	Description des systèmes énergétiques.....	11
C.	CAPTEURS DE MESURE.....	14
3.	Données expérimentales et prétraitement pour la modélisation	16
II.	MODELES PREDICTIFS.....	19
4.	Utilisation du machine learning	20
5.	Traitement des données et discussion des résultats	21
A.	Entraînement du Modèle de Prédiction de la Température du Ballon.....	21
B.	Résultats et Discussion	22
C.	Validation du Modèle sur des Données Extérieures à l'Entraînement	24
D.	Problème Observé avec le Modèle	27
III.	Conclusion générale	32

Table des figures

Figure 1 Bâtiment de l'établissement où le stage a été réalisé	10
Figure 2 Ballon de stockage thermique.....	11
Figure 3 panneau solaire thermique	12
Figure 4 Dispositif de ventilation double flux	13
Figure 5 Onduleur et dispositif d'ilotage	14
Figure 6 Panneau solaire photovoltaïque	14
Figure 7 Capteur météorologique pour la mesure de la température extérieure	15
Figure 8 Dispositif de chauffage du bâtiment de l'EnergyLab	16
Figure 9 Exemple de données utilisées pour la prédiction de la température du ballon de stockage.....	18
Figure 10 Valeur de l'erreur obtenue lors de la prédiction	23
Figure 11 Graphe comparatif des valeurs de test et des prédictions	23
Figure 12 Boucle d'essai pour la prédiction de la température.....	25
Figure 13 Essai du 04/01/2024 à 5:19 au 05/01/2024 à 5:39	26
Figure 14 Essai du 07/01/2024 à 5:33 au 07/01/2024 à 5:25	26
Figure 15 Essai du 07/01/2024 à 5:33 au 07/01/2024 à 5:25	26
Figure 16 Boucle de test pour l'essai des prédictions.....	29
Figure 17 Essai du 06/01/2024 à 5:35 au 07/01/2024 à 5:12	30
Figure 18 Essai du 7/01/2024 à 5:22 au 08/01/2024 à 5:27	30

Résumé

Ce mémoire porte sur l'optimisation de l'énergie solaire pour le chauffage d'un bâtiment tertiaire, en utilisant des techniques avancées de machine Learning pour modéliser et prédire des comportements énergétiques complexes. Le projet s'inscrit dans le cadre d'une étude menée sur une période de deux ans, durant laquelle des données expérimentales ont été collectées à partir de capteurs installés sur le bâtiment en question. L'objectif principal est d'améliorer l'efficacité énergétique du bâtiment en exploitant au mieux les ressources solaires disponibles, tant pour le chauffage que pour la production d'électricité.

Introduction

INTRODUCTION

Encouragé par les efforts déployés à l'échelle mondiale pour dérèglement climatique, les scientifiques et les ingénieurs se sont engagés à minimiser et à inverser les effets néfastes des gaz à effets de serre sur l'environnement. Le réchauffement climatique se produit lorsque le dioxyde de carbone, libéré principalement par la combustion de combustibles fossiles (pétrole, gaz naturel et charbon) et d'autres gaz, tels que le méthane, l'oxyde nitreux, l'ozone, les CFC, les HCFC et la vapeur d'eau, s'accumulent dans la basse atmosphère. En raison de la croissance rapide de la population et de l'économie mondiales, en particulier dans les pays en développement, la consommation mondiale totale d'énergie a augmenté et devrait augmenter de 71 % entre 2003 et 2030[1]. Les combustibles fossiles continuent de fournir une grande partie de l'énergie utilisée dans le monde, et le pétrole reste la principale source d'énergie. Les combustibles fossiles sont donc les principaux contributeurs au réchauffement climatique.

La prise de conscience du réchauffement climatique s'est intensifiée ces derniers temps et a revigoré la recherche de sources d'énergie indépendantes des combustibles fossiles et contribuant moins au réchauffement climatique. Parmi les sources d'énergie alternatives aux combustibles fossiles, les sources d'énergie renouvelables telles que le solaire et l'éolien retiennent l'attention du public, car elles sont disponibles et ont moins d'effets négatifs sur l'environnement que les combustibles fossiles.

L'optimisation de l'énergie solaire pour le chauffage des bâtiments tertiaires représente un enjeu majeur dans le contexte actuel de transition énergétique. Ce projet vise à améliorer l'efficacité énergétique d'un bâtiment tertiaire en utilisant des techniques avancées de machine learning. Pour ce faire, nous avons collecté des données expérimentales sur une période de deux ans à l'aide de capteurs installés sur le bâtiment d'étude.

L'objectif principal du projet est de développer trois modèles prédictifs : un premier pour la température du ballon d'eau, un deuxième pour la température intérieure du bâtiment, et un troisième pour la température des panneaux solaires thermiques (PST). Cependant, à ce stade, seul le modèle de la température du ballon a été entièrement développé. Les autres modèles seront finalisés au cours des deux prochains mois de stage qui suivront la soutenance prévue pour début septembre.

Le modèle de la température du ballon d'eau est particulièrement crucial. Il utilise plusieurs paramètres en entrée : la température extérieure, la température du panneau solaire, la température actuelle du ballon, et le fonctionnement de la résistance électrique intégrée au ballon. Ce modèle permet de prévoir la température future du ballon, ce qui est essentiel pour gérer efficacement l'énergie thermique stockée et distribuée dans le bâtiment.

Pour modéliser ces relations complexes, des techniques de machine learning, en particulier les réseaux de neurones à mémoire à court et long terme (LSTM), ont été employées. Le processus de prétraitement des données, comprenant la normalisation, la gestion des valeurs manquantes

et la synchronisation des différentes séries de données, a été crucial pour assurer la précision et la fiabilité du modèle prédictif du ballon.

Les modèles restants, qui concernent la prédiction de la température intérieure du bâtiment et celle des PST, seront élaborés en suivant une approche similaire, avec l'intégration de données spécifiques à chaque modèle. Ces travaux futurs s'inscrivent dans la continuité du projet et visent à fournir une solution complète pour l'optimisation énergétique du bâtiment.

PRESENTATION DE L'ETABLISSEMENT

1. PRESENTATION DE L'ORGANISME D'ACCUEIL

EnergyForum est une entreprise spécialisée dans le domaine de l'énergie, axée sur la transition énergétique et l'optimisation des ressources renouvelables. Elle propose des solutions innovantes pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments, des industries et des infrastructures urbaines. Grâce à son expertise en ingénierie énergétique, en gestion intelligente des systèmes et en intégration des nouvelles technologies, Énergie Forum accompagne ses clients dans la réduction de leur empreinte carbone et l'optimisation de leur consommation énergétique.



Figure 1 Bâtiment de l'établissement où le stage a été réalisé

2. DESCRIPTION DE LA PLATEFORME ENERGYFORUM

A. Description du bâtiment

L'EnergyForum est une plateforme expérimentale qui va accompagner les acteurs économiques et la société civile dans ces transformations, en se focalisant particulièrement sur le pilotage de l'énergie.

Objectifs ciblés :

- Intégrer au sein d'un démonstrateur de multiples solutions techniques innovantes ;
- Développer et tester des solutions pour une meilleure gestion de l'énergie ;
- Travailler sur le confort thermique d'été grâce au développement de solutions de rafraîchissement passif ;
- Intégrer un volet économique de diminution des coûts des systèmes de pilotage ou de stockage
- Favoriser les logiques d'auto-consommation

Systèmes déployés

- Production d'électricité (photovoltaïque, pile à combustible)
- Production de la chaleur avec des collecteurs solaires thermiques
- Stockage d'énergie (ballon ECS, batterie),
- Chauffage et rafraîchissement (ventilation double flux).

B. Description des systèmes énergétiques

Le dispositif de l'EnergyLab comprend plusieurs systèmes énergétiques interconnectés visant à optimiser le stockage et l'utilisation de l'énergie thermique pour le chauffage d'un bâtiment. Voici une explication détaillée du fonctionnement de chaque composant clé de ce dispositif.

Ballon de Stockage de l'Énergie Thermique

Au cœur du système se trouve le ballon de stockage de l'énergie thermique. Ce ballon sert à stocker l'énergie calorifique captée par les panneaux solaires thermiques et à la distribuer lorsque cela est nécessaire. Il joue un rôle crucial dans la gestion de la chaleur au sein du bâtiment.



Figure 2 Ballon de stockage thermique

Panneau Solaire Thermique

Le panneau solaire thermique est responsable de la capture de l'énergie solaire et de son transfert sous forme de chaleur. Il chauffe un fluide caloporteur, qui circule ensuite dans un circuit reliant le panneau au ballon de stockage. La fonction principale de ce panneau est de fournir une source d'énergie renouvelable pour chauffer le ballon.



Figure 3 panneau solaire thermique

Pompe de Fluide Caloporteur

Une pompe de fluide caloporteur est intégrée dans le circuit entre le panneau solaire thermique et le ballon. Cette pompe fonctionne uniquement lorsque la température du panneau est supérieure à celle du ballon. Son rôle est de transférer la chaleur du fluide caloporteur chauffé par le panneau vers le ballon. Si la température du panneau est inférieure à celle du ballon, la pompe s'arrête pour éviter de diminuer la température du ballon, assurant ainsi une utilisation optimale de l'énergie thermique captée.

Circuit Secondaire et système Double Flux

Un deuxième circuit est mis en place entre le ballon de stockage et un système de ventilation double flux. La pompe de ce circuit a pour rôle de transférer la chaleur stockée dans le ballon vers la double flux à deux fonctions principales :

- Introduire de l'air frais extérieur dans le bâtiment pour chauffer l'intérieur.
- Extraire l'air intérieur vicié pour le rejeter à l'extérieur.

Cette circulation d'air permet de chauffer le bâtiment tout en renouvelant l'air, en remplaçant le CO₂ par de l'oxygène provenant de l'air extérieur.



Figure 4 Dispositif de ventilation double flux

Résistance de Chauffe

Une résistance de chauffe est placée sur le ballon de stockage. Cette résistance peut être activée pour chauffer le ballon lorsque l'apport des panneaux solaires n'est pas suffisant, notamment en hiver. Elle sert de complément pour garantir que le ballon de stockage reste à une température optimale pour fournir de la chaleur au bâtiment, assurant ainsi une continuité de chauffage même lorsque les conditions solaires sont défavorables.

Panneau Solaire Photovoltaïque

En plus des panneaux solaires thermiques, l'EnergyLab utilise des panneaux solaires photovoltaïques pour produire de l'électricité. Cette électricité est ensuite convertie et stockée via plusieurs composants :

- Onduleur : Il transforme le courant continu (DC) produit par les panneaux photovoltaïques en courant alternatif (AC) utilisable par les dispositifs électriques du bâtiment.
- Ilotage : Il transforme le courant AC en courant DC pour charger une batterie au lithium, permettant ainsi de stocker l'électricité pour une utilisation ultérieure.



Figure 5 Onduleur et dispositif d'ilotage



Figure 6 Panneau solaire photovoltaïque

Le dispositif de l'EnergyLab est un système complexe et bien intégré qui utilise des panneaux solaires thermiques, des pompes et des circuits de fluide caloporteur pour capturer, stocker et distribuer l'énergie thermique de manière efficace. Grâce à la double flux et à la résistance de chauffe, le système assure non seulement le chauffage du bâtiment mais aussi le renouvellement de l'air intérieur, optimisant ainsi le confort et l'efficacité énergétique.

C. CAPTEURS DE MESURE

Le dispositif de l'EnergyLab est équipé de divers capteurs qui collectent des données cruciales pour la prédiction des modèles. Ces capteurs incluent :

Capteurs de Température

- Un capteur au niveau du panneau solaire thermique pour mesurer sa température.
- Trois capteurs sur le ballon de stockage pour mesurer les températures en haut, au milieu et en bas du ballon.
- Des capteurs de température intérieure placés dans chaque pièce du bâtiment pour surveiller le climat intérieur.
- Un capteur de température extérieure pour suivre les conditions météorologiques.



Figure 7 Station météorologique pour la mesure de la température extérieure

Capteurs de Pression

Deux capteurs mesurant la pression de soufflage et de reprise de la double flux, essentiels pour comprendre la dynamique de l'air dans le bâtiment.

Capteur d'irradiance solaire

Mesure l'intensité du rayonnement solaire, permettant de quantifier l'énergie solaire disponible.

Capteurs de Fonctionnement des Pompes

- Un capteur pour surveiller le fonctionnement de la pompe du fluide caloporteur.
- Un capteur pour surveiller le fonctionnement de la pompe de la double flux

Capteur de puissance photovoltaïques

Mesure la puissance produite par les panneaux photovoltaïques, fournissant des informations sur la production d'énergie électrique.

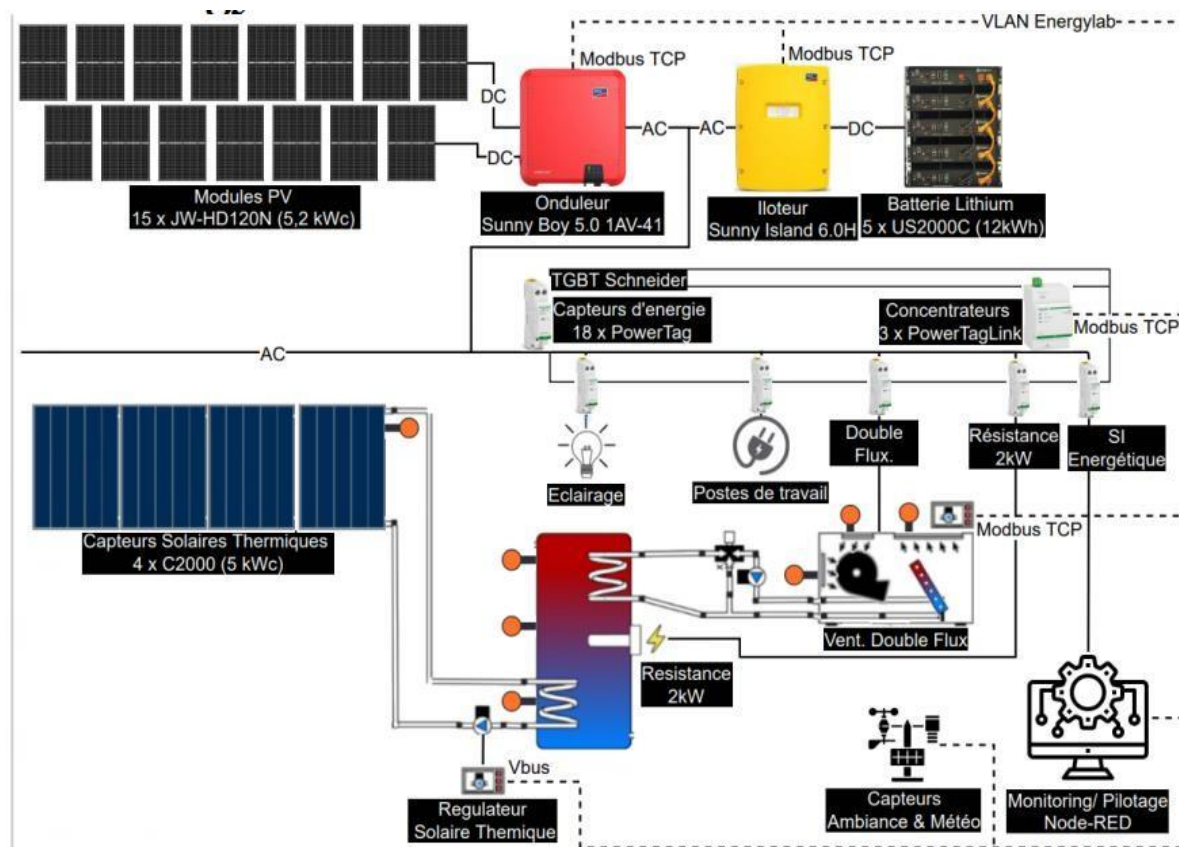


Figure 8 Dispositif de chauffage du bâtiment de l'EnergyLab

3. DONNEES EXPERIMENTALES ET PRETRAITEMENT POUR LA MODELISATION

Dans le cadre de ce mémoire, les données expérimentales jouent un rôle central pour la prédiction des modèles énergétiques du bâtiment. Les données ont été collectées sur une période de deux ans à partir de divers capteurs installés sur le système de gestion énergétique du bâtiment, comprenant des mesures de température, de pression, de puissance photovoltaïque, et de fonctionnement des pompes. Ces données sont essentielles pour comprendre les interactions complexes entre les différents éléments du système et pour développer des modèles prédictifs fiables.

Qualité des Données et Relations Entre les Variables

La qualité des données est primordiale pour obtenir des modèles de prédiction précis et fiables. Les données collectées montrent des relations dynamiques complexes entre les différentes variables du système énergétique, ce qui les rend cruciales pour la modélisation.

Par exemple, l'augmentation de la température du panneau solaire thermique (PST) entraîne une élévation de la température du ballon de stockage. Lorsque la température du PST dépasse

celle du ballon, la pompe du fluide caloporteur s'active pour transférer la chaleur du PST au ballon. En revanche, si la température du PST devient inférieure à celle du ballon, la pompe s'arrête pour éviter de refroidir le ballon en transférant de la chaleur dans l'autre sens.

Un autre phénomène observé est que la température du ballon diminue lorsque la double flux est en marche, c'est-à-dire lorsque la pression de soufflage est différente de zéro. Cela s'explique par le fait que la double flux extrait de l'air du bâtiment, ce qui provoque une perte de chaleur dans le ballon.

En l'absence de fonctionnement des pompes, que ce soit celle du fluide caloporteur ou de la double flux, la température du ballon décroît naturellement en raison des échanges de chaleur avec la pièce où il est installé. Ce phénomène est dû à l'isolation imparfaite du ballon, qui permet un transfert de chaleur passif entre le ballon et son environnement.

L'activation de la résistance électrique du ballon contribue également à l'élévation de sa température, agissant comme un moyen de chauffage supplémentaire lorsque les apports solaires sont insuffisants, particulièrement en hiver.

La température du PST est aussi influencée par des facteurs externes, notamment l'irradiance solaire et la température extérieure. Par ailleurs, la température intérieure du bâtiment augmente lorsque la double flux est en marche, car elle injecte de l'air réchauffé dans les pièces. Cette température intérieure dépend également de l'irradiance solaire qui pénètre par les fenêtres du bâtiment et de la température extérieure.

Ces relations soulignent l'interdépendance entre les différentes composantes du système énergétique, démontrant l'importance de prendre en compte l'ensemble de ces variables pour une modélisation précise et efficace.

Prétraitement et Nettoyage des Données

Avant de pouvoir utiliser ces données pour la modélisation, un important travail de nettoyage et de prétraitement a été réalisé. Les données brutes présentaient certaines incohérences et des valeurs manquantes, qui ont été traitées de manière à garantir leur exploitabilité.

L'une des étapes cruciales a été le traitement du datetime, qui augmente par intervalles de 10 minutes. Cette granularité temporelle permet de capturer les variations rapides des paramètres du système tout en conservant une vue d'ensemble sur l'évolution des conditions au fil du temps.

Par ailleurs, certaines colonnes n'étaient pas parfaitement synchronisées, avec un décalage de quelques secondes (par exemple, 3 secondes) entre les différentes séries temporelles. Ce décalage a été corrigé pour assurer que toutes les données soient alignées temporellement, garantissant ainsi une cohérence dans les relations entre les différentes variables.

Traitement des Valeurs du PST

Un autre aspect critique du prétraitement concernait les données de la température du PST. Il a été décidé d'annuler les valeurs de la température du PST lorsque la pompe du fluide caloporteur était à l'arrêt. En effet, lorsque la pompe est désactivée, il n'y a pas d'échange de chaleur entre le ballon de stockage et le panneau solaire thermique, rendant ces valeurs non pertinentes pour l'analyse du système énergétique. Cette approche a permis de nettoyer les données de toute information potentiellement trompeuse et d'améliorer la qualité des prédictions.

Grâce à ce processus rigoureux de nettoyage et de prétraitement, les données expérimentales ont été transformées en un ensemble de données fiable et exploitable pour la modélisation. Ces données permettent de développer des modèles prédictifs capables d'optimiser la gestion énergétique du bâtiment en prenant en compte les interactions complexes entre les différentes variables du système. Le travail effectué sur ces données garantit une meilleure précision des modèles et, par conséquent, une gestion énergétique plus efficace et durable.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	datetime	Temp_MB	TEMP_EXT	TEMP_PST	PRESS_SFL	FON_PMP_DF	Fonc_pompe	TEMP_TLAB	FONC_RESIS
2	2022-12-12 08:54:00	38,5	1,8	0	686	0	0	16,1	1962
3	2022-12-12 09:04:00	38,5	1,8	0	717	5	0	16,1	1947
4	2022-12-12 09:14:00	38,5	1,8	0	700	5	0	16,1	1939
5	2022-12-12 09:24:00	38,5	1,8	0	681	0	0	16,1	1931
6	2022-12-12 09:34:00	38,5	1,8	66	689	5	100	16,1	1940
7	2022-12-12 09:44:00	38,6	1,8	39,9	694	5	100	16,1	1938
8	2022-12-12 09:54:00	38,7	1,8	41,7	697	5	100	16,1	1955
9	2022-12-12 10:04:00	38,9	1,8	42,9	701	5	100	16,1	1928
10	2022-12-12 10:14:00	39,6	1,8	43,8	719	5	100	16,1	1964
11	2022-12-12 10:24:00	39,8	4,1	45	695	5	100	16,9	1964
12	2022-12-12 10:34:00	40,5	4,1	45,8	698	5	100	16,9	1960
13	2022-12-12 10:44:00	41	4,1	45,4	703	5	100	16,9	1968
14	2022-12-12 10:54:00	41,6	4,1	44,9	715	5	100	16,9	1968
15	2022-12-12 11:04:00	42,1	5,7	43,6	662	0	100	17,7	1981
16	2022-12-12 11:14:00	42,1	6,1	43,2	691	0	100	17,9	1975
17	2022-12-12 11:24:00	42,5	6,4	43,1	710	5	100	18,1	1988
18	2022-12-12 11:34:00	42,6	6,7	41,4	694	5	100	18,3	1943
19	2022-12-12 11:44:00	42,6	7	0	702	0	0	18,5	1942
20	2022-12-12 11:54:00	42,5	7,2	0	706	5	0	18,7	1899
21	2022-12-12 12:04:00	42,5	7,3	0	720	5	0	18,8	1945
22	2022-12-12 12:14:00	42,5	7,4	0	699	5	0	19	1965
23	2022-12-12 12:24:00	42,5	7,5	0	716	5	0	19	1965
24	2022-12-12 12:34:00	42,4	7,6	0	702	5	0	19,1	1952
25	2022-12-12 12:44:00	42,3	7,6	0	725	5	0	19,3	1958
26	2022-12-12 12:54:00	42,3	7,6	0	711	5	0	19,4	1953
27	2022-12-12 13:04:00	42,3	7,6	0	713	5	0	19,5	1959
28	2022-12-12 13:14:00	42,3	7,6	0	726	5	0	19,5	1902
29	2022-12-12 13:24:00	42,2	7,5	0	692	5	0	19,5	1890
30	2022-12-12 13:34:00	42,1	7,5	0	688	5	0	19,6	1915
31	2022-12-12 13:44:00	42,2	7,4	0	692	5	0	19,7	1919
32	2022-12-12 13:54:00	42,2	7,3	0	709	5	0	19,7	1912
33	2022-12-12 14:04:00	42,2	7,3	0	684	5	0	19,8	1904
34	2022-12-12 14:14:00	42,1	7,3	0	728	5	0	19,9	1908
35	2022-12-12 14:24:00	42,1	7,3	0	721	5	0	19,9	1929
36	2022-12-12 14:34:00	42,1	7,3	0	691	5	0	20	1918
37	2022-12-12 14:44:00	42,1	7,3	0	689	5	0	20	1958
38	2022-12-12 14:54:00	42,1	7,4	0	679	5	0	20	1948

Figure 9 Exemple de données utilisées pour la prédiction de la température du ballon de stockage

MODELES PREDICTIFS

1. UTILISATION DU MACHINE LEARNING

Dans le cadre de ce projet, l'objectif principal est de prédire la température du ballon de stockage de l'énergie thermique sur une période de 6 heures à partir des données disponibles. Les méthodes de machine learning, en particulier les réseaux de neurones, se sont révélées particulièrement adaptées à ce type de problème pour plusieurs raisons.

Pourquoi Utiliser le Machine Learning ?

Les systèmes énergétiques, comme celui étudié dans ce projet, sont caractérisés par des dynamiques complexes et des interactions non linéaires entre de multiples variables. Les méthodes traditionnelles de modélisation physique, bien que puissantes, peuvent s'avérer insuffisantes ou trop simplifiées pour capturer toutes les nuances du comportement du système. Le machine learning, en revanche, permet de construire des modèles à partir des données réelles collectées sur le terrain. Ces modèles apprennent directement les relations complexes entre les variables, ce qui les rend particulièrement efficaces pour des prédictions précises.

Introduction aux Réseaux de Neurones LSTM

Parmi les nombreuses approches de machine learning, les réseaux de neurones à mémoire à long terme (LSTM, pour Long Short-Term Memory) ont été sélectionnés pour ce projet. Les réseaux LSTM sont une variante des réseaux de neurones récurrents (RNN), spécifiquement conçus pour traiter et prédire des séries temporelles.

Les LSTM sont particulièrement adaptés à la modélisation des séquences de données, comme celles que nous avons ici, où les observations sont liées entre elles dans le temps. Contrairement aux réseaux de neurones classiques, les LSTM possèdent des mécanismes internes qui leur permettent de mémoriser des informations sur de longues séquences de temps, de gérer des dépendances temporelles complexes, et de ne pas être affectés par les problèmes de gradient qui peuvent survenir dans d'autres types de réseaux récurrents.

Pourquoi le LSTM pour Ce Projet ?

Dans notre contexte, les données sont collectées toutes les 10 minutes, ce qui crée une série temporelle dense et régulière. Cette granularité temporelle est essentielle, car elle nous permet de capturer des variations rapides et subtiles dans les températures et les autres variables du système. Cependant, pour prédire efficacement la température du ballon sur une période prolongée, comme les 6 heures suivantes, il est crucial de disposer d'un modèle capable de comprendre et d'exploiter les relations temporelles à court et long terme dans les données.

C'est ici que les LSTM se révèlent particulièrement puissants. En utilisant les données historiques pour capturer les tendances et les schémas récurrents, les LSTM peuvent prédire la température du ballon à court terme (par exemple, dans 10 minutes) ainsi qu'à long terme (jusqu'à 6 heures). Ce type de prédiction est indispensable pour optimiser le fonctionnement du système énergétique, anticiper les besoins en chaleur, et maximiser l'efficacité du stockage et de la distribution de l'énergie.

Ainsi, l'utilisation de LSTM nous permet de tirer parti de la richesse des données temporelles pour faire des prédictions précises, robustes et opérationnellement utiles, contribuant à une meilleure gestion de l'énergie dans le bâtiment étudié.

2. TRAITEMENT DES DONNEES ET DISCUSSION DES RESULTATS

A. Entraînement du Modèle de Prédiction de la Température du Ballon

L'entraînement du modèle de prédiction de la température du ballon a été réalisé sur une période spécifique, du 15 octobre 2022 au 15 avril 2023. Cette période a été choisie en raison de la nécessité accrue de chauffage durant les mois les plus froids, ce qui rend crucial une modélisation précise du comportement thermique du système. Notre objectif est de développer un modèle capable de prédire efficacement la température du ballon dans cette plage de données, en tenant compte des interactions complexes entre les différentes variables du système.

Création des Séquences pour l'Entraînement

Pour préparer les données en vue de l'entraînement, une fonction `create_sequences` a été développée. Cette fonction crée des séquences temporelles à partir des données collectées toutes les 10 minutes. L'idée est de capturer les variations des températures et des pressions de soufflage dans le temps, en tenant compte de l'effet des conditions initiales sur les prévisions futures. Dans notre cas, les entrées du modèle comprennent :

- Température du ballon (Temp_MB) à l'instant t
- Température extérieure (TEMP_EXT) à $t+1$
- Température du panneau solaire thermique (TEMP_PST) à $t+1$
- Pression de soufflage (PRESS_SFL) à $t+1$
- Fonctionnement de la résistance (FONC_RESIS) à $t+1$

La sortie du modèle est la température du ballon à l'instant $t+1$, que nous cherchons à prédire. En structurant ainsi les séquences, le modèle est en mesure d'apprendre les relations temporelles entre les différentes variables et leur influence sur la température du ballon.

Prétraitement et Normalisation des Données

Les données ont été normalisées à l'aide d'un MinMaxScaler pour s'assurer que toutes les variables d'entrée sont sur la même échelle. Cela est essentiel pour le bon fonctionnement des réseaux de neurones, car des différences d'échelle trop grandes entre les variables peuvent entraîner des difficultés d'entraînement et des prédictions moins précises.

Les données normalisées sont ensuite utilisées pour créer les séquences d'entraînement et de test. Les données sont divisées en ensembles d'entraînement et de test avec un ratio de 90/10, garantissant ainsi une bonne représentation des données pour l'apprentissage tout en conservant un ensemble de test significatif pour évaluer la performance du modèle.

En résumé, le processus d'entraînement de ce modèle repose sur une solide compréhension des dynamiques temporelles du système énergétique étudié et utilise des techniques avancées pour assurer une prédiction précise de la température du ballon, élément crucial pour l'optimisation de la gestion thermique du bâtiment.

B. Résultats et Discussion

Après plusieurs itérations de réglages sur le choix des variables d'entrée et l'architecture du modèle, nous avons abouti à une configuration optimale pour la prédiction de la température du ballon. Les ajustements ont concerné à la fois les entrées du modèle et la structure du réseau de neurones.

Configuration Finale du Modèle

La configuration finale repose sur un modèle LSTM comprenant deux couches principales :

Première couche LSTM avec 120 neurones : Cette couche est responsable de capturer les dépendances temporelles complexes entre les variables d'entrée. L'augmentation du nombre de neurones a permis d'améliorer la capacité du modèle à apprendre des séquences de données plus longues et à saisir les nuances des interactions entre les variables.

Couche de sortie avec 1 neurone : Cette couche génère la prédiction finale de la température du ballon à l'instant $T+1$.

Cette configuration a été choisie après avoir testé plusieurs alternatives. Nous avons observé que l'ajout d'une seconde couche LSTM ou la modification du nombre de neurones dans la première couche n'améliorait pas significativement les performances, et parfois même les dégradait en augmentant la complexité sans gain tangible en précision.

Performance du Modèle

Les résultats obtenus avec cette configuration sont très satisfaisants. L'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles des données de test a atteint une valeur extrêmement faible, de l'ordre de $2,7 \times 10^{-5}$. Cette erreur quasi nulle indique que le modèle est capable de prédire la température du ballon avec une grande précision.

```
[ ] # Évaluer le modèle  
loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)  
print(f'Loss: {loss}')
```

Loss: 2.7073956516687758e-05

Figure 10 Valeur de l'erreur obtenue lors de la prédiction

Pour évaluer visuellement la performance du modèle, nous avons superposé les courbes des valeurs de test réelles et des valeurs prédites sur un même graphique. Les courbes se sont révélées presque identiques, montrant que le modèle suit de très près l'évolution réelle de la température du ballon au fil du temps. Cette correspondance visuelle renforce la confiance dans la capacité du modèle à généraliser sur des données nouvelles et à fournir des prédictions fiables.

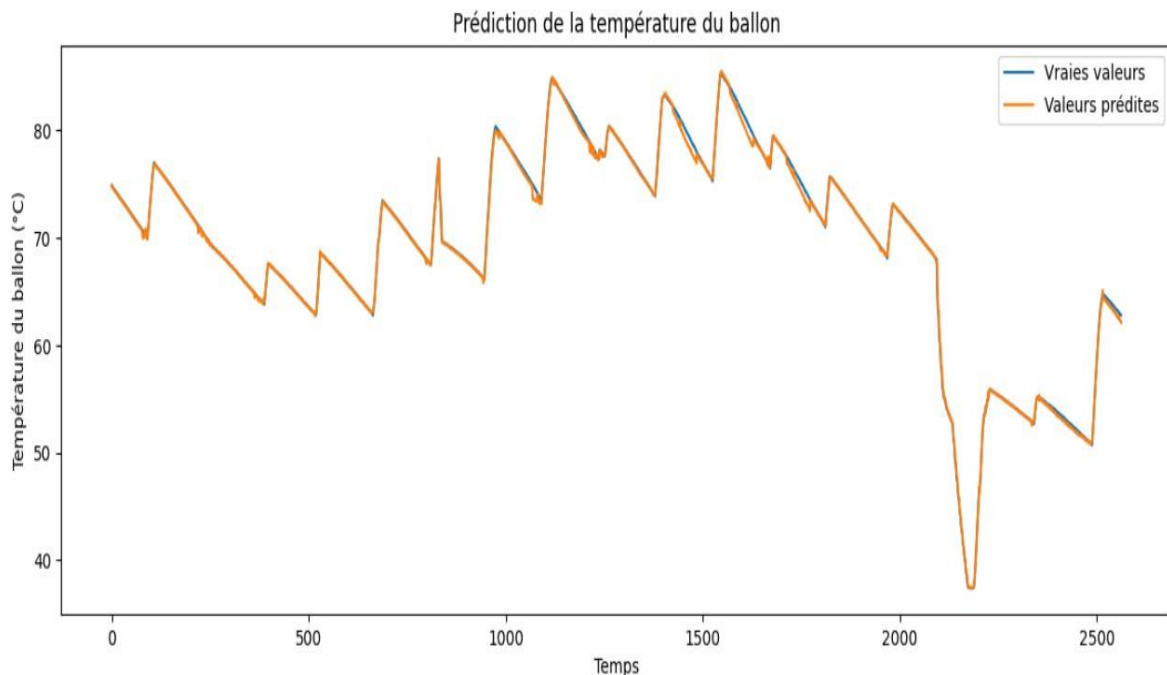


Figure 11 Graphe comparatif des valeurs de test et des prédictions

Analyse et Discussion

Les résultats obtenus démontrent que le modèle LSTM est bien adapté à ce type de problème de prédiction temporelle dans un contexte de gestion de l'énergie thermique. La faible erreur

entre les valeurs prédites et les valeurs réelles confirme la validité de l'approche choisie et la qualité de l'entraînement du modèle.

Il est important de noter que la sélection des variables d'entrée a joué un rôle crucial dans l'obtention de ces résultats. Les variables telles que la température extérieure, la température du panneau solaire thermique, la pression de soufflage, et le fonctionnement de la résistance ont toutes montré une influence significative sur l'évolution de la température du ballon, justifiant leur inclusion dans le modèle.

En conclusion, le modèle final non seulement répond aux exigences de précision pour la gestion thermique du bâtiment, mais il est également suffisamment robuste pour être utilisé comme outil de prédiction dans des conditions variées. Ces résultats constituent une base solide pour l'optimisation future des stratégies de gestion de l'énergie thermique dans le bâtiment étudié.

C. Validation du Modèle sur des Données Extérieures à l'Entraînement

Pour évaluer la robustesse de notre modèle LSTM, nous avons testé ses performances sur un ensemble de données indépendantes, distinctes de celles utilisées pour l'entraînement. L'objectif était de vérifier si le modèle pouvait bien généraliser et prédire la température du ballon dans des conditions différentes de celles qu'il a apprises.

Méthodologie de Test

Pour cela, nous avons créé une fonction de prédiction qui utilise le modèle pour générer des prévisions de la température du ballon. Cette fonction a été appliquée à un ensemble de données issues de la période hivernale, spécifiquement en décembre et janvier de l'année 2023/2024. Ces mois ont été choisis pour tester le modèle dans des conditions climatiques rigoureuses, où la demande de chauffage est généralement plus élevée.

Le script de validation utilise une boucle pour prédire la température du ballon sur une période spécifique. À chaque itération, la température actuelle du ballon est comparée avec la température prédite, en tenant compte de variables telles que la température extérieure, la température du PST, la pression de soufflage, et le fonctionnement de la résistance. Les

prédictions sont ensuite enregistrées pour être comparées aux valeurs réelles, ce qui permet d'évaluer la précision du modèle.

Voici un extrait de la boucle utilisée pour cette prédiction :

```
# Essaie sur des données réelles(Trois jours)
temp_mb = data_essaie['TEMP_MB'] # Température du ballon à T
temp_ext = data_essaie['TEMP_EXT'] # Température extérieure à T+1
temp_pst = data_essaie['TEMP_PST'] # Température du PST à T+1
press_sfl = data_essaie['PRESS_SFL'] # Pression de soufflage à T+1
temp_tlab = data_essaie['TEMP_TLAB'] # Température du thermolab à T+1
fonc_resis=data_essaie['FONC_RESIST'] # Température du thermolab à T+1

# Prédiction temp_exterieure_1h, temp_panneau, temp_ballon_t0,press_sfl,fonc_resis):
predictions = []
temp_MB = []
for i in range(5803,5916):
    predicted_temp_ballon = predict_temperature_balloon(model, scaler, temp_ext[i+1],temp_pst[i+1] , temp_mb[i],press_sfl[i+1],fonc_resis[i+1])
    predictions.append(predicted_temp_ballon)
    current_temp_ballon = predicted_temp_ballon
    temp_MB.append(temp_mb[i])

plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.plot(predictions, label='Valeurs prédites')
plt.plot(temp_MB, label='Vraies valeurs')
plt.title('Prédiction de la température du ballon')
plt.xlabel('Temps')
plt.ylabel('Température du ballon (°C)')
plt.legend()
plt.show()
```

Figure 12 Boucle d'essai pour la prédiction de la température

Analyse des Résultats

Les résultats de cette validation montrent une bonne correspondance entre les valeurs prédites par le modèle et les vraies valeurs mesurées. Sur le graphique résultant, les courbes des températures prédites et réelles suivent des trajectoires similaires, ce qui indique que le modèle est capable de reproduire fidèlement les variations de la température du ballon.

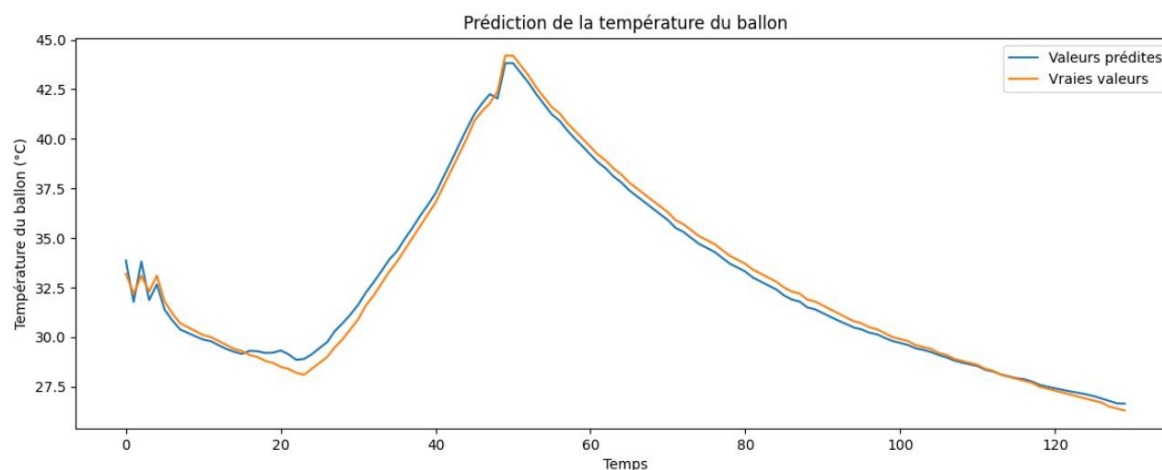


Figure 13 Essai du 04/01/2024 à 5:19 au 05/01/2024 à 5:39

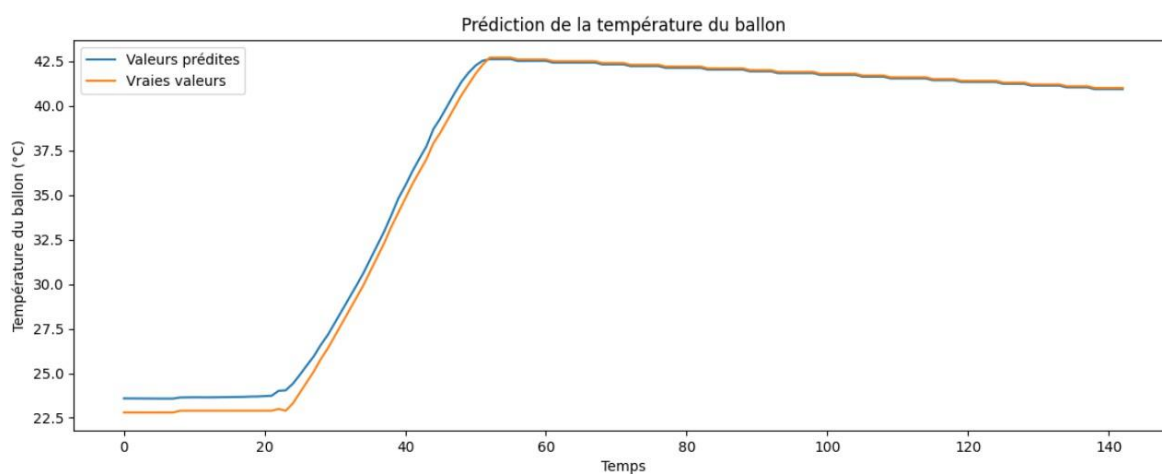


Figure 14 Essai du 07/01/2024 à 5:33 au 07/01/2024 à 5:25

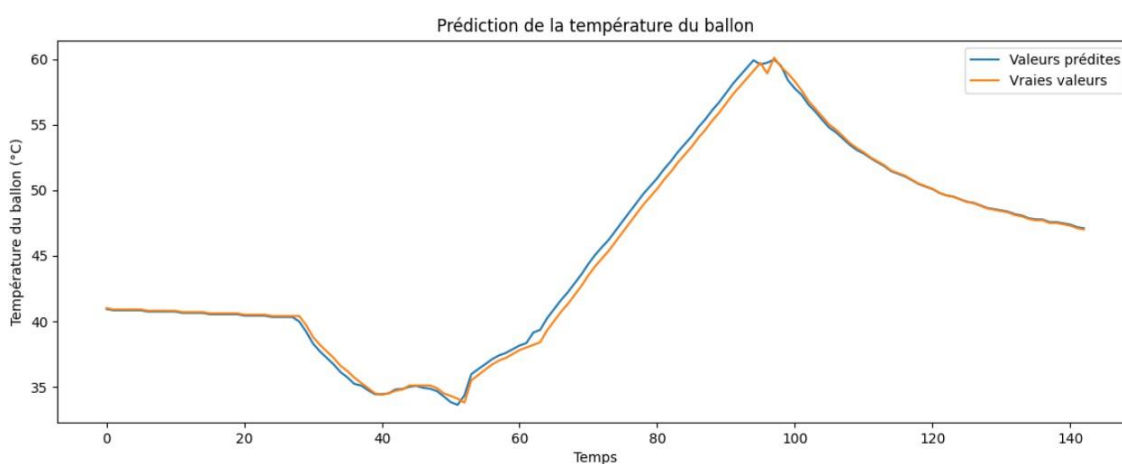


Figure 15 Essai du 07/01/2024 à 5:33 au 07/01/2024 à 5:25

Il est toutefois normal de constater quelques écarts entre les prédictions et les valeurs réelles. Ces différences peuvent être attribuées à plusieurs facteurs :

- Variabilité des Conditions Climatiques : Durant l'hiver, les conditions peuvent être plus extrêmes et moins prévisibles, ce qui peut parfois affecter la précision des prévisions.
- Complexité des Interactions Thermiques : Le système de chauffage et de gestion thermique du bâtiment comporte de nombreuses interactions non linéaires et dynamiques entre ses composants (ballon, panneaux solaires, pompes, etc.), rendant la prédiction parfois plus complexe.
- Limites du Modèle : Même un modèle performant comme le LSTM peut avoir des limites lorsqu'il est confronté à des situations très différentes de celles sur lesquelles il a été entraîné.

En dépit de ces petits écarts, les résultats sont globalement très satisfaisants. Le modèle a démontré sa capacité à généraliser sur des données non vues, ce qui est crucial pour son utilisation pratique dans la gestion thermique du bâtiment.

Cette étape de validation conforte l'idée que le modèle LSTM est non seulement précis, mais aussi robuste face à des variations saisonnières et climatiques.

Test du Modèle sur des Données Réelles : Prédiction sur 6 Heures

Pour évaluer la performance du modèle LSTM dans des conditions réelles, nous avons développé une fonction permettant de prédire la température du ballon pour les six heures à venir. Cette fonction utilise la température du ballon à un instant initial (t_0) ainsi que les données d'entrée pour les six heures suivantes, telles que la température extérieure, la température du panneau solaire, la pression de soufflage, et le fonctionnement de la résistance.

La particularité de cette approche réside dans la mise à jour progressive de la température du ballon à chaque itération de la boucle, où la prédiction de la température à un instant donné devient l'entrée pour la prédiction suivante. Ainsi, la température du ballon évolue en fonction des conditions futures prédites, ce qui simule une prédiction en chaîne sur plusieurs heures.

D. Problème Observé avec le Modèle

Cependant, un problème a été observé lors de la prédiction de la température du ballon dans des scénarios où les données d'entrée, à savoir la température du panneau solaire, la pression de soufflage, et le fonctionnement de la résistance, sont toutes nulles. Dans ces cas, la température du ballon dépend principalement de la température de la pièce où il est situé (appelée température du thermolab). Malheureusement, cette relation est indirecte et complexe, ce qui rend difficile l'intégration directe de la température du thermolab dans le modèle de prédiction.

Lorsque ces conditions sont remplies, le modèle LSTM ne parvient pas à prédire correctement la diminution de la température du ballon, car il n'a pas appris à modéliser cette interaction particulière entre la température du ballon et la température ambiante.

Solution Proposée : Ajustement de la Prédiction

Pour pallier ce problème, nous avons introduit des conditions supplémentaires dans la boucle de prédiction. Nous avons observé que, dans les cas où les données d'entrée sont nulles, la température du ballon diminue de manière linéaire. Cette diminution peut être approximée par une droite de la forme $y = Ax + B$, où :

- B : représente la température initiale du ballon à t_0 .
- A : est la pente de la droite, qui dépend de la différence entre la température initiale du ballon et la température du thermolab. Plus cette différence est grande, plus la pente est négative, ce qui signifie que la température du ballon diminue plus rapidement.

La logique derrière cette approche est que, lorsqu'il n'y a pas d'apports énergétiques externes (comme le chauffage ou la circulation du fluide caloporteur), la température du ballon tend à se stabiliser vers la température ambiante, en fonction de l'isolation thermique du ballon et de l'environnement.

Voici comment cette approche a été mise en œuvre dans le code :

```

# Essai sur des données réelles
temp_mb = data_essai['TEMP_MB'] # Température du ballon à T
temp_ext = data_essai['TEMP_EXT'] # Température extérieure à T+1
temp_pst = data_essai['TEMP_PST'] # Température du PST à T+1
press_sfl = data_essai['PRESS_SFL'] # Pression de soufflage à T+1
fonc_resis = data_essai['FONC_RESIST'] # Fonctionnement de la résistance à T+1
temp_tlab = data_essai['TEMP_TLAB'] # Température du thermolab à T+1
current_temp_ballon = 39.3

# Prédiction
predictions = []
temp_MB = []
diff = None
x = 1

for i in range(4918, 5061):
    if temp_pst[i+1] == 0 and fonc_resis[i+1] == 0 and press_sfl[i+1] == 0:
        if x == 1:
            temp_bal = temp_mb[i]
            diff = temp_mb[i] - temp_tlab[i]
            if 50 <= diff <= 60:
                current_temp_ballon = -0.044 * x + temp_bal
            elif 40 <= diff < 50:
                current_temp_ballon = -0.0415 * x + temp_bal
            elif 30 <= diff < 40:
                current_temp_ballon = -0.038 * x + temp_bal
            elif 22 <= diff < 30:
                current_temp_ballon = -0.021 * x + temp_bal
            elif 18 <= diff < 22:

```

```

current_temp_ballon = -0.016 * x + temp_bal
elif 12 <= diff < 18:
    current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal
elif 5 <= diff < 12:
    current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal
elif 0 <= diff < 5:
    current_temp_ballon = -0.00001 * x + temp_bal
x += 1
else:
    if 50 <= diff <= 60:
        current_temp_ballon = -0.044 * x + temp_bal
    elif 40 <= diff < 50:
        current_temp_ballon = -0.0415 * x + temp_bal
    elif 30 <= diff < 40:
        current_temp_ballon = -0.038 * x + temp_bal
    elif 22 <= diff < 30:
        current_temp_ballon = -0.021 * x + temp_bal
    elif 18 <= diff < 22:
        current_temp_ballon = -0.016 * x + temp_bal
    elif 12 <= diff < 18:
        current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal
    elif 5 <= diff < 12:
        current_temp_ballon = -0.008 * x + temp_bal
    elif 0 <= diff < 5:
        current_temp_ballon = -0.00001 * x + temp_bal
    x += 1
else:
    diff = None
    x = 1
    predicted_temp_ballon = predict_temperature_balloon(model, scaler,temp_ext[i+1], temp_pst[i+1], current_temp_ballon, press_sf1[i+1],fonc
    current_temp_ballon = predicted_temp_ballon

predictions.append(current_temp_ballon)
temp_MB.append(temp_mb[i + 1])

plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.plot(predictions, label='Valeurs prédites')
plt.plot(temp_MB, label='Vraies valeurs')
plt.title('Prédiction de la température du ballon')
plt.xlabel('Temps')
plt.ylabel('Température du ballon (°C)')
plt.legend()
plt.show()

```

Figure 16 Boucle de test pour l'essai des prédictions

Résultats

Avec cette nouvelle approche, les prédictions du modèle deviennent plus cohérentes avec les valeurs réelles, même dans les cas où les apports énergétiques sont nuls. Bien que des écarts subsistent, ils sont globalement réduits, et les résultats sont jugés satisfaisants pour les applications pratiques.

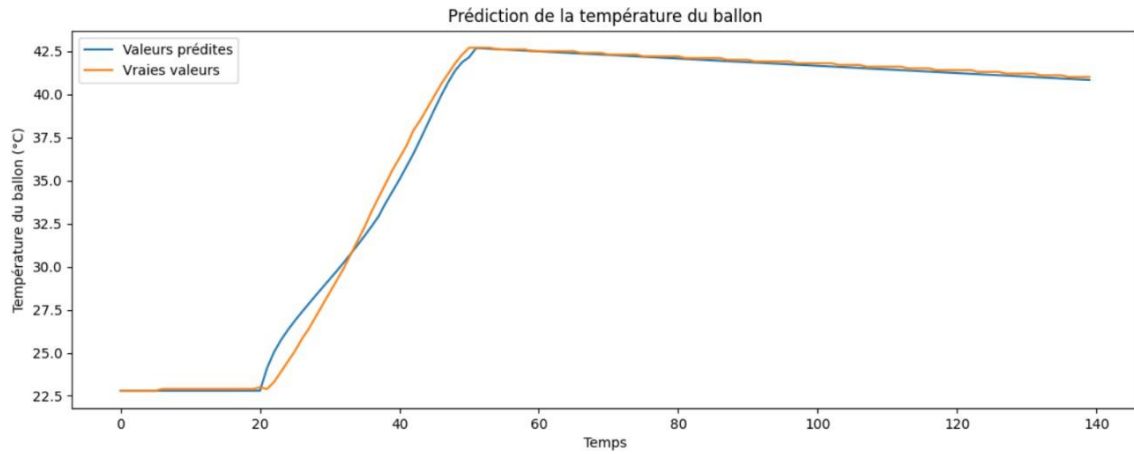


Figure 17 Essai du 06/01/2024 à 5:35 au 07/01/2024 à 5:12

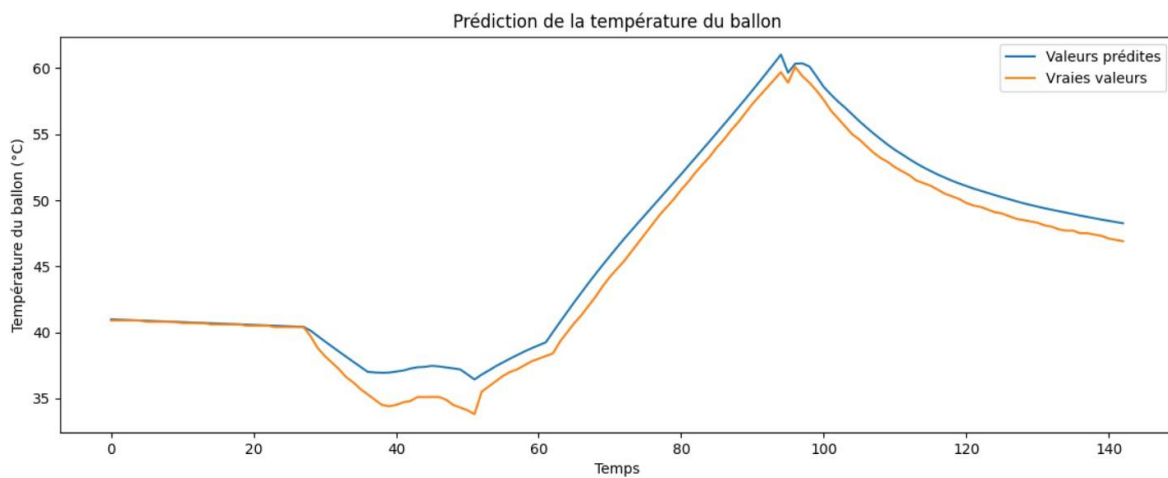


Figure 18 Essai du 7/01/2024 à 5:22 au 08/01/2024 à 5:27

Cette méthodologie montre l'importance d'adapter les modèles prédictifs en fonction des spécificités des données et des scénarios d'application. En intégrant une condition supplémentaire basée sur la physique du système (diminution linéaire en l'absence d'apports), nous avons amélioré la précision des prédictions dans des situations complexes, illustrant ainsi l'efficacité d'une approche hybride alliant machine learning et compréhension des phénomènes physiques.

CONCLUSION GENERALE

III . CONCLUSION GENERALE

Ce projet a exploré la prédiction de la température d'un ballon de stockage thermique en utilisant des modèles de réseaux de neurones, notamment le modèle LSTM (Long Short-Term Memory), adapté pour la gestion de séries temporelles. En nous basant sur des données collectées toutes les 10 minutes, nous avons conçu un modèle capable de prédire la température du ballon pour les six heures suivantes, avec une précision notable. Le processus de modélisation a impliqué un choix judicieux des variables d'entrée influençant l'évolution de la température, telles que la température extérieure, la température du panneau solaire, la pression de soufflage et le fonctionnement de la résistance.

Les résultats obtenus montrent que le modèle LSTM, avec une configuration optimisée de deux couches (150 neurones dans la première couche et 1 neurone en sortie), offre une prédiction très précise, avec une erreur moyenne quadratique extrêmement faible de l'ordre de 2×10^{-5} . Ce résultat est confirmé par la forte similitude entre les courbes des valeurs réelles et prédites. De plus, en testant le modèle sur des données externes, comme celles des mois d'hiver 2023/2024, nous avons constaté que les prédictions restaient cohérentes, même en présence de conditions d'apports énergétiques nuls.

Cependant, le modèle a rencontré des difficultés à prédire la température du ballon lorsque les paramètres d'entrée étaient nuls, nécessitant une adaptation pour modéliser la diminution linéaire de la température en fonction de la différence avec la température ambiante (thermolab). En incorporant des conditions supplémentaires dans l'algorithme, nous avons réussi à surmonter ce problème et à améliorer la précision des prédictions.

Il reste encore deux mois de stage pour compléter ce projet, durant lesquels le modèle de prédiction de la température du panneau solaire et celui de la température intérieure du bâtiment seront développés et intégrés. Ces travaux supplémentaires permettront de finaliser le projet et d'offrir une solution complète pour la gestion thermique et énergétique du système étudié.

Bibliographie

[1] ASHRAE Handbook, HVAC Applications, American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Atlanta, 2007

Annexes

```
import pandas as pd

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error

from keras.models import Sequential

from keras.layers import Dense

import os

import numpy as np

import joblib

from keras.models import load_model

from scipy.optimize import minimize

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

from keras.models import Sequential

from keras.layers import Dense, LSTM

from google.colab import files

from keras.layers import Dropout


# Téléchargement des fichiers

uploaded = files.upload()


# Lire les fichiers Excel dans des DataFrames

data = pd.read_excel(list(uploaded.keys())[0])
```

```

# Sélectionner les entrees et sortie du modele

data = data[['Temp_MB','TEMP_EXT','TEMP_PST', 'PRESS_SFL','FONC_RESIS']]


# Normaliser les données

scaler = MinMaxScaler()

data_scaled = scaler.fit_transform(data)


# Créer des séquences avec prise en compte des conditions des pompes

def create_sequences(data, seq_length=1):

    X = []

    y = []

    for i in range(len(data) - seq_length):

        temp_mb = data[i:i + seq_length, 0:1] # Température du ballon à T

        temp_ext = data[i + seq_length:i + seq_length + seq_length, 1:2] # Température
exterieure à T+1

        temp_pst = data[i + seq_length:i + seq_length + seq_length, 2:3] # Température du PST
à T+1

        press_sfl = data[i + seq_length:i + seq_length + seq_length, 3:4] # Pression de soufflage
à T+1

        fonc_resis = data[i + seq_length:i + seq_length + seq_length, 4:5] # fonctionnement de
la résistance à T+1

        temp_sfl = data[i + seq_length:i + seq_length + seq_length, 5:6]

        # Créer la séquence

        seq = np.concatenate([temp_mb,temp_ext, temp_pst, press_sfl,func_resis,temp_sfl],
axis=1)

        X.append(seq)

        y.append(data[i + 1, 0]) # Température du ballon à t+1

```

```

return np.array(X), np.array(y)

# Utiliser une séquence de longueur 1
seq_length = 1

X, y = create_sequences(data_scaled, seq_length)

# Reshaper les données pour le modèle LSTM
X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], X.shape[2]))

# Diviser les données en ensembles d'entraînement et de test
split = int(0.9 * len(X))

X_train, X_test = X[:split], X[split:]
y_train, y_test = y[:split], y[split:]

# Construire le modèle
model = Sequential()

model.add(LSTM(120, activation='relu', input_shape=(seq_length, X.shape[2])))

model.add(Dense(1))

model.compile(optimizer='adam', loss='mse')

# Entraîner le modèle
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=180, batch_size=32, validation_split=0.1,
verbose=1)

# Évaluer le modèle

```

```

loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)

print(f'Loss: {loss}')

# Faire des prédictions

y_pred = model.predict(X_test)

# Inverser la normalisation

y_test_rescaled = scaler.inverse_transform(np.concatenate([y_test.reshape(-1, 1),
np.zeros((len(y_test), data_scaled.shape[1] - 1))], axis=1))[:, 0]

y_pred_rescaled = scaler.inverse_transform(np.concatenate([y_pred, np.zeros((len(y_pred),
data_scaled.shape[1] - 1))], axis=1))[:, 0]

plt.figure(figsize=(14, 5))

plt.plot(y_test_rescaled, label='Vraies valeurs')

plt.plot(y_pred_rescaled, label='Valeurs prédites')

plt.title('Prédiction de la température du ballon')

plt.xlabel('Temps')

plt.ylabel('Température du ballon (°C)')

plt.legend()

plt.show()

from google.colab import drive

# Monter Google Drive

drive.mount('/content/drive')

from keras.models import load_model

import joblib

```

```

# Charger le modèle

model_load_path = '/content/drive/My Drive/Colab
Notebooks/model.TBAL(T+1)_robuste.h5'

loaded_model = load_model(model_load_path)


# Charger le scaler

scaler_load_path = '/content/drive/My Drive/Colab
Notebooks/scaler.TBAL(T+1)_robuste.pkl'

loaded_scaler = joblib.load(scaler_load_path)


print("Modèle et scaler chargés avec succès.")


# Fonction de prédiction

def predict_temperature_balloon(model, scaler,temp_exterieure_1h, temp_panneau,
temp_ballon_t0,press_sfl,fonc_resis):

    # Créer les données d'entrée

    input_data = np.array([[temp_ballon_t0,temp_exterieure_1h,
temp_panneau,press_sfl,fonc_resis]])

    # Normaliser les données d'entrée

    input_data_scaled = scaler.transform(input_data)

    # Reshaper pour l'entrée du modèle

    input_data_scaled = input_data_scaled.reshape((1, seq_length,
input_data_scaled.shape[1]))

    # Faire la prédiction

    prediction_scaled = model.predict(input_data_scaled)

    # Inverser la normalisation de la prédiction

```

```

    prediction = scaler.inverse_transform(np.concatenate([prediction_scaled, np.zeros((1,
data_scaled.shape[1] - 1))], axis=1))[0]

    return prediction[0]

```

```

# Téléchargement des fichiers

```

```

uploaded = files.upload()

```

```

# Lire les fichiers Excel dans des DataFrames

```

```

data_essaie = pd.read_excel(list(uploaded.keys())[0])

```

```

# Essai sur des données réelles(Trois jours)

```

```

temp_mb = data_essaie['TEMP_MB'] # Température du ballon à T

```

```

temp_ext = data_essaie[ 'TEMP_EXT'] # Température extérieure à T+1

```

```

temp_pst = data_essaie[ 'TEMP_PST'] # Température du PST à T+1

```

```

press_sfl = data_essaie[ 'PRESS_SFL'] # Pression de soufflage à T+1

```

```

temp_tlab = data_essaie['TEMP_TLAB'] # Température du thermolab à T+1

```

```

fonc_resis=data_essaie['FONC_RESIST'] # Température du thermolab à T+1

```

```

# Prédiction temp_exterieure_1h, temp_panneau, temp_ballon_t0,press_sfl,fonc_resis):

```

```

predictions = []

```

```

temp_MB=[]

```

```

for i in range(4775,4921):

```

```

    predicted_temp_ballon = predict_temperature_balloon(model, scaler,
temp_ext[i+1],temp_pst[i+1] , temp_mb[i],press_sfl[i+1],fonc_resis[i+1])

```

```

    predictions.append(predicted_temp_ballon)

```

```

    temp_MB.append(temp_mb[i])

```

```

plt.figure(figsize=(14, 5))

plt.plot(predictions, label='Valeurs prédites')

plt.plot(temp_MB, label='Vraies valeurs')

plt.title('Prédiction de la température du ballon')

plt.xlabel('Temps')

plt.ylabel('Température du ballon (°C)')

plt.legend()

plt.show()


# Essai sur des données réelles

temp_mb = data_essaie['TEMP_MB'] # Température du ballon à T
temp_ext = data_essaie['TEMP_EXT'] # Température extérieure à T+1
temp_pst = data_essaie['TEMP_PST'] # Température du PST à T+1
press_sfl = data_essaie['PRESS_SFL'] # Pression de soufflage à T+1
fonc_resis = data_essaie['FONC_RESIST'] # Fonctionnement de la résistance à T+1
temp_tlab = data_essaie['TEMP_TLAB'] # Température du thermolab à T+1
current_temp_ballon = 22.8


# Prédiction

predictions = []

temp_MB = []

diff = None

x = 1


for i in range(4777,4921):

```



```
if temp_pst[i+1] == 0 and fonc_resis[i+1] == 0 and press_sfl[i+1] == 0:
```

```
    if x == 1:
```

```
        temp_bal = temp_mb[i]
```

```
        diff = temp_mb[i] - temp_tlab[i]
```

```
        if 50 <= diff <= 60:
```

```
            current_temp_ballon = -0.044 * x + temp_bal
```

```
        elif 40 <= diff < 50:
```

```
            current_temp_ballon = -0.0415 * x + temp_bal
```

```
        elif 30 <= diff < 40:
```

```
            current_temp_ballon = -0.038 * x + temp_bal
```

```
        elif 22 <= diff < 30:
```

```
            current_temp_ballon = -0.021 * x + temp_bal
```

```
        elif 18 <= diff < 22:
```

```
            current_temp_ballon = -0.016 * x + temp_bal
```

```
        elif 12 <= diff < 18:
```

```
            current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal
```

```
        elif 5 <= diff < 12:
```

```
            current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal
```

```
        elif 0 <= diff < 5:
```

```
            current_temp_ballon = -0.00001 * x + temp_bal
```

```
        x += 1
```

```
    else:
```

```
        if 50 <= diff <= 60:
```

```
            current_temp_ballon = -0.044 * x + temp_bal
```

```
        elif 40 <= diff < 50:
```

```
            current_temp_ballon = -0.0415 * x + temp_bal
```

```

elif 30 <= diff < 40:

    current_temp_ballon = -0.038 * x + temp_bal

elif 22 <= diff < 30:

    current_temp_ballon = -0.021 * x + temp_bal

elif 18 <= diff < 22:

    current_temp_ballon = -0.016 * x + temp_bal

elif 12 <= diff < 18:

    current_temp_ballon = -0.013 * x + temp_bal

elif 5 <= diff < 12:

    current_temp_ballon = -0.008 * x + temp_bal

elif 0 <= diff < 5:

    current_temp_ballon = -0.00001 * x + temp_bal

x += 1

else:

    diff = None

    x = 1

    predicted_temp_ballon = predict_temperature_balloon(model, scaler,temp_ext[i+1],
temp_pst[i+1] , current_temp_ballon, press_sfl[i+1],fonc_resis[i+1])

    current_temp_ballon = predicted_temp_ballon


predictions.append(current_temp_ballon)

temp_MB.append(temp_mb[i + 1])


plt.figure(figsize=(14, 5))

plt.plot(predictions, label='Valeurs prédites')

```

```
plt.plot(temp_MB, label='Vraies valeurs')  
plt.title('Prédiction de la température du ballon')  
plt.xlabel('Temps')  
plt.ylabel('Température du ballon (°C)')  
plt.legend()  
plt.show()
```